

Super rezolucija slika korišćenjem konvolutivnih neuronskih mreža

Vladimir Mandić
mi18465

SRCNN je duboka konvolutivna neuronska mreža koja uči mapiranje od jednog do drugog kraja (od slike sa niskom rezolucijom do slike sa visokom rezolucijom). Rezultat je taj da se ova mreža može upotrebiti radi poboljšanja kvaliteta slike.

Za računanje performansi mreže korišćene su sledeće metrike:

- 1) Peak to signal noise ratio (PSNR)
- 2) Mean squared error (MSE)
- 3) Structural similarity (SSIM) index

Korišćen je modul OpenCV radi pre/post procesiranja slika

Peak signal to noise ration (PSNR) – vrednost koja predstavlja logaritamski odnos snage signala ekvivalentnog kvadratu moguće vrednosti elementa slike i snage šuma ekvivalentne iznosu srednje kvadratne greške MSE. Želimo da ova vrednost bude što je moguće veća, zato što želimo da šum bude što manji.

MSE (Mean squared error) – što je veća vrednost ovog parametra to je manja rezolucija slike

Structural similarity(SSIM) index – metoda za merenje sličnosti između 2 slike. SSIM je metoda napravljena kako bi se poboljšale tradicionalne metode za određivanje kvaliteta 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. Ovaj parameter se kreće u intervalu od 0.0 do 1.0 i prikazuje sličnost između originalne i odgovarajuće slike.

Metodologija u izradi projekta

1. Priprema degradiranih slika smanjenjem veličine slike na dole, pa na gore. Nove slike imaju istu rezoluciju kao i početne. 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. Konstrukcija modela

3. Učitavanje SRCNN mreže: Najpre su učitane slike iz skupa General-100 koje su korišćene za treniranje modela, zatim su podešavani parametri za kompiliranje modela, za funkciju gubitka je odabran Adam, a metrike koje su praćene u toku obučavanja modela su psnr i ssim koje su prethodno implementirane. Samo obučavanje modela se vrši u 200 epoha, a paketi su veličine 32.

4. Testiranje modela – nakon treniranja mreže, mi možemo da primenimo super rezoluciju na svim ulaznim slikama. Nakon obrade možemo izračunati PSNR, MSE i SSIM na slikama koje proizvodimo.

Na narednim slajdovima prikazaću rezultate (koristeći prethodno pomenute metrike) na slikama na koje su primenjene bilinearna interpolacija, bikubična interpolacija kao i SRCNN.

Bilinearna interpolacija

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

$$\begin{aligned}w(1,1) &= (1-y)*(1-x) & w(1,2) &= (1-y)*x \\w(2,1) &= y*(1-x) & w(2,2) &= y*x\end{aligned}$$

Na narednom slajdu ću prikazati rezultate primene bilinearne interpolacije 2 slike iz skupa Set5

Referentna slika



**Interpolirana slika
(bilinearna interpolacija)**



file:butterfly_GT.bmp
PSNR:24.782076560337416
MSE:648.6254119873047
SSIM:0.8791344763843051

Referentna slika



**Interpolirana slika
(bilinearna interpolacija)**



file:bird_GT.bmp
PSNR:32.896644728720005
MSE:100.12375819830247
SSIM:0.9533644866026473

Na osnovu ova 2 para slika (1 par čine referentna slika i slika koja je rezultat primene bilinearne interpolacije) možemo zaključiti sledeće:

Interpolirana slika drugog para ima veću vrednost parametra PSNR od slike prvog para što znači da ima manji šum u odnosu na referentnu sliku, takođe vrednost parametra MSE je značajno veća za prvu interpoliranu sliku što nam ukazuje da ona ima manju rezoluciju u odnosu na referentnu sliku. Poslednji parametar tj. SSIM je veći u slučaju druge interpolirane slike što govori da je ona sličnija svojoj referentnoj slici.

Bikubična interpolacija

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 (4×4 okolina) i vrednosti piksela koji su bliži interpoliranom pikselu imaju veći uticaj na interpoliranu vrednost.

Na narednom slajdu ću prikazati rezultate primene bikubične interpolacije na 2 slike iz skupa Set5

Referentna slika



**Interpolirana slika
(bikubična interpolacija)**



file:butterfly_GT.bmp
PSNR:26.984580538658133
MSE:390.6101837158203
SSIM:0.9154365370881684

Referentna slika



**Interpolirana slika
(bikubična interpolacija)**



file:bird_GT.bmp
PSNR:36.19699766428704
MSE:46.82759452160494
SSIM:0.9749036436249959

Na osnovu ova 2 para slika(1 par čine referentna slika i slika koja je rezultat primene bilinearne interpolacije) možemo zaključiti sledeće: Interpolirana slika drugog para ima veću vrednost parametra PSNR od slike prvog para što znači da ima manji šum u odnosu na referentnu sliku, takođe vrednost parametra MSE je značajno veća za prvu interpoliranu sliku što nam ukazuje da ona ima manju rezoluciju u odnosu na referentnu sliku. Poslednji parametar tj. SSIM je veći u slučaju druge interpolirane slike što govori da je ona sličnija svojoj referentnoj slici.

SRCNN

SRCNN je duboka konvolutivna neuronska mreža koja uči mapiranje od jednog do drugog kraja (od slike sa niskom rezolucijom do slike sa visokom rezolucijom). Rezultat je taj da se ova mreža može upotrebiti radi poboljšanja kvaliteta slike.

Referentna slika



SRCNN slika



file:baby_GT.bmp
PSNR:24.243960014517167
SSIM:0.824049132918112

Referentna slika



SRCNN slika



file:baby_GT.bmp
PSNR:21.512803227560077
SSIM:0.8254908445884338

Na osnovu ova 2 para slika (1 par čine referentna slika i slika koja je rezultat primene SRCNN) možemo zaključiti sledeće: Izmenjena slika prvog para ima veću vrednost parametra PSNR od slike drugog para što znači da ima manji šum u odnosu na referentnu sliku, a parametar SSIM je za nijansu veći u slučaju druge modifikovane slike što govori da je ona sličnija svojoj referentnoj slici.