**Univerzitet u Sarajevu  
Elektrotehnički fakultet  
Računarstvo i informatika**

**Vještačka inteligencija   
Akademska godina 2024./2025.**

## **Faze realizacije projektnog zadatka**

### **Naziv Projekta: Sistem za Deblurring Medicinskih Slika**

### 

### 

### **Članovi tima: Asmir Prašović, Vedad Hajrić,** Yahia Aissa ElHattab

**Sadržaj**

[Faza 1: Izbor teme i opis problema 3](#_lqee5vp70v7r)

[1.1 Opis problema 3](#_dxdce873o3xk)

[1.2 Definicija osnovnih pojmova 3](#_dowtn5ricpt)

[1.3 Ciljevi projekta 5](#_ebloj4l80as)

[1.4 Korist i primjena rješavanja problema 5](#_fr89twbdnf0u)

[1.5 Pregled postojećih dataset-ova 6](#_ic8rmq50w9bd)

[Faza 2: Pregled stanja u oblasti 7](#_jdham59nqzcx)

[2.1 Opseg problema koji se rješava 7](#_g97ffhn5nzz)

[2.2 Korištene metode vještačke inteligencije 8](#_pva5g7t539er)

[2.3 Postignuti rezultati 8](#_144qmkdekjxl)

[2.4 Potencijalni pravci za poboljšanje i primjena u projektu 9](#_54cgsytsumll)

[Faza 3: Izbor, analiza i pretprocesiranje dataset-a 11](#_d919kukwphrq)

[3.1. Osnovni pregled izabranog dataset-a 11](#_mxrexpvuczx3)

[3.2. Metode pretprocesiranja podataka 12](#_wk28ldrx530s)

[3.3. Identifikacija rizika 13](#_losmoqyd3gph)

[3.4. Primjena pretprocesiranja 13](#_dj32inqm8qtz)

[Faza 4: Odabir, formiranje, treniranje i testiranje modela 14](#_4b8bsqzhdxuc)

[4.1. Izbor metode za rješavanje problema 14](#_snb658lhs224)

[4.2. Izbor i opis korištenih tehnologija 14](#_ork8vxfw50c)

[4.3. Priprema formata podataka za model 15](#_l737u6ajglf1)

[4.4. Treniranje modela 15](#_2sv46ecptrby)

[● 4.4.1. Arhitektura modela: 15](#_isz056m2nzc9)

[● 4.4.2. Funkcija gubitka: 16](#_1lzdqc62l72s)

[● 4.4.3. Optimizator i metrike: 16](#_s53crhuuf6cg)

[● 4.4.4. Proces treniranja: 16](#_t9sl1yjzdvc)

[4.5. Testiranje modela 17](#_wx3mx27gv8yr)

[4.6. Opis korištenih metrika 17](#_wmatbkmzaguc)

[4.7. Diskusija rezultata i osvrt na istaknute rizike 18](#_n46t1tkxn6pe)

[Faza 5: Cjelokupni osvrt na problem i dobijeno rješenje 19](#_pr3gnujm6emt)

[5.1. Osvrt na postignute rezultate 19](#_3aveyxibf62t)

[5.2. Poređenje sa radovima iz prethodne faze (Literature) 19](#_i9ya7ttxgjil)

[5.3. Diskusija o tome šta se moglo bolje uraditi (prijedlozi za budući rad) 20](#_mi5xk5w4pto2)

### Faza 1: Izbor teme i opis problema

Medicinska dijagnostika se fundamentalno oslanja na interpretaciju vizuelnih informacija dobijenih različitim tehnikama snimanja (MRI, CT, X-zrak, ultrazvuk). Kvalitet ovih slika direktno utiče na sposobnost medicinskih stručnjaka da postave tačnu dijagnozu, planiraju tretmane i prate napredak bolesti. Zamućenje (blurring) medicinskih slika, uzrokovano faktorima kao što su pokreti pacijenta, ograničenja opreme ili sam proces akvizicije, predstavlja značajan izazov. Ono degradira ključne dijagnostičke detalje, potencijalno vodeći ka pogrešnim interpretacijama, odloženim dijagnozama ili potrebi za ponovnim, često invazivnim i skupim, snimanjima.

Motivacija za ovaj projekat leži u potencijalu vještačke inteligencije (VI), posebno tehnika dubokog učenja, da adresira ovaj problem. Razvojem sistema sposobnog da automatski i efikasno ukloni zamućenje sa medicinskih slika, cilj nam je doprinijeti poboljšanju dijagnostičke preciznosti, optimizaciji kliničkih tokova rada i, konačno, boljim ishodima za pacijente. Ovaj projekat istražuje mogućnosti projektovanja i implementacije takvog sistema, fokusirajući se na moderne VI pristupe.

#### 1.1 Opis problema

U modernoj medicini, dijagnostika se u velikoj mjeri oslanja na visokokvalitetne medicinske slike. Bilo da su u pitanju rentgenske snimke (X-ray), ultrazvuk (US), magnetna rezonancija (MRI) ili kompjuterizovana tomografija (CT), jasnoća i detaljnost slika su od suštinskog značaja za preciznu dijagnozu i planiranje terapije. Međutim, tokom procesa akvizicije, transporta pacijenata, ili zbog nehotičnih pokreta (tzv. artefakti pokreta – motion artifacts), fizioloških procesa (npr. disanje, srčani otkucaji) ili nesavršenosti samog sistema za snimanje (npr. out-of-focus blur), medicinske slike često postaju zamućene (engl. blurred).

Ovo zamućenje smanjuje informativnost slike, otežava vizualizaciju finih anatomskih struktura i patoloških promjena (npr. malih lezija, ivica tumora, mikrofraktura) i može dovesti do pogrešnih dijagnoza, propuštanja ključnih detalja, ili povećane nesigurnosti kod dijagnostičara. Problem zamućenja je posebno izražen kod dinamičkih snimanja, dugih akvizicionih sekvenci (npr. kod MRI) ili kod pacijenata koji ne mogu ostati potpuno mirni tokom snimanja (npr. djeca, starije osobe, pacijenti sa neurološkim poremećajima ili bolovima).

Ovaj projekat će se fokusirati na istraživanje i razvoj sistema zasnovanog na vještačkoj inteligenciji, specifično koristeći tehnike dubokog učenja, koji će efikasno deblurrovati medicinske slike, odnosno uklanjati različite tipove zamućenja i obnavljati njihovu originalnu oštrinu i dijagnostički relevantne detalje.

#### 1.2 Definicija osnovnih pojmova

* Deblurring (Uklanjanje zamućenja): Proces rekonstrukcije oštre, latentne slike iz njene zamućene verzije. Matematički, ovo je često modelirano kao inverzni problem dekonvolucije.
  + Ne-slijepa dekonvolucija (Non-blind deconvolution): Proces deblurringa gdje je funkcija zamućenja (PSF) poznata.
  + Slijepa dekonvolucija (Blind deconvolution): Izazovniji proces deblurringa gdje PSF nije poznata i mora se procijeniti istovremeno sa oštrom slikom, ili gdje model uči da uklanja zamućenje bez eksplicitnog poznavanja PSF-a. Većina modernih pristupa dubokog učenja spada u ovu kategoriju.
* Point Spread Function (PSF) / Funkcija Rasipanja Tačke: Matematički opis kako optički sistem, kretanje ili drugi degradirajući faktor transformiše idealan tačkasti izvor svjetlosti (ili signala) u zamućenu mrlju na slici. Razumijevanje ili implicitno modeliranje PSF-a je ključno za efikasno deblurrovanje.
* Konvolucija: Matematička operacija koja opisuje kako se jedna funkcija (npr. originalna oštra slika) modifikuje drugom funkcijom (npr. PSF) da bi se dobila treća funkcija (zamućena slika). Zamućenje se često modelira kao konvolucija originalne slike sa PSF-om, uz dodatak šuma: ZamućenaSlika = OriginalnaSlika \* PSF + Šum (gdje \* označava konvoluciju).
* Vještačka inteligencija (VI): Široko polje računarstva koje se bavi stvaranjem sistema koji mogu obavljati zadatke koji tipično zahtijevaju ljudsku inteligenciju, kao što su percepcija, učenje, rezonovanje i donošenje odluka.
* Mašinsko učenje (ML): Podpolje VI koje omogućava sistemima da uče iz podataka bez eksplicitnog programiranja. Algoritmi mašinskog učenja grade matematičke modele zasnovane na uzorcima podataka ("trening podaci") kako bi pravili predviđanja ili donosili odluke.
* Duboko učenje (Deep Learning): Podpolje mašinskog učenja koje koristi vještačke neuronske mreže sa više slojeva (duboke neuronske mreže) za učenje hijerarhijskih reprezentacija i složenih obrazaca iz velikih količina podataka. Posebno je efikasno za zadatke obrade slika, govora i prirodnog jezika.
* Konvolucione neuronske mreže (CNN): Specijalizovani tip dubokih neuronskih mreža dizajniranih za obradu podataka sa grid-like topologijom, kao što su slike. Koriste konvolucione slojeve za automatsko i adaptivno učenje prostornih hijerarhija karakteristika. Izuzetno su uspješne u prepoznavanju vizuelnih obrazaca, segmentaciji, detekciji objekata i, relevantno za ovaj projekat, restauraciji slika uključujući deblurring.
* Generativne Adversarijalne Mreže (GANs - Generative Adversarial Networks): Klasa modela dubokog učenja gdje se dvije neuronske mreže (generator i diskriminator) takmiče jedna protiv druge. Generator pokušava da stvori realistične podatke (npr. oštre slike), dok diskriminator pokušava da razlikuje stvarne podatke od generisanih. GAN-ovi su pokazali izvanredne rezultate u zadacima generisanja i transformacije slika, uključujući deblurring.
* U-Net Arhitektura: Specifičan tip CNN arhitekture, originalno razvijen za biomedicinsku segmentaciju slika, ali se široko koristi i za druge zadatke transformacije slike-u-sliku, uključujući deblurring. Karakterišu je enkoder-dekoder struktura sa "skip connections" koje pomažu u očuvanju prostornih informacija.
* Metrike evaluacije: Kvantitativne mjere koje se koriste za procjenu performansi modela za deblurring. Uobičajene metrike uključuju:
  + PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio): Mjera odnosa između maksimalne moguće snage signala i snage šuma koji utiče na vjernost njegove reprezentacije. Više vrijednosti su bolje.
  + SSIM (Structural Similarity Index Measure): Mjera strukturne sličnosti između dvije slike, koja uzima u obzir luminancu, kontrast i strukturu. Vrijednosti se kreću od -1 do 1, gdje je 1 savršena sličnost.
  + MSE (Mean Squared Error): Prosječna kvadratna razlika između piksela originalne i rekonstruisane slike. Niže vrijednosti su bolje.

#### 1.3 Ciljevi projekta

Glavni ciljevi ovog projektnog zadatka su:

1. Istražiti postojeće pristupe i tehnike dubokog učenja za deblurring slika, sa posebnim fokusom na medicinske slike.
2. Odabrati ili kreirati odgovarajući dataset medicinskih slika (oštrih i zamućenih parova, ili oštrih slika na kojima će se simulirati zamućenje) za treniranje i evaluaciju modela.
3. Dizajnirati i implementirati model dubokog učenja (npr. zasnovan na CNN, U-Net ili GAN arhitekturi) za uklanjanje zamućenja sa medicinskih slika.
4. Trenirati i optimizovati razvijeni model koristeći odabrani dataset.
5. Evaluacija performansi modela koristeći standardne kvantitativne metrike (PSNR, SSIM) i kvalitativnu vizuelnu inspekciju rezultata.
6. Dokumentovati cjelokupan proces razvoja, uključujući opis problema, korištene metode, eksperimente, rezultate i zaključke.

#### 1.4 Korist i primjena rješavanja problema

Rješavanje problema zamućenja medicinskih slika donosi značajne koristi i ima široku primjenu u zdravstvu:

* Poboljšana dijagnostička tačnost: Oštrije slike omogućavaju radiolozima i ljekarima da preciznije uoče patološke promjene, tumore, frakture ili druge abnormalnosti koje bi inače mogle biti zamaskirane zamućenjem. To direktno doprinosi bržoj i tačnijoj dijagnozi.
* Smanjenje grešaka u dijagnostici: Povećana jasnoća smanjuje rizik od lažno negativnih ili lažno pozitivnih nalaza, što direktno utiče na ishode liječenja pacijenata.
* Optimizacija planiranja tretmana: Preciznije informacije sa slika omogućavaju ljekarima da bolje planiraju hirurške zahvate, radioterapiju i druge tretmane, što dovodi do efikasnijih i sigurnijih intervencija.
* Smanjenje potrebe za ponovnim snimanjem: Ako su slike inicijalno zamućene, često je potrebno ponovno snimanje. Sistem za deblurring može smanjiti ovu potrebu, čime se pacijenti manje izlažu dodatnom zračenju (kod X-zraka i CT-a), štedi vrijeme medicinskog osoblja i smanjuju troškovi korištenja opreme.
* Povećana efikasnost kliničkog rada: Ljekari mogu brže i sa većom pouzdanošću analizirati slike, što poboljšava ukupnu efikasnost dijagnostičkih odjela.
* Podrška telemedicini: U telemedicini, gdje se slike često prenose na daljinu i mogu biti podložne degradaciji, deblurring može osigurati da stručnjaci dobiju najkvalitetnije moguće vizuelne informacije za udaljenu konsultaciju.
* Unapređenje edukacije i istraživanja: Kvalitetnije slike su dragocjen resurs u edukaciji budućih medicinskih stručnjaka, kao i u naučnim istraživanjima gdje je precizna kvantitativna i kvalitativna analiza slika ključna.
* Potencijal za retrospektivnu analizu: Postojeće arhive zamućenih slika mogle bi se obraditi kako bi se izvukle dodatne informacije koje ranije nisu bile vidljive.

#### 1.5 Pregled postojećih dataset-ova

Za razvoj i testiranje sistema za deblurring medicinskih slika, ključno je imati pristup relevantnim dataset-ovima. Postoji nekoliko vrsta dataset-ova koji se mogu koristiti, uključujući one sa simuliranim zamućenjem i, rjeđe, one sa realnim parovima zamućenih/oštrih slika.

Pregled relevantnih javno dostupnih dataset-ova (kao osnova za oštre slike):

* BraTS (Brain Tumor Segmentation) Dataset:
  + Sadrži MRI snimke mozga (T1, T1c, T2, FLAIR) pacijenata sa tumorima. Iako primarno namijenjen segmentaciji, visokokvalitetni snimci se mogu koristiti kao osnova za generisanje simuliranog zamućenja.
  + Pristup: Putem zvaničnih BraTS takmičenja ili povezanih repozitorijuma (npr. The Cancer Imaging Archive - TCIA).
* ADNI (Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative) Dataset:
  + Opsežan dataset koji sadrži MRI i PET skenove mozga, kao i kliničke podatke. Slike mogu sadržavati realne artefakte pokreta.
  + Pristup: Zahtijeva registraciju i odobrenje zbog osjetljivosti podataka.
* NIH Chest X-ray Dataset / CheXpert / MIMIC-CXR:
  + Veliki dataset-ovi rentgenskih snimaka grudnog koša. Zamućenje zbog disanja ili pokreta pacijenta je čest problem.
  + Pristup: Javno dostupni (NIH, Stanford za CheXpert, PhysioNet za MIMIC-CXR).
* IXI (Information eXtraction from Images) Dataset:
  + Sadrži skoro 600 MR slika mozga zdravih subjekata. Raznovrstan po pitanju modaliteta (T1, T2, PD, MRA) i rezolucije.
  + Pristup: Javno dostupan za istraživačke svrhe.
* FastMRI Dataset:
  + Sadrži podatke iz k-prostora i rekonstruisane MRI slike koljena i mozga. Namijenjen ubrzavanju MRI akvizicije, ali može biti koristan i za deblurring istraživanja zbog dostupnosti sirovih podataka.
  + Pristup: Javno dostupan (fastMRI.med.nyu.edu).

Izazovi sa postojećim dataset-ovima za deblurring:  
Glavni izazov je nedostatak velikih, javno dostupnih dataset-ova sa savršeno uparenim zamućenim i odgovarajućim oštrim medicinskim slikama snimljenim u realnim uslovima. Većina postojećih medicinskih dataset-ova sadrži ili pretežno oštre slike, ili slike sa nekontrolisanim, neobilježenim zamućenjem.

### Faza 2: Pregled stanja u oblasti

Nakon definisanja problema zamućenja medicinskih slika i postavljanja osnovnih ciljeva našeg projekta u prethodnoj fazi, neophodno je steći dublji uvid u dosadašnja istraživanja i dostignuća u ovoj dinamičnoj oblasti. Ovo poglavlje posvećeno je sveobuhvatnoj analizi trenutnog stanja tehnike (state-of-the-art) u domenu deblurringa medicinskih slika, sa posebnim naglaskom na primjenu metoda vještačke inteligencije.

Cilj ovog pregleda je da pruži čvrstu osnovu za naš dalji rad, identifikujući ključne pristupe, uspješne metodologije, kao i otvorene izazove i potencijalne pravce za inovacije. Kroz analizu relevantnih naučnih radova, tehničkih članaka i dostupnih repozitorija, istražićemo sljedeće aspekte:

* Opseg i definicija problema: Kako se problem deblurringa medicinskih slika trenutno percipira i koji su njegovi najznačajniji pod-problemi (npr. različiti tipovi zamućenja, specifičnosti medicinskih modaliteta).
* Dominantne metodologije: Koje tehnike vještačke inteligencije, prvenstveno iz oblasti dubokog učenja (kao što su CNN, GAN, Transformer arhitekture, samonadzirano učenje), ali i klasični pristupi, se najčešće primjenjuju za rješavanje ovog problema.
* Postignuća i evaluacija: Kakvi su rezultati postignuti upotrebom postojećih metoda, kako se mjeri njihov uspjeh (korištene metrike), te koje su prednosti i ograničenja trenutnih rješenja.
* Identifikacija potencijala za unapređenje: Na osnovu analize literature, uočićemo potencijalne nedostatke postojećih rješenja ili oblasti koje nude prostor za dalja poboljšanja, što će direktno uticati na usmjerenje našeg projektnog zadatka i odabir metoda koje ćemo implementirati i testirati.

Razumijevanje postojećeg znanja omogućiće nam da naš projekat pozicioniramo unutar šireg naučnog konteksta, izbjegnemo ponavljanje već poznatih rješenja i usmjerimo napore ka razvoju inovativnih i efikasnih pristupa za deblurring medicinskih slika.

#### 2.1 Opseg problema koji se rješava

Problem deblurringa medicinskih slika obuhvata širok spektar modaliteta, uključujući Magnetnu Rezonancu (MRI), Kompjuterizovanu Tomografiju (CT), rendgenske snimke (X-ray), ultrazvučne slike (US) i mikroskopske slike. Istraživanja se fokusiraju na različite tipove zamućenja:

* Zamućenje usljed pokreta (Motion Blur): Jedan od najčešćih problema, posebno kod dužih akvizicija ili pacijenata koji se ne mogu umiriti.
* Gausovo zamućenje (Gaussian Blur): Često se koristi za modeliranje opšte degradacije slike ili efekta van fokusa sistema za snimanje.
* Slijepi deblurring (Blind Deblurring): Situacija gdje parametri zamućenja (npr. Point Spread Function - PSF) nisu unaprijed poznati i moraju se procijeniti, ili gdje model uči da uklanja zamućenje bez eksplicitnog poznavanja PSF-a. Većina modernih AI pristupa spada u ovu kategoriju.

Mnogi radovi se bave deblurringom specifičnog modaliteta, na primjer, CT slika ili ultrazvučnih slika, dok drugi teže razvoju generalizovanijih rješenja koja se mogu primijeniti na više modaliteta. Jedan od ključnih izazova je nedostatak velikih, javno dostupnih dataset-ova sa savršeno uparenim oštrim i zamućenim medicinskim slikama. Zbog toga se često pribjegava generisanju sintetičkih podataka, gdje se na oštre slike primjenjuju simulirani blur kerneli.

#### 2.2 Korištene metode vještačke inteligencije

Dominantni pristup u recentnim istraživanjima deblurringa medicinskih slika je upotreba dubokih neuronskih mreža (Deep Neural Networks - DNNs). Neke od specifičnih arhitektura i tehnika uključuju:

* Konvolucione Neuronske Mreže (CNNs): Osnova većine modernih rješenja za obradu slika. Arhitekture poput U-Net i njenih varijacija često se koriste zbog svoje sposobnosti da efikasno obrađuju slikovne podatke i uče kompleksne transformacije. U-Net se pokazao uspješnim u zadacima gdje je izlaz takođe slika, što je slučaj kod deblurringa.
* Generativne Adversarijalne Mreže (GANs): GAN-ovi su popularni jer mogu generisati veoma realistične oštre slike. Sastoje se od generatora (koji pokušava da deblurira sliku) i diskriminatora (koji pokušava da razlikuje stvarno oštre slike od onih koje je generisao generator). Varijacije kao što su Conditional GANs (cGANs) omogućavaju usmjeravanje procesa generisanja.
* Rekurentne Mreže i Skala-Rekurentne Mreže: Neki pristupi koriste rekurentne strukture ili multi-skala pristupe kako bi postepeno deblurirali sliku ili obrađivali informacije na različitim nivoima rezolucije.
* Rezidualno Učenje (Residual Learning): Tehnika gdje mreža uči rezidualnu mapu između zamućene i oštre slike, što može olakšati trening dubokih mreža. Često se koristi u kombinaciji sa drugim arhitekturama.
* Mehanizmi Pažnje (Attention Mechanisms): Moduli poput prostorno-asimetrične pažnje (spatial-asymmetric attention) pomažu mreži da se fokusira na relevantne dijelove slike i oporavi fine detalje.
* Samonadzirano Učenje (Self-Supervised Learning - SSL): Zbog nedostatka anotiranih podataka, SSL metode dobijaju na značaju. Pristupi poput Masked Autoencoders (MAE) se istražuju za učenje reprezentacija iz neoznačenih medicinskih slika. Modifikacije kao što je "deblurring MAE" integrišu zadatak deblurringa u proces pred-treninga na samonadziran način. Rad na "Scale-Equivariant Imaging" takođe predlaže samonadziran pristup koji koristi invarijantnost na skalu za oporavak informacija visoke frekvencije, što je primjenjivo na deblurring.
* Transformeri (Transformers): Iako su originalno razvijeni za obradu prirodnog jezika, Vision Transformers (ViT) i njihove varijacije sve više nalaze primjenu u računarskom vidu, uključujući i zadatke restauracije slika. MAE, na primjer, često koristi ViT kao enkoder.

Pored AI metoda, i dalje postoje istraživanja koja koriste ili kombinuju klasične metode obrade slike, kao što su Wiener filter, Richardson-Lucy dekonvolucija, filtriranje u frekventnom domenu i slično. Međutim, metode dubokog učenja generalno pokazuju superiorne performanse, posebno kod kompleksnih i nepoznatih tipova zamućenja.

#### 2.3 Postignuti rezultati

Postignuti rezultati u deblurringu medicinskih slika pomoću VI su obećavajući:

* Značajno poboljšanje vizuelnog kvaliteta: AI modeli su sposobni da uklone zamućenje i restauriraju fine detalje koji su bili nevidljivi na originalnim zamućenim slikama.
* Poboljšane kvantitativne metrike: U poređenju sa klasičnim metodama, duboki modeli postižu bolje rezultate na standardnim metrikama kao što su PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) i SSIM (Structural Similarity Index Measure).
* Poboljšanje performansi downstream zadataka: Pokazano je da deblurirane slike mogu poboljšati performanse drugih medicinskih AI aplikacija, kao što su segmentacija tumora ili detekcija abnormalnosti. Ovo je ključna korist jer bolji ulazni podaci vode ka pouzdanijim dijagnostičkim alatima.
* Generalizacija na različite modalitete i tipove zamućenja: Neki moderni pristupi teže ka modelima koji mogu da rukuju različitim medicinskim modalitetima i nepoznatim (slijepim) degradacijama.
* Samonadzirani pristupi postižu konkurentne rezultate: Metode poput "scale-equivariant imaging" i "deblurring MAE" pokazuju da samonadzirano učenje može postići performanse uporedive sa nadziranim učenjem, što je krucijalno za medicinsku domenu.

Ipak, i dalje postoje izazovi. Kvalitet deblurringa može zavisiti od tipa i jačine zamućenja, kao i od specifičnosti medicinskog modaliteta. Generisanje artefakata je takođe potencijalni problem kod nekih AI modela, gdje deblurirana slika može izgledati oštro, ali sadržavati nerealne strukture.

#### 2.4 Potencijalni pravci za poboljšanje i primjena u projektu

Na osnovu pregledane literature, nekoliko pravaca za poboljšanje i dalja istraživanja se nameće, a neki od njih bi se mogli primijeniti u vašem projektu:

1. Hibridni Pristupi: Kombinovanje prednosti klasičnih metoda (npr. eksplicitno modeliranje PSF-a tamo gdje je to moguće) sa moći dubokog učenja.
2. Napredne Arhitekture Dubokog Učenja:
   * Istraživanje novijih arhitektura poput Transformera za deblurring, koji su pokazali dobre rezultate u drugim zadacima vizije.
   * Dalje unapređenje GAN arhitektura kako bi se smanjila pojava artefakata i poboljšala stabilnost treninga.
   * Razvoj laganih (lightweight) modela pogodnih za primjenu na uređajima sa ograničenim resursima ili za brzu obradu.
3. Samonadzirano i Polu-nadzirano Učenje: S obzirom na nedostatak velikih, anotiranih datasetova sa parovima zamućenih/oštrih medicinskih slika, dalji razvoj i primjena samonadziranih ili polu-nadziranih metoda je ključan. Vaš projekat bi mogao istražiti primjenu MAE sa deblurring proxy zadatkom, ili tehnike invarijantne na skalu.
4. Funkcije Gubitka (Loss Functions): Dizajniranje ili kombinovanje naprednijih funkcija gubitka koje bolje odražavaju perceptualni kvalitet slike i dijagnostičku relevantnost, pored standardnih L1/L2, PSNR i SSIM. Perceptualni gubici, adversarijalni gubici i gubici u frekventnom domenu su kandidati.
5. Interpretibilnost Modela (Explainable AI - XAI): Razumijevanje zašto i kako AI model donosi odluke o deblurringu može biti važno za kliničko prihvatanje.
6. Specifični Tipovi Zamućenja i Modaliteti: Fokusiranje na specifične, klinički relevantne tipove zamućenja (npr. artefakti pokreta u MRI tokom određenih sekvenci) ili na modalitete gdje je problem posebno izražen.
7. Kreiranje Realističnijih Sintetičkih Podataka: Unapređenje metoda za generisanje sintetičkog zamućenja kako bi se što bolje aproksimirali realni uslovi degradacije slike.

### Faza 3: Izbor, analiza i pretprocesiranje dataset-a

U ovoj fazi projekta izvršen je odabir odgovarajućeg skupa podataka (dataset-a) za rješavanje problema deblurringa medicinskih slika, konkretno dermoskopskih slika kožnih lezija. Nakon izbora, dataset je detaljno analiziran kako bi se razumjele njegove karakteristike, te su primijenjene odgovarajuće metode pretprocesiranja s ciljem pripreme podataka za treniranje U-Net modela.

#### 3.1. Osnovni pregled izabranog dataset-a

* Naziv dataset-a: Za ovaj projekat korišten je prilagođeni dataset koji se sastoji od parova zamućenih i odgovarajućih oštrih dermoskopskih slika.
* Izvor skupa podataka: Dataset koji smo koristili za naš projekat dobili smo od asistentice Medine Kapo. Dataset je organizovan u dva direktorija na Google Drive-u: jedan za zamućene slike (BLURRED\_IMAGES\_PATH = '/content/drive/My Drive/ESPCN 64-\_128/test\_res') i jedan za oštre slike (SHARP\_IMAGES\_PATH = '/content/drive/My Drive/ESPCN 64-\_128/test\_hr2').
* Format i način preuzimanja: Slike su dostupne u standardnim formatima za slike kao što su PNG, JPG, ili JPEG. Učitavanje se vrši direktno sa specificiranih putanja na Google Drive-u unutar Google Colab okruženja, koristeći OpenCV (cv2.imread).
* Broj instanci: Ukupan broj parova slika (zamućena i oštra) u datasetu je dinamički određen brojem fajlova u navedenim direktorijima. Na osnovu napomene "Sa samo 200 slika", pretpostavlja se da je originalni dataset sadržao oko 200 parova slika.
* Broj atributa (ukoliko ih ima): Svaka instanca je par slika. Za svaku sliku, atributi su:
  + Dimenzije: Slike se prilikom učitavanja reskaliraju na fiksnu veličinu od 256x256 piksela (IMG\_WIDTH = 256, IMG\_HEIGHT = 256).
  + Broj kanala: 3 (RGB slike, IMG\_CHANNELS = 3).
  + Tip podataka piksela: Nakon normalizacije, vrijednosti piksela su float32.
* Broj klasa (ukoliko je u pitanju klasifikacija): Nije primjenjivo, jer se radi o zadatku restauracije slike (image-to-image translation), a ne klasifikaciji.
* Broj instanci po klasama (ukoliko je u pitanju klasifikacija): Nije primjenjivo.
* Količina podataka (MB/GB): [Ovdje navesti približnu veličinu dataseta na disku, ako je poznata. Ako nije, može se izostaviti ili napisati "Nije specificirano".]
* Broj instanci koji je korišten za treniranje, validaciju i testiranje: Ukupan set podataka podijeljen je na sljedeći način:
  + Trening skup: 70%
  + Validacioni skup: 20%
  + Testni skup: 10%  
    Podjela je izvršena nasumično (shuffle=True), koristeći funkciju train\_test\_split iz biblioteke sklearn.model\_selection. Na primjer, ako je ukupan broj slika bio 200, podjela bi bila približno:
  + Trening skup: ~140 slika (len(blurred\_train))
  + Validacioni skup: ~40 slika (len(blurred\_val))
  + Testni skup: ~20 slika (len(blurred\_test))  
    Tačan broj slika u svakom skupu se ispisuje prilikom pokretanja skripte za treniranje.

#### 3.2. Metode pretprocesiranja podataka

Pretprocesiranje podataka je ključan korak za pripremu slika za ulaz u neuronsku mrežu. Ciljevi pretprocesiranja uključuju standardizaciju ulaza, poboljšanje performansi modela i smanjenje rizika od prekomjernog prilagođavanja (overfitting).

* Zašto je pretprocesiranje potrebno?
  + Osigurava da sve slike imaju iste dimenzije i format, što je neophodno za ulaz u konvolucione neuronske mreže.
  + Normalizacija vrijednosti piksela pomaže stabilizaciji i ubrzanju procesa treniranja.
  + Augmentacija podataka na trening skupu je neophodna, posebno kod manjih skupova podataka (kao što je ovdje slučaj sa ~200 slika), kako bi se povećala raznolikost podataka, spriječio overfitting i poboljšala sposobnost generalizacije modela na nove, neviđene slike.
* Korištene metode pretprocesiranja (implementirane u funkciji
  + Učitavanje slika: Slike se učitavaju koristeći cv2.imread.
  + Konverzija boja: Slike se konvertuju iz BGR (OpenCV default) u RGB format (cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR\_BGR2RGB)).
  + Promjena veličine slika (Resizing): Sve slike (i zamućene i oštre) se reskaliraju na dimenzije 256x256 piksela (cv2.resize(img, (IMG\_HEIGHT, IMG\_WIDTH))).
  + Normalizacija: Vrijednosti piksela slika se normalizuju na opseg dijeljenjem sa 255.0 (img = (img / 255.0).astype(np.float32)).
  + Kreiranje tf.data.Dataset: Za efikasno učitavanje i obradu podataka tokom treniranja, kreirani su tf.data.Dataset objekti. Ovo omogućava paralelno učitavanje i primjenu transformacija.
  + Augmentacija podataka (Data Augmentation): Primijenjena je samo na trening skupu unutar tf.data pipeline-a kako bi se transformacije izvršavale "u letu". Korištene tehnike augmentacije (funkcija augment):
    - Nasumično horizontalno okretanje (tf.image.flip\_left\_right).
    - Nasumično vertikalno okretanje (tf.image.flip\_up\_down).
    - Nasumična rotacija za 0, 90, 180 ili 270 stepeni (tf.image.rot90).  
      Iste transformacije se konzistentno primjenjuju na parove zamućenih i oštrih slika.
  + Keširanje (Caching): Validacioni skup podataka se kešira u memoriju (dataset.cache()) radi bržeg pristupa tokom validacije u svakoj epohi, dok se trening skup ne kešira eksplicitno u priloženom kodu (cache\_data=False za trening), vjerovatno zbog augmentacije koja generiše različite slike u svakoj epohi.
  + Miješanje (Shuffling): Trening dataset se miješa (dataset.shuffle()) kako bi se osigurala nasumičnost redoslijeda uzoraka.
  + Grupisanje u batch-eve (Batching): Podaci se grupišu u batch-eve (dataset.batch(BATCH\_SIZE)), gdje je BATCH\_SIZE definisan kao 8.
  + Prefetching: Koristi se dataset.prefetch(tf.data.AUTOTUNE) za optimizaciju performansi učitavanja podataka.

#### 3.3. Identifikacija rizika

Tokom analize dataset-a i problema, identifikovani su sljedeći potencijalni rizici:

* Mala veličina dataset-a: Sa oko 200 originalnih parova slika, dataset je relativno mali. Ovo povećava rizik od prekomjernog prilagođavanja (overfitting), gdje model uči specifičnosti trening podataka umjesto generalnih karakteristika. Augmentacija podataka je primijenjena kao mjera za ublažavanje ovog rizika.
* Kvalitet i realističnost zamućenja: Ako su zamućene slike generisane sintetički, postoji rizik da tip i nivo zamućenja ne odražavaju u potpunosti varijacije koje se javljaju u stvarnim medicinskim akvizicijama. Ovo može uticati na performanse modela na realnim zamućenim slikama.
* Ograničena raznolikost medicinskih slika: Dataset se sastoji od dermoskopskih slika kožnih lezija. Model istreniran na ovom specifičnom tipu slika možda neće dobro generalizovati na druge tipove medicinskih slika (npr. MRI, CT, X-ray) ili čak na dermoskopske slike sa značajno drugačijim karakteristikama.
* Potencijalno neusklađena imena parova slika: Funkcija get\_image\_paths sadrži provjeru i upozorenje za slučaj da imena zamućenih i oštrih slika nisu pravilno uparena. Neispravno uparivanje bi dovelo do toga da model uči pogrešne transformacije.
* Intenzitet informacija u slikama: Dermoskopske slike sadrže fine detalje bitne za dijagnostiku. Proces deblurringa mora biti pažljivo dizajniran da povrati te detalje bez uvođenja artefakata. Pretjerano agresivno sažimanje informacija tokom enkodiranja u U-Netu ili neodgovarajuća funkcija gubitka mogu biti rizik.

#### 3.4. Primjena pretprocesiranja

Sve prethodno opisane metode pretprocesiranja podataka su implementirane koristeći Python programski jezik i relevantne biblioteke kao što su TensorFlow, Keras, OpenCV i NumPy. Ove metode su integrisane u pipeline za učitavanje i pripremu podataka (create\_dataset funkcija) koji se koristi direktno pri treniranju i validaciji modela dubokog učenja.

### Faza 4: Odabir, formiranje, treniranje i testiranje modela

Nakon detaljne analize i pripreme skupa podataka, ova faza se fokusira na izbor odgovarajuće metode i tehnologija, definisanje arhitekture modela, njegovo treniranje na pripremljenim podacima, te evaluaciju performansi koristeći relevantne metrike.

#### 4.1. Izbor metode za rješavanje problema

Za problem deblurringa medicinskih slika, odnosno restauracije oštrih slika iz njihovih zamućenih verzija, odabrana je metoda zasnovana na dubokim konvolucionim neuronskim mrežama (Deep Convolutional Neural Networks - DCNNs). Specifično, kao osnova je korištena U-Net arhitektura, poznata po svojim odličnim performansama u zadacima semantičke segmentacije i drugim problemima transformacije slike u sliku (image-to-image translation), uključujući i restauraciju medicinskih slika.

U-Net arhitektura se sastoji od:

1. Enkoderskog dijela (Contracting Path): Koji progresivno smanjuje prostorne dimenzije ulazne slike koristeći konvolucione slojeve i slojeve za smanjivanje uzorka (max pooling), dok istovremeno povećava broj kanala (filtera) kako bi se naučile kompleksne karakteristike.
2. Dekoderskog dijela (Expanding Path): Koji progresivno povećava prostorne dimenzije kako bi se rekonstruisala izlazna slika, koristeći slojeve za povećavanje uzorka (upsampling) i konvolucione slojeve.
3. Preskočnih veza (Skip Connections): Koje povezuju odgovarajuće slojeve iz enkoderskog i dekoderskog dijela. Ove veze omogućavaju dekoderu da koristi informacije o finim detaljima iz ranijih faza enkodera, što je ključno za rekonstrukciju oštrih slika i sprječavanje gubitka informacija.

U ovom projektu je korištena naprednija verzija U-Net modela, Attention U-Net, koja integriše mehanizme pažnje (attention mechanisms) u preskočne veze. Mehanizmi pažnje omogućavaju modelu da se selektivno fokusira na relevantne regione slike tokom procesa rekonstrukcije, što može dodatno poboljšati kvalitet debluriranih slika. Korištena je varijanta build\_attention\_unet\_v2 koja uključuje dodatna poboljšanja poput BatchNormalization slojeva, UpSampling2D + Conv2D umjesto Conv2DTranspose za glađe povećavanje slike, te he\_normal inicijalizator težina.

#### 4.2. Izbor i opis korištenih tehnologija

Za implementaciju, treniranje i evaluaciju modela korištene su sljedeće tehnologije:

* Python: Kao primarni programski jezik zbog svoje široke primjene u mašinskom učenju, dostupnosti velikog broja biblioteka i jednostavnosti korištenja.
* TensorFlow: Vodeća open-source platforma za mašinsko učenje, razvijena od strane Google-a. Korištena je kao backend za izgradnju i treniranje neuronskih mreža. Pruža fleksibilnost i alate za razvoj kompleksnih modela.
* Keras API (unutar TensorFlow-a): API visokog nivoa za izgradnju i treniranje neuronskih mreža, koji pojednostavljuje proces definisanja slojeva, modela, funkcija gubitka i optimizatora. Korišten je za definisanje Attention U-Net arhitekture.
* OpenCV (cv2): Biblioteka za kompjutersku viziju, korištena za učitavanje, manipulaciju (promjena veličine, konverzija boja) i prikaz slika.
* NumPy: Osnovna biblioteka za numeričko računanje u Pythonu, korištena za rad sa nizovima podataka (slikama).
* Matplotlib: Biblioteka za kreiranje statičkih, animiranih i interaktivnih vizualizacija u Pythonu. Korištena je za prikaz grafika historije treniranja (gubitak, PSNR, SSIM) i za vizuelno poređenje zamućenih, debluriranih i originalnih oštrih slika.
* Scikit-learn (sklearn): Biblioteka koja pruža alate za rudarenje podataka i analizu podataka, uključujući funkciju train\_test\_split za podjelu dataseta.
* Google Colaboratory (Colab): Cloud-bazirano Jupyter notebook okruženje koje omogućava pisanje i izvršavanje Python koda direktno u pretraživaču, uz besplatan pristup GPU resursima, što je bilo ključno za efikasno treniranje dubokih neuronskih mreža. Podaci su bili smješteni na Google Drive i pristupalo im se direktno iz Colab okruženja.

#### 4.3. Priprema formata podataka za model

Kao što je detaljno opisano u Fazi 3 (sekcija 3.2), podaci su pripremljeni u formatu koji odgovara ulaznim zahtjevima Attention U-Net modela:

* Sve slike (zamućene kao ulaz, oštre kao ciljni izlaz) su reskalirane na dimenzije 256x256 piksela.
* Slike su trokanalne (RGB, 3 kanala).
* Vrijednosti piksela su normalizovane i konvertovane u tip podataka float32.
* Podaci su organizovani u batch-eve veličine 8 (BATCH\_SIZE = 8) pomoću tf.data.Dataset API-ja.
* Na trening skupu primijenjena je augmentacija podataka (horizontalno i vertikalno okretanje, rotacije za 90 stepeni) kako bi se povećala raznolikost i smanjio overfitting.

#### 4.4. Treniranje modela

Proces treniranja modela obuhvatio je definisanje arhitekture, funkcije gubitka, optimizatora, metrika i samog iterativnog procesa učenja.

##### 4.4.1. Arhitektura modela:

* + Korištena je build\_attention\_unet\_v2 funkcija koja definiše Attention U-Net model. Ključne karakteristike ove arhitekture uključuju:
  + Standardne konvolucione blokove (conv\_block) koji se sastoje od dva Conv2D sloja sa he\_normal inicijalizatorom, BatchNormalization slojem nakon svake konvolucije i ReLU aktivacionom funkcijom.
  + MaxPooling2D slojeve u enkoderskom dijelu za smanjivanje dimenzija.
  + UpSampling2D slojeve praćene Conv2D slojem u dekoderskom dijelu za povećavanje dimenzija i učenje finih detalja, što je superiorniji pristup u odnosu na Conv2DTranspose za izbjegavanje "šahovskih" artefakata.
  + attention\_block mehanizme integrisane u preskočne veze za poboljšanje fokusa modela na relevantne dijelove slike.
  + Izlazni Conv2D sloj sa jednim filterom i sigmoid aktivacionom funkcijom za generisanje deblurirane slike sa vrijednostima piksela u opsegu.

##### 4.4.2. Funkcija gubitka:

* + Nakon eksperimentisanja sa različitim funkcijama gubitka (L1, kombinacija L1 i SSIM, L1 i Perceptualni), najbolji rezultati su postignuti sa kombinovanom funkcijom gubitka nazvanom l1\_ssim\_perceptual\_loss. Ova funkcija kombinuje tri komponente:
  + L1 gubitak (Mean Absolute Error): tf.reduce\_mean(tf.abs(y\_true - y\_pred)). Mjeri apsolutnu razliku između predviđenih i stvarnih vrijednosti piksela, podstičući pixel-wise tačnost.
  + SSIM gubitak: 1 - tf.reduce\_mean(tf.image.ssim(y\_true, y\_pred, max\_val=1.0)). SSIM (Structural Similarity Index Measure) je metrika koja bolje odražava ljudsku percepciju sličnosti slika, uzimajući u obzir luminancu, kontrast i strukturu. Gubitak se računa kao 1 - SSIM.
  + Perceptualni gubitak: Računa se na osnovu razlika u mapama karakteristika (feature maps) dobijenih iz predtreniranog VGG19 modela (vgg\_model inicijalizovan sa 'imagenet' težinama i bez gornjih slojeva). Ovaj gubitak pomaže u očuvanju visokofrekventnih detalja i tekstura, čineći deblurirane slike vizuelno prijatnijim. Korišteni su izlazi iz block1\_conv2, block2\_conv2 i block3\_conv3 slojeva VGG19 modela.  
    Kombinovani gubitak je definisan kao:  
    total\_loss = (ALPHA \* ssim\_loss\_val) + (BETA \* l1\_loss) + (GAMMA \* perceptual\_loss\_val)  
    gdje su težinski faktori bili ALPHA = 0.85, BETA = 0.15, i GAMMA = 1e-6 (prema kod\_v5).

##### 4.4.3. Optimizator i metrike:

* + Optimizator: Korišten je Adam optimizator sa inicijalnom stopom učenja (learning rate) od 1e-4 (LEARNING\_RATE = 1e-4).
  + Metrike za praćenje: Pored funkcije gubitka, tokom treniranja i evaluacije praćene su sljedeće metrike:
    - psnr (Peak Signal-to-Noise Ratio)
    - ssim (Structural Similarity Index Measure)

##### 4.4.4. Proces treniranja:

* + Model je treniran na trening skupu (70% podataka) i validiran na validacionom skupu (20% podataka) nakon svake epohe.
  + Maksimalan broj epoha bio je postavljen na 100 (EPOCHS = 100).
  + Veličina batch-a bila je 8 (BATCH\_SIZE = 8).
  + Korišteni su sljedeći Keras callbacks:
    - EarlyStopping: Zaustavlja treniranje ako se vrijednost validacionog gubitka (val\_loss) ne poboljša nakon 10 uzastopnih epoha (patience=10), i vraća težine modela na one iz najbolje epohe (restore\_best\_weights=True).
    - ReduceLROnPlateau: Smanjuje stopu učenja za faktor 0.5 (factor=0.5) ako se validacioni gubitak ne poboljša nakon 5 epoha (patience=5).
    - ModelCheckpoint: Čuva najbolji model (na osnovu minimalnog val\_loss) u fajl unet\_deblur\_best\_model.keras.
  + steps\_per\_epoch je izračunat kao len(blurred\_train) // BATCH\_SIZE, a validation\_steps kao len(blurred\_val) // BATCH\_SIZE.

#### 4.5. Testiranje modela

Nakon završenog treniranja, najbolji sačuvani model (unet\_deblur\_best\_model.keras) je evaluiran na odvojenom testnom skupu (10% podataka) koji model nije vidio tokom procesa treniranja ili validacije.

Rezultati za najbolji model (identifikovan kao "UNET V5" sa kombinovanom l1\_ssim\_perceptual\_loss funkcijom gubitka, prema Sta\_smo\_postigli\_V4.txt):

* Baseline Metrike (Originalna Zamućena vs. Oštra slika na testnom skupu):
  + Prosječan PSNR: 34.3579 dB
  + Prosječan SSIM: 0.9562
* Metrike Modela (Deblurirana vs. Oštra slika na testnom skupu):
  + Gubitak (Loss): 0.0366 (ovo je vrijednost kombinovane funkcije gubitka)
  + Prosječan PSNR: 38.6876 dB
  + Prosječan SSIM: 0.9685

Ovi rezultati pokazuju značajno poboljšanje u PSNR i SSIM vrijednostima debluriranih slika u odnosu na originalne zamućene slike, što ukazuje na uspješnost modela u zadatku deblurringa.

Grafici historije treniranja (Loss, PSNR, SSIM tokom epoha – kao što je prikazano na slici "slika v6" ili sličnim graficima iz training\_history.png) pokazuju konvergenciju modela. Idealno, krive za trening i validaciju bi trebalo da budu bliske, što ukazuje na dobru generalizaciju. (Ovdje možeš dodati komentar o tome kako izgledaju tvoje krive, npr. da li validacioni PSNR/SSIM prate trening PSNR/SSIM, da li ima znakova overfittinga itd. na osnovu priloženih grafika.)

Vizuelni rezultati (kao na primjerima slika sa "Zamućena", "Deblurirana (Model)" i "Oštra (Ground Truth)") takođe potvrđuju sposobnost modela da rekonstruiše oštrije detalje iz zamućenih ulaza. (Ovdje možeš prokomentarisati kvalitet debluriranih slika sa priloženih primjera.)

#### 4.6. Opis korištenih metrika

* PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio - Vršni odnos signal-šum): Mjeri kvalitet rekonstrukcije slike poređenjem originalne i rekonstruisane slike. Više vrijednosti PSNR generalno ukazuju na bolji kvalitet rekonstrukcije, odnosno manju grešku. Izražava se u decibelima (dB). Iako je široko korištena, PSNR ne mora uvijek savršeno korelirati sa ljudskom percepcijom kvaliteta slike.  
  Formula: PSNR = 20 \* log10(MAX\_I) - 10 \* log10(MSE)  
  gdje je MAX\_I maksimalna moguća vrijednost piksela (u ovom slučaju 1.0 jer su slike normalizovane), a MSE je srednja kvadratna greška.
* SSIM (Structural Similarity Index Measure - Indeks strukturne sličnosti): Mjeri sličnost između dvije slike uzimajući u obzir informacije o strukturi, luminanci i kontrastu. Vrijednosti SSIM se kreću od -1 do 1, gdje 1 označava savršenu sličnost. Smatra se da SSIM bolje odražava ljudsku percepciju kvaliteta slike u poređenju sa PSNR.
* Funkcija Gubitka (Loss Function): Kao što je opisano u 4.4.2, korištena je kombinovana funkcija gubitka (l1\_ssim\_perceptual\_loss) koja direktno usmjerava proces optimizacije modela. Manje vrijednosti gubitka generalno ukazuju na bolje performanse modela na trening i validacionom skupu.

#### 4.7. Diskusija rezultata i osvrt na istaknute rizike

Dobijeni rezultati su ohrabrujući. Model "UNET V5" sa kombinovanom funkcijom gubitka (L1, SSIM, Perceptualni) postigao je značajno poboljšanje u PSNR (sa 34.36 dB na 38.69 dB) i SSIM (sa 0.9562 na 0.9685) metrikama na testnom skupu u poređenju sa originalnim zamućenim slikama. Iterativni pristup, gdje su testirane različite modifikacije U-Net arhitekture i funkcija gubitka (kao što je dokumentovano u Sta\_smo\_postigli\_V\*.txt fajlovima), pokazao se ključnim za postizanje ovih performansi.  
Poboljšanja u arhitekturi poput BatchNormalization, UpSampling2D + Conv2D i he\_normal inicijalizacije doprinijela su stabilizaciji treninga i boljim rezultatima.

Osvrt na rizike identifikovane u Fazi 3:

* Mala veličina dataset-a (~200 slika): Iako je augmentacija podataka primijenjena i pomogla u sprečavanju značajnog overfittinga (što se može vidjeti iz sličnosti trening i validacionih krivih na graficima, ako je to slučaj), performanse bi se vjerovatno mogle dodatno poboljšati sa većim i raznovrsnijim skupom podataka.
* Kvalitet i realističnost zamućenja: Ako su zamućene slike sintetički generisane, postoji mogućnost da model nije optimalno pripremljen za deblurring slika sa realnim, kompleksnijim tipovima zamućenja koji se mogu javiti u kliničkoj praksi. Performanse na stvarnim zamućenim slikama mogu varirati.
* Ograničena raznolikost medicinskih slika: Model je treniran isključivo na dermoskopskim slikama kožnih lezija. Njegova primjenljivost na druge modalitete medicinskih slika (npr. MRI, CT) ili čak na dermoskopske slike sa značajno drugačijim karakteristikama (npr. različiti uređaji za snimanje, drugačiji tipovi kože) bila bi ograničena bez dodatnog treniranja ili finog podešavanja.
* Interpretacija metrika: Iako PSNR i SSIM daju kvantitativnu mjeru, konačna ocjena kvaliteta debluriranih medicinskih slika često zahtijeva i stručnu procjenu radiologa ili dermatologa, jer metrike ne moraju uvijek uhvatiti sve klinički relevantne aspekte.

### Faza 5: Cjelokupni osvrt na problem i dobijeno rješenje

Ovo poglavlje pruža sumarni pregled cjelokupnog projekta, fokusirajući se na postignute rezultate u kontekstu postavljenog problema deblurringa medicinskih slika. Rezultati se upoređuju sa relevantnim pristupima iz literature, te se diskutuju potencijalna poboljšanja i pravci za budući rad.

#### 5.1. Osvrt na postignute rezultate

Cilj ovog projekta bio je razviti sistem za deblurring medicinskih (dermoskopskih) slika koristeći metode dubokog učenja, konkretno Attention U-Net arhitekturu. Kroz iterativni proces razvoja, koji je uključivao eksperimentisanje sa različitim konfiguracijama modela i funkcijama gubitka, postignuti su značajni rezultati.

Najuspješniji model, označen kao "UNET V5" (koji koristi build\_attention\_unet\_v2 arhitekturu i kombinovanu l1\_ssim\_perceptual\_loss funkciju gubitka), pokazao je sposobnost da efikasno rekonstruiše oštrije slike iz zamućenih ulaza. Kvantitativno, na testnom skupu podataka, model je postigao:

* Prosječan PSNR od 38.6876 dB, što predstavlja značajno poboljšanje u odnosu na prosječan PSNR od 34.3579 dB originalnih zamućenih slika.
* Prosječan SSIM od 0.9685, takođe poboljšanje u odnosu na 0.9562 SSIM originalnih zamućenih slika.

Ova poboljšanja u metričkim vrijednostima, zajedno sa vizuelnim pregledom debluriranih slika (kao što je prikazano u Fazi 4), potvrđuju da je model naučio da restaurira detalje i poboljša ukupni kvalitet slika. Ključni faktori koji su doprinijeli ovim rezultatima uključuju:

* Odabir Attention U-Net arhitekture, koja omogućava modelu da se fokusira na relevantne dijelove slike.
* Poboljšanja u arhitekturi kao što su Batch Normalization za stabilizaciju treninga, korištenje UpSampling2D praćeno sa Conv2D za kvalitetnije povećavanje rezolucije, i inicijalizator težina.
* Implementacija kombinovane funkcije gubitka koja integriše L1, SSIM i perceptualni gubitak, čime se optimizuje model ne samo za pixel-wise tačnost već i za strukturnu sličnost i vizuelnu percepciju.
* Sistematska augmentacija podataka na trening skupu, koja je bila krucijalna s obzirom na relativno malu veličinu originalnog dataseta (~200 slika).

#### 5.2. Poređenje sa radovima iz prethodne faze (Literature)

Direktno i precizno poređenje sa postojećim radovima iz literature zahtijeva detaljnu analizu specifičnih studija koje su obrađene u ranijim fazama ovog projekta (npr., u pregledu literature). Ipak, možemo razmotriti opšte aspekte:

* Metodologija: Korištenje U-Net arhitekture i njenih varijanti (poput Attention U-Net) je čest pristup u medicinskoj segmentaciji i restauraciji slika, što je u skladu sa trendovima u literaturi. Mnogi radovi istražuju slične enkodersko-dekoderske strukture. [Ovdje možeš navesti ako si u svom pregledu literature našao specifične radove koji koriste Attention U-Net za deblurring ili slične zadatke i uporediti vaš pristup].
* Dataseti: Većina objavljenih istraživanja teži korištenju većih i standardizovanih skupova podataka. Dataset korišten u ovom projektu (~200 slika) je relativno mali, što može uticati na direktno poređenje performansi. Mnogi radovi koriste javno dostupne, veće baze podataka (npr. GoPro, SIDD za generalni deblurring, ili veće medicinske baze). Ako su u literaturi korišteni sintetički generisani zamućeni podaci, važno je uporediti kompleksnost i realističnost primijenjenih blur kernela.
* Funkcije gubitka: Kombinovanje L1/L2 gubitka sa perceptualnim gubitkom (često baziranim na VGG mreži) i/ili SSIM gubitkom je takođe tehnika koja se susreće u literaturi za poboljšanje vizuelnog kvaliteta rekonstruisanih slika. Pristup korišten u ovom projektu je stoga u skladu sa naprednim metodama.
* Performanse: Postignute PSNR/SSIM vrijednosti treba posmatrati u kontekstu specifičnosti korištenog dataseta. [Ako imaš konkretne vrijednosti iz literature za slične zadatke na dermoskopskim slikama ili sličnim medicinskim modalitetima, možeš ih ovdje navesti i prodiskutovati kako se tvoji rezultati uklapaju. Budi oprezan pri direktnom poređenju ako su dataseti i uslovi evaluacije različiti.]

Generalno, ovaj projekat demonstrira primjenu savremenih tehnika dubokog učenja na specifičan problem deblurringa medicinskih slika, postižući mjerljiva poboljšanja kvaliteta.

#### 5.3. Diskusija o tome šta se moglo bolje uraditi (prijedlozi za budući rad)

Iako su postignuti zadovoljavajući rezultati, postoji nekoliko aspekata koji bi se mogli unaprijediti u budućem radu:

1. Proširenje i poboljšanje skupa podataka:
   * Povećanje broja slika: Nabavka ili generisanje znatno većeg broja parova zamućenih i oštrih dermoskopskih slika bi vjerovatno dovelo do robusnijeg modela sa boljom generalizacijom.
   * Raznovrsnost podataka: Uključivanje slika sa različitih uređaja, pod različitim uslovima osvjetljenja, i sa širim spektrom kožnih lezija i tipova kože.
   * Realističniji blur: Ako su zamućene slike generisane sintetički, istražiti i implementirati kompleksnije i realističnije modele zamućenja (npr. motion blur uzrokovan pokretima pacijenta/uređaja, out-of-focus blur). Razmotriti i prikupljanje parova slika gdje su zamućenja stvarna.
2. Unapređenje modela i procesa treniranja:
   * Istraživanje naprednijih arhitektura: Testiranje novijih i potencijalno moćnijih arhitektura (npr. Transformer-bazirani modeli za vizuelne zadatke, naprednije varijante GAN-ova za deblurring).
   * Ekstenzivnija optimizacija hiperparametara: Sistematsko pretraživanje optimalnih vrijednosti za stopu učenja, veličinu batch-a, težine u kombinovanoj funkciji gubitka, i parametre regularizacije.
   * Naprednije tehnike augmentacije: Istraživanje i primjena sofisticiranijih tehnika augmentacije podataka relevantnih za medicinske slike.
   * Transfer learning: Razmotriti korištenje predtreniranih modela na većim skupovima medicinskih slika (ako su dostupni i relevantni) ili na velikim skupovima prirodnih slika kao polaznu tačku za finetuning.
3. Funkcije gubitka i metrike evaluacije:
   * Dalje istraživanje funkcija gubitka: Eksperimentisanje sa različitim težinskim koeficijentima u postojećoj kombinovanoj funkciji gubitka ili uvođenje dodatnih komponenti, poput adversarial gubitka iz Generative Adversarial Networks (GANs) za potencijalno realističnije rezultate.
   * Klinička evaluacija: Pored kvantitativnih metrika (PSNR, SSIM), sprovesti kvalitativnu evaluaciju od strane medicinskih stručnjaka (dermatologa) kako bi se procijenila klinička relevantnost i upotrebljivost debluriranih slika.
4. Rukovanje šumom: Medicinske slike često sadrže i šum pored zamućenja. Budući modeli bi mogli eksplicitno da adresiraju i problem uklanjanja šuma istovremeno sa deblurringom.
5. Korisnički interfejs i integracija: Za praktičnu primjenu, razviti jednostavan korisnički interfejs koji bi omogućio ljekarima da lako koriste istrenirani model na svojim slikama.