Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks

Seminarski rad u okviru kursa Računarska inteligencija

Matematički fakultet,univerzitet u Beogradu

Vladimir Mandić mi18465

**Sadržaj:**

1. **Uvod**
2. **Metode zasnovane na primerima**

**3. Algoritam**

**4. Eksperimentalni rezultati**

**5. Doprinos studije**

**6. Literatura**

1. **Uvod**

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,korišćenjem vizuelnog prikaza i odgovarajućih merenja.

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

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 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 samosličnosti i generišu primere delova slike,a na osnovu ulazne slike.Ovo je prvo predloženo u Glasnerovom radu.Pojam samosličnosti se koristi u matematici,samosličan je objekat koji ima isti oblik kao jedan ili više svojih delova

Sa druge strane,spoljne metode koje su zasnovane na primerima,uče mapiranja između delova (niske/viscose) rezolucije,a iz spoljašnjih skupova podataka.U pionirskom radu Freeman-a,rečnici su predstavljeni kao parovi

delova (jednog dela niske i jednog dela visoke rezolucije) i najbliži sused tog dela koji je nađen u prostoru niske rezolucije,zajedno sa odgovarajućim delom visoke rezolucije se koristi za rekonstrukciju

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

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

Predložena metoda za super rezoluciju slike je deep learning.Naša metoda 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.

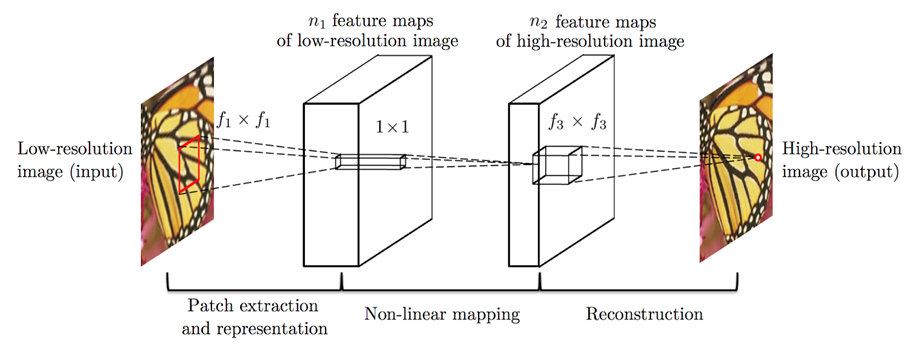
Konvolutivna neuronska mreža je nedavno dobila ogromnu popularnost,pre svega zbog uspeha u klasifikaciji slika,a takođe se uspešno primenjuje i u drugim oblastima računarstva,npr otkrivanju predmeta,prepoznavanju lica itd.Nekoliko bitnih faktora koji su uticali na napredak **CNN** mreža su:

1. Efikasna trening implementacija na modernim GPU
2. Rectifiel Linear Unit (ReLU) koja konvergenciju čini mnogo bržom,dok kvalitet i dalje ostaje dobar
3. Lak pristup ogromnom spektru podataka(poput Image Net-a)
4. **Metode zasnovane na primerima**

Najnovije savremene metode uglavnom koriste 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 rečnike niske rezolucije.Proređeni koeficijenti se prosleđuju rečniku visoke rezolucije radi rekonstrukcije delova koji imaju visoku rezoluciju.Na kraju,rekonstruisani delovi se objedinjuju kako bi se proizveo konačni izlaz.Ovaj pipeline je podeljen od strane eksternih metoda zasnovanih na primerima.Ono što se pokazuje u ovom radu je da je taj pipeline ekvivalentant 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.

1. **Algoritam**

Naš metod se znatno razlikuje od postojećih spoljnih metoda zasnovanih na primerima,po tome što naš metod ne uči eksplicitno rečnike ili pipelinove za modelovanje dela prostora,oni se implicitno postižu preko skrivenih slojeva.Model imenujemo sa SRCNN tj Super-rezoluciona konvolutivna neuronska mreža.



Skupovi podataka koje smo koristili su:Set5 i Set14

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

Za procenu performansi mreže,koristio sam sledeće pokazatelje kvaliteta slike:

1. Peak signal to noise ratio (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.
2. Mean squared error (MSE)
3. Structural similarity (SSIM) index – Metoda za merenje sličnosti između 2 slike.SSIM je metoda 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 8x8.Ti prozori su podeljeni na svetlost,kontrast i strukturu.Rezultati se povezuju u 1 prozor i konačni rezultat je SSIM indeks.SSIM indeks se računa poređenjem originalnen i ispitivane.Ukoliko je SSIM indeks 1 tada ne postoji razlika između referentne i testirane slike

Za pre/post procesiranje koristio sam modul OpenCV.Koristio sam i konvertovanje 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 dole,pa na gore.Nove slike imaju istu rezoluciju kao i početne slike.Kada smanjimo veličinu slike,mi informacije o originalnim pikselima skladištimo na manjem prostoru,tako da mi gubimo te informacije kada povećamo veličinu slike,.Ovo je urađeno korišćenjem modula OpenCV
2. Konstruisanje modela
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,učitaću 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 prostor boja(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 naši sliku i vršimo konverziju u BGR prostor boja
         * Brišemo ivice sa referentne slike i slike koja je degradirana,tako da su sve naše slike (referentna,degradirana i izlazna slika) iste veličine
         * Sve metrike kvaliteta su nakon primene metode bolje.PSNR je povećan,MSE je opao,a SSIM je takođe povećan
         * Čuvamo slike visoke rezolucije u izlaznom folderu (u mom slučaju u pitanju je folder slike1)
6. Eksperimentalni rezultati

Prikaz rezultata za sliku flowers.bmp iz skupa Set14

Degradirana slika Rekonstruisana slika

MSE:367.07440518423914 MSE:210.67191712785583

PSNR:27.25447511864764 PSNR:29.665949682056713

SSIM:0.8690381699992461 SSIM:0.898887007611708



Slika levo je originalna slika (referentna slika) koja pripada skupu Set14

Slika u sredini – degradirana slika,to je slika koja je dobijena tako što smo prvo smanjili sliku i na taj način informacije o originalnim pikselima smestili u manji prostor,time smo izgubili određene informacije koje ostaju izgubljene i nakon uvećanja slike koje smo neposredno zatim izvršili

Slika desno – primenili smo SRCNN na degradiranu sliku

MSE – što je veća vrednost ovog parametra to je manja rezolucija slike

PSNR - želimo da bude što je moguće veća vrednost zato što želimo da šum bude što manji,ovaj parametar predstavlja odnos signala i šuma

SSIM:ovaj parametar se kreće u intervalu od 0.0 do 1.0 i prikazuje sličnost između originalne i odgovarajuće slike

**Dakle za ovaj konkretan primer možemo zaključiti sledeće**:

**MSE parametar kod 3. slike znatno niži,što je i logično jer to znači da je znatno veća rezolucija slike ,a to je i logično budući da je primenjena SRCNN mreža.Dalje,PSRN vrednost je neznatno veća što znači da je šum manji,a takođe i parametar SSIM ima veću vrednost što znači da je slika nakon primene SRCNN sličnija originalnoj tj referentnoj slici.**

**Želim još da prikažem rezultate poređenja primene 3 metode na sliku butterfly.bmp iz skupa Set5:bilinearne interpolacije,bikubične interpolacije i SRCNN metode,međutim pre nego što prikažem rezultate ukratko ću objasniti pojmove bilinearne i bikubične interpolacije**

Bilinearna interpolacija – algoritam gde se koeficijenti interpolacije računaju na osnovu udaljenosti tačaka iz osnovnog rastera od interpolacione tačke

w(1,1) = (1-y)\*(1-x) w(1,2) = (1-y)\*x

w(2,1) = y \* (1-x) w(2,2) = y \* x

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **SRCNN** | **Bicubic** | **Bilinear** |
| **MSE** | 179.01146505444632 | 390.6101837158203 | 648.6254119873047 |
| **PSNR** | 30.37320768683507 | 26.984580538658133 | 24.782076560337416 |
| **SSIM** | 0.9519657744383796 | 0.9154365370881684 | 0.8781344763843051 |

Bikubična interpolacija – daje bolji kvalitet interpolirane slike u odnosu na bilinearnu interpolaciju,a na račun povećane složenosti izračunavanja.Pri interpolaciji koristi se 16 piksela iz originalnog rastera (4x4 okolina) i vrednosti piksela koji su bliži interpoliranom pikselu imaju veći uticaj na interpoliranu vrednost.





Ukoliko pogledamo 1. parametar MSE vidimo da SRCNN daje najmanju vrednost,a bilinearna interpolacija najveću,to je upravo ono što smo i očekivali budući da što je veća vrednost ovog parametra to je manja rezolucija slike,dakle u našem primeru slika na koju je primenjena SRCNN ima najveću,a slika na koju je primenjena bilinearna interpolacija ima najmanju rezoluciju.

Ukoliko pogledamo 2. parametar PSNR vidimo da najveću vrednost daje primena SRCNN,a najmanju primena bilinearne interpolacije na sliku.To je takođe očekivano budući da što je veća vrednost PSNR to je manji šum.

Na kraju,ukoliko pogledamo 3. parametar SSIM vidimo da SRCNN daje najveću,a bilinearna interpolacija najmanju vrednost,to znači da je slika na koju je primenjena SRCNN mreža najsličnija referentnoj slici,a slika na koju je primenjena bilinearna interpolacija je najmanje slična.

Dakle,mogli bismo zaključiti da najbolje rezultate daje SRCNN,zatim bikubična i na kraju bilinearna interpolacija.

1. Doprinos studije

**Doprinosi ove studije su u 3 aspekta i to su**:

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 tj retkom kodiranju**
3. **Pokazujem da je duboko učenje korisno u klasičnom računarskom pogledu super rezolucije i da može postići dobar kvalitet**
4. **Literatura**

**Kao pomoć u izradi projekta koristio sam naučni rad Image-Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks (autori rada su:Chao Dong,Chen Change Loy and Xiaoou Tang),a rad se nalazi na stranici**

<https://arxiv.org/pdf/1501.00092.pdf>