



# Super rezolucija slike

Vladimir Mandić,mi18465



# Super rezolucija slike (Sažetak)


Super rezolucija slike ima za cilj dobijanje slike visoke rezolucije od slika niske rezolucije, cilj ovog rada je upoređivanje različitih metoda za dobijanje super rezolucije, njihovo međusobno poredjenje korišćenjem vizuelnog prikaza i odgovarajućih merenja. Kao pomoć u izradi projekta koristio sam naučni rad Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks (autori rada su: Chao Dong, Chen Change Loy, Member, IEEE, Kaiming He, Member, IEEE, and Xiaoou Tang), a rad se nalazi na putanji <https://arxiv.org/pdf/1501.00092.pdf>



# UVOD

Razne metode, bez obzira na temeljne korake dobijanja super rezolucije, imaju određene načine stabilizovanja nizova slika, rekonstruisanja, te generisanja slika visoke rezolucije.

Predložena metoda za super rezoluciju slike je deep learning. Naš metod direktno uči preslikavanje, od slike sa niskom rezolucijom do slike sa visokom rezolucijom. To preslikavanje je reprezentovano kao duboka konvolutivna neuronska mreža koja uzima sliku sa malom rezolucijom kao ulaz i daje sliku sa visokom rezolucijom kao izlaz.



Pokazaćemo “oskudno” (“retko”) kodiranje bazirano na SR metodama koje može biti viđeno kao duboka konvolutivna neuronska mreža. Za razliku od tradicionalnih metoda koje uzimaju svaku komponentu zasebno, naš metod optimizuje sve slojeve zajedno.

Duboka CNN mreža ima jednostavnu strukturu, ali ipak pokazuje dobar kvalitet restauracije i postiže veliku brzinu.

Termini koje koristim u radu:


U radu spominjem dekonvoluciju što je matematička operacija pomoću koje se obnavlja slika koja je degradirana konvolucijom, te peak signal-to-noise ratio (PSNR), što je bio ključan parametar u poredjenju generisanih slika



## Metode zasnovane na primerima

Najnovije savremene metode uglavnom koriste strategiju zasnovanu na primerima. Metode zasnovane na primerima mogu biti formulisane za generisanje slika putem super-rezolucije ili mogu biti dizajnirane tako da odgovaraju konkretnim zadacima iz domena. Metoda zasnovana na oskudnom tj retkom kodiranju je jedna od reprezentativnih SR metoda, koja je zasnovana na primerima.

Ova metoda uključuje nekoliko koraka u rešavanju problema. Prvi korak je da se izvuku delovi iz ulazne slike. Ovi delovi se zatim enkodiraju koristeći rečnik niske rezolucije. Proređeni koeficijenti se prosleđuju rečniku visoke rezolucije radi rekonstrukcije delova koji imaju visoku rezoluciju. Na kraju, rekostruisani delovi se objedinjuju



kako bi se proizveo konačni izlaz. Ovaj pipeline je podeljen od strane većine eksternih metoda zasnovanih na primerima. Ono što se pokazuje u ovom radu je da je taj pipeline je ekvivalentan dubokoj konvolutivnoj neuronskoj mreži.

Dakle, razmatra se konvolutivna neuronska mreža koja direktno uči mapiranje, od slike koja ima nisku rezoluciju do slike koja ima visoku rezoluciju. Naš metod se znatno razlikuje od postojećih spoljnih metoda zasnovanih na primerima, po tome što naš metod ne uči eksplicitno rečnike ili pipelineve za modelovanje dela prostora, oni se implicitno postižu preko skrivenih slojeva. Imenujem model sa SRCNN tj Super-rezoluciona konvolutivna neuronska mreža.



Doprinosi ove studije su u tri aspekta:

- 1) Predstavljam potpunu konvolutivnu neuronsku mrežu za slike sa super rezolucijom. Mreža direktno uči mapiranje od slike sa niskom do slike sa visokom rezolucijom, uz malo preprocesiranja
- 2) Uspostavljam vezu između SR metode koja je zasnovana na dubokom učenju i tradicionalnih SR metoda koje su zasnovane na oskudnom kodiranju.
- 3) Pokazujem da je duboko učenje korisno u klasičnom računarskom pogledu super rezolucije i da može postići dobar kvalitet




Algoritmi super rezolucije za jednu sliku se mogu podeliti na 4 tipa:

- 1) modeli predviđanja,
- 2) metode zasnovane na ivicama,
- 3) slike statističkih metoda,
- 4) metode koje su zasnovane na delovima slike (ili na primerima)

Ove metode su temeljno istražene i procenjene u Jangovom radu. Među njima, metoda zasnovana na primerima dostiže vrhunske performanse.

Interne metode zasnovane na primerima koriste svojstvo samoslicnosti i generisu primere delova slike, a na osnovu ulazne slike. Ovo je prvo predloženo u Glasnerovom radu






Pojam samosličnosti - koristi se u matematici, samosličan objekat je tačno ili približno sličan deo sebe (to znači da ima isti oblik kao jedan ili više svojih delova)

Sa druge strane, spoljne metode koje su zasnovane na primerima, uče mapiranje između delova (niske/visoke) rezolucije, a iz spoljasnih skupova podataka.

U pionirskom radu Freeman-a, recnici su predstavljani kao parovi delova (jednog dela koji ima nisku rezoluciju i jednog dela koji ima visoku rezoluciju) i najbliži sused tog dela koji je nadjen u prostoru niske rezolucije, zajedno sa odgovarajucim delom visoke rezolucije se koristi za rekonstrukciju



Sa druge strane,u Čangovom radu je uvedena tehnika višestrukog ugrađivanja,koja zamenjuje strategiju najbližeg suseda (NN)

Za slike u boji,gore pomenute metode prvo transformisu problem u drugi prostor boja(YCbCr ili YUV),a SR se primenjuje samo na kanal osvetljenosti.Postoje radovi koji pokušavaju da rese sve kanale istovremeno npr Kim,Kwon i Dai.



# Konvolutivne neuronske mreže

CNN je nedavno dobila ogromnu popularnost, pre sve zbog uspeha u klasifikaciji slika. Takođe se uspešno primenjuje i u drugim oblastima računarsva, npr otkrivanju predmeta, prepoznavanju lica itd. Nekoliko bitnih faktora koji su uticali na napredak CNN mreža su:

- 1) efikasna trening implementacija na modernim GPU-s
- 2) Rectified Linear Unit (ReLU) koja konvergenciju čini mnogo bržom, dok kvalitet ostaje dobar
- 3) lak pristup ogromnom spektru podataka (poput ImageNet-a)

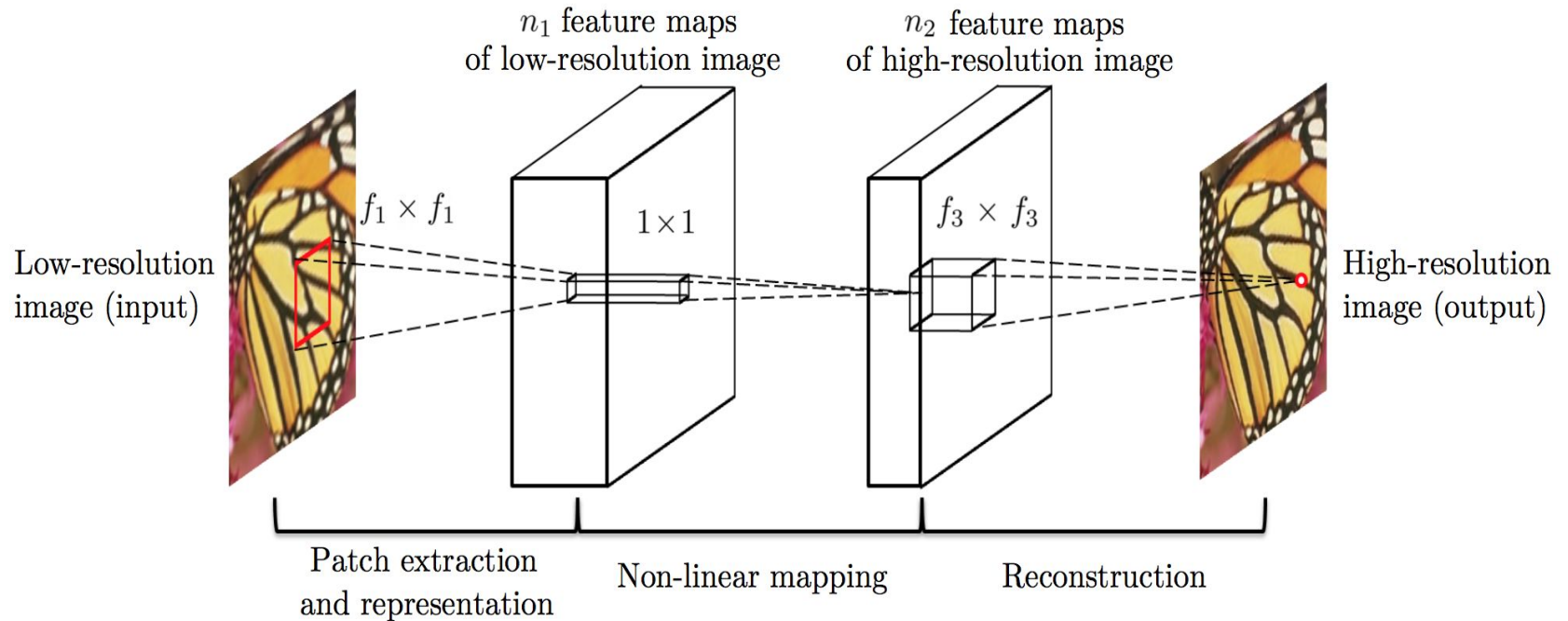


# Primena deep learning-a za restauraciju slika

Bilo je nekoliko studija o primeni tehinka dubokog učenja za restauraciju slika. Višeslojni perceptron (MLP), čiji su svi slojevi potpuno povezani primenjuje se za prirodnu sliku sa ciljem otklanjanja šuma, zamagljenosti

Perceptron je algoritam za nadgledano učenje binarnih klasifikatora. Binarni klasifikator je funkcija koja može odlučiti da li ulaz, predstavljen vektorom brojeva, pripada nekoj određenoj klasi ili ne. Perceptron se još naziva i funkcija praga

# PROJEKAT I METODOLOGIJA IZRADE(SRCNN)






Skupovi podataka koje smo koristili: Set5,Set14

SRCNN-duboka konvolutivna neuronska mreža koja uči mapiranje od slike sa niskom rezolucijom do slike sa visokom rezolucijom. Naš model se može koristiti kako bi poboljšali kvalitet slike koja ima nisku rezoluciju.

Za procenu performansi mreže, koristili smo sledeće pokazatelje kvaliteta slike:

- 1) peak signal to noise ratio (PSNR)
- 2) mean squared error (MSE)
- 3) structural similarity (SSIM) index



Za pre/post procesiranje slika, koristili smo modul **OpenCv**. Koristili smo i konvertovanje naših slika između različitih prostora boja (RGB, BGR, YCbCr). Ovo je neophodno jer je SRCNN mreža trenirana na svetlosnom kanalu (Y) YCrCb prostora boja.

Metodologija u izradi projekta:

1. Priprema degradiranih slika menjanjem veličine slike na gore, pa na dole. Nove slike (koja su degradirane) imaju istu rezoluciju kao i početne slike. Kada smanjimo veličinu slike, mi informacije o originalnim pikselima skladištimo na manjem području, tako da mi gubimo te informacije kada povećamo veličinu slike. Ovo je urađeno korišćenjem modula OpenCV



2) Konstruisanje modela:

```
def model():
```

```
    SRCNN = Sequential([
```

```
        Conv2D(filters=128, kernel_size=(9,9), padding='valid', activation='relu', use_bias=True, input_shape = (None, None, 1)),
```


```
        Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3), padding='same', activation='relu', use_bias=True),
```

```
        Conv2D(filters=1, kernel_size=(5,5), padding='valid', activation='linear', use_bias=True)], name = 'MyModel')
```

```
    SRCNN.compile(optimizer = Adam(learning_rate=0.0003), loss = 'mean_squared_error', metrics = ['mean_squared_error'])
```


```
    return SRCNN
```






3) Preprocesiranje slika: obrada uključuje odsecanje i promene prostora boja. Učitavamo degradirane i referentne slike, korišćenjem OpenCV modula, slike su učitane tako da koriste 3 kanala (BGR)

4) Učitavanje SRCNN mreže: Da bih sačuvao vreme koje je potrebno za obuku duboke konvolutivne neuronske mreže, učitacu već obučene težine za SRCNN, a te težine se mogu pronaći na putanji <https://github.com/MarkPrecursor/SRCNN-keras>



5) Testiranje modela - nakon testiranja mreže, mi možemo da primenimo super rezoluciju na svim ulaznim slikama. Nakon obrade možemo izračunati PSNR, MSE i SSIM na slikama koje proizvodimo

- prvo konvertujemo sliku u YCbCr format (dakle u sliku koja ima 3 kanala Y, Cb i Cr) - ovo nam je neophodno jer se SRCNN mreža obučava nad Y kanalom osvetljenosti
- opsecamo sliku i vršimo normalizaciju, to je neophodno jer SRCNN radi na jednodimenzionom ulazu
- primenjujemo super rezoluciju koristeći SRCNN
- postprocesiranje izlaza normalizacijom slike predviđanja, svođenjem na interval (0-255)



- Na slici predviđanja se nalazi samo kanal osvetljenosti, tako da kopiramo Y kanal nazad na našu sliku i vršimo konverziju u BGR prostor boja

- Brišemo ivice sa referentne i slike koja je degradirana, tako da sve naše slike (referentna, degradirana (slike niske rezolucije) i izlazna slika (visoke rezolucije)) su iste veličine

- Sve metrike kvaliteta slike su bolje. PSNR je povećan, MSE je opao i SSIM je takođe povećan, od degradirane slike do rekonstruisane slike

- Čuvamo slike visoke rezolucije u izlaznom folderu (u mom slučaju to je folder slike1)

# Objektivne metode za određivanje kvaliteta slike

Na narednim slajdovima ćemo opisati dve metode za određivanje kvaliteta slike:

- PSNR (Peak signal-to-noise ratio)
- MSE (Mean Squared Error)
- SSIM

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

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



# PSNR

PSNR je vrednost koja predstavlja logaritamski odnos snage signala ekvivalentnog kvadratu maksimalne moguće vrednosti elementa slike i snage šuma ekvivalentne iznosu srednje kvadratne greške MSE. Ova metoda se najčešće koristi kao mera kvaliteta codeca za sažimanje. Ovom metodom dolazimo jednostavno i brzo do rezultata, ali ti rezultati ne predstavljaju idealno merilo ocene jer rezultati nisu u saglasnosti sa rezultatima koji su dobijeni primenom subjektivnih metoda za određivanje kvaliteta slike. Veće vrednosti PSNR-a znače i kvalitetniju rekonstrukciju pri čemu maksimalna vrednost iznosi 100 decibela, 100 decibela je pokazatelj identičnosti originalne (izvorne slike) i izobličene (rekonstruisane) slike.



# SSIM

Metoda za merenje sličnosti između 2 slike. SSIM je metoda koja je napravljena kako bi se poboljšale tradicionalne metode za određivanje kvaliteta slike kao što su PSNR i MSE. Glavni zadatak ove metode je da se što više približi ljudskoj percepciji. Zavisnost između piksela je veća što su oni međusobno bliži i to je informacija koja opisuje strukturu objekta na slici. Rezultati se dobijaju preko 3 lokalna prozora veličine  $8 \times 8$ . Ti prozori su podeljeni na svetlost, kontrast i strukturu. Rezultati se povezuju u jedan prozor i konačni rezultat je SSIM indeks. SSIM indeks se računa poređenjem originalne i ispitivane slike i to za svaki element ce se dobiti slika/mapa SSIM indeksa. Ukoliko je SSIM indeks 1 tada ne postoji razlika između referentne i testirane slike



## Poređenje rezultata

Rezultati dobijeni PSNR metodom su osetljiviji na Gausov šum od SSIM metode. Dok je SSIM metoda osetljivija na JPEG kompresiju. Isto važi i za Gausovo zamućenje. Obe metode su osetljivije na šum u odnosu na zamućenje.