

JENIS PENAPIS TERHADAP RANGKAIAN PEMDALAMAN NEURAL KONVOLUSIONAL BAGI IMEJ SUPER RESOLUSI

LEU ZHI YI
PROF. SHAHNORBANUN SAHRAN

Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia

ABSTRAK

Kaedah Super Resolusi (*Super Resolution*, SR) digunakan untuk menjanakan imej yang beresolusi tinggi (HR) dari imej resolusi rendah (LR) dengan mempertingkatkan resolusi imej tersebut. Imej HR memainkan peranan yang penting kepada pihak yang perlu bekerja dengan imej untuk mendapat perincian dalam sesebuah imej. Super-resolusi rangkaian neural konvolusional (SRCNN) merupakan salah satu model yang berjaya digunakan dalam super resolusi imej yang telah dicadangkan dalam penglihatan komputer dengan prestasi yang unggul sama ada dari segi kelajuan ataupun kualiti pemulihan. Namun, tidak semua penapis imej dapat membantu meningkatkan resolusi imej. Sesetengah penapis imej digunakan untuk mengurangkan hingar dalam imej tetapi beberapa penapis imej digunakan untuk mengaburkan imej dan menyebabkan resolusi imej menjadi rendah. Oleh itu, kajian penapisan imej amat diperlukan untuk menentukan penapis imej yang paling sesuai yang boleh dipakai bersama dengan kaedah SRCNN untuk meningkatkan resolusi sesebuah imej. Pemetaan akhir-ke-akhir imej LR dan imej HR dari kaedah SRCNN dan pengaruh pelbagai jenis penapis imej yang diterapkan pada imej input terhadap hasil kaedah SRCNN. Peratus yang berjaya dicamkan dalam projek ini adalah 100.

1 PENGENALAN

Pembangunan pendalaman rangkaian kebelakangan ini membolehkan komputer berfungsi dengan lebih baik dalam meningkatkan kualiti hidup seharian masyarakat. Pada masa ini, beberapa pasukan penyelidikan telah mendalami ilmu pendalaman rangkaian dengan tujuan mengenal pasti sama ada resolusi sesebuah imej dapat ditinggikan melalui kaedah pendalaman rangkaian dan keputusan kegunaan penapis terhadap imej sebelum dengan selepas penggunaan kaedah pendalaman rangkaian. Resolusi sistem pengimejan telah ditingkatkan oleh sebuah kelas teknik yang bernama Super resolusi pengimejan (*super resolution imaging*, SISR). Teknik SISR memainkan peranan yang penting dalam urusan memproses imej umum dan juga wujud dalam mikroskop super resolusi.

SISR merupakan masalah klasik dalam penglihatan komputer (*computer vision*) dan berfungsi untuk menganalisis imej resolusi tinggi (High resolution, HR) dan imej resolusi rendah (*Low resolution*, LR). Kaedah yang efektif untuk menangani masalah analisis imej adalah berdasarkan pendalaman rangkaian neural konvensional (CNN) dengan menggunakan dataset yang membebankan. Kaedah CNN digunakan kerana kaedah ini mengambil imej yang beresolusi rendah sebagai input dan imej yang beresolusi tinggi sebagai pengeluaran.

Commented [U1]: Untuk keperluan daftar ke dalam e-rep. No rujukan akan dimasukkan juga sebagai keperluan daftar ke dalam e-rep.

Commented [U2]: Tajuk menggunakan Nombor 1,2, dan seterusnya.

Selain itu, penapis imej juga memainkan peranan penting dalam meningkatkan resolusi imej. Hal ini demikian kerana penapis imej biasanya digunakan untuk mengurangkan jumlah hingar yang terdapat pada dalam imej dan juga berfungsi untuk menjelaskan ketepian imej tersebut.

2 PENYATAAN MASALAH

Super resolusi imej tunggal (SISR) merupakan kaedah yang biasanya berasaskan contoh (*example-based method*). Kaedah ini menggunakan pembelajaran mesin algoritma untuk menganalisis hubungan antara LR dengan HR melalui dataset.

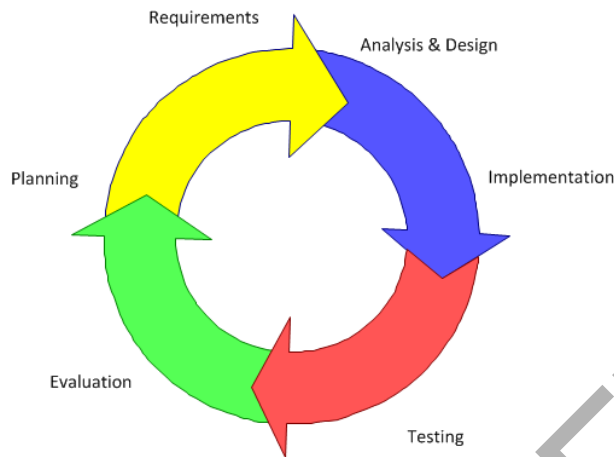
SISR adalah masalah klasik yang terdapat dalam penglihatan komputer (*computer vision*). Alat yang digunakan untuk mengambil gambar pada zaman ini sememangnya sudah berupaya untuk menghasilkan gambar yang beresolusi tinggi (HR). Walau bagaimanapun, terdapat juga situasi yang menyebabkan gambar yang diambil menjadi resolusi rendah (LR). Keadaan ini sering berlaku sekiranya gambar tersebut diambil dalam keadaan yang gelap. Kes-kes ini dikategorikan sebagai masalah penglihatan computer dan telah membawa banyak impak negatif kepada masyarakat seperti bidang yang perlu bekerja dengan imej.

3 OBJEKTIF KAJIAN

Secara Keseluruhan, sumbangan kajian ini adalah terutamanya dalam tiga aspek:

1. Membandingkan prestasi PSNR bagi model yang berbeza parameter.
2. Tentukan algoritma yang lebih efektif untuk meningkatkan resolusi sistem pengimejan bagi tujuan menyelesaikan masalah penglihatan computer.
3. Tentukan penapis yang sesuai dipakai dengan SRCNN untuk meningkatkan resolusi imej.

4 METOD KAJIAN



Rajah 4.1 Rajah kaedah iteratif

Rajah 4.1 menunjukkan rajah kaedah iteratif. Metodologi yang akan digunakan sebagai panduan pembelajaran rangkaian neural konvolusional bagi super resolusi imej adalah dengan menggunakan kaedah iteratif (iterative).

1. Perancangan dan Keperluan: Dokumen spesifikasi dan senarai keperluan perisian perlu ditetapkan dan dicatatkan pada peringkat perancangan awal.
2. Analisis dan Bentuk: Analisis dilakukan dengan tujuan mencatat pangkalan data dan sebagainya yang diperlukan dalam fasa ini. Reka bentuk juga berlaku dalam fasa ini untuk memenuhi sebarang keperluan teknikal yang diperlukan.
3. Pelaksanaan: Pelaksanaan dan pengekodan akan dijalankan dalam fasa ini. Semua dokumen perancangan, spesifikasi dan reka bentuk akan dikodkan dan dilaksanakan.
4. Pengujian: Masalah yang akan timbul akan dikenalpasti melalui prosedur pengujian dalam fasa ini.
5. Penilaian: Di mana projek ini berada dan di mana projek ini diperlukan perlu diperiksa dalam fasa ini.

5 HASIL KAJIAN

Sistem SRCNN dibangunkan dengan menggunakan bahasa pengaturcaraan *Python* dan menggunakan pelayar web *Google Colaboratory* untuk melakukan latihan imej. Imej dataset

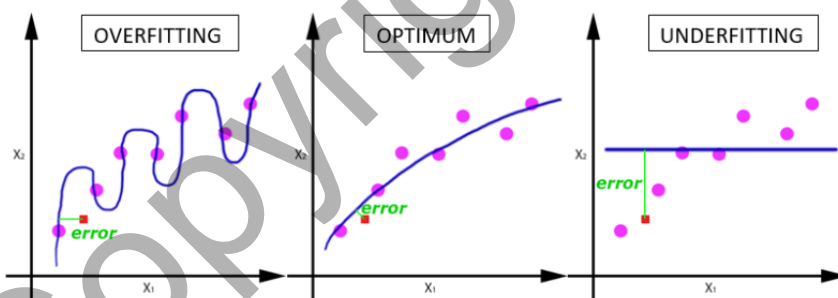
yang digunakan dalam projek ini adalah dataset dari Set 5 dan Set 14 yang sedia ada daripada kajian lepasan(Dong et al. 2016).

Parameter yang telah digunakan dalam projek ini adalah epoch, saiz batch, saiz imej, saiz label, kadar pembelajaran bagi algoritma keturunan kecerunan (gradient descent algorithm), dimensi warna bagi imej, saiz faktor skala untuk imej input pra-pemrosesan, saiz stride untuk imej input dan jenis penapis pada imej input.

Parameter *epoch*, kadar pembelajaran bagi algoritma gradient descent kecerunan, saiz factor skala dan jenis penapis adalah parameter yang dipertimbangkan dalam projek ini. *Epoch* yang digunakan dalam projek ini adalah 10000 dan 15000. Parameter kadar pembelajaran bagi algoritma keturunan kecerunan yang digunakan dalam projek ini pula adalah $1e-3$, $1e-4$ dan $1e-5$. Penapis imej yang diguna pakai dalam projek ini adalah penapis *Gaussian*, penapis *Laplacian* dan penapis *Median*.

a. *Epoch*

Dari segi rangkaian neural, satu *epoch* merujuk kepada satu kitaran penuh dataset latihan. Rangkaian neural biasanya memerlukan *epoch* yang banyak untuk melatih data.



Rajah 5.1 Rajah *epoch*

Rajah 5.1 menunjukkan rajah *epoch* bahawa berat dalam rangkaian neural akan meningkat apabila bilangan epoch meningkat. Graph epoch akan bermula dari underfitting ke optimal dan akhirnya ke overfitting. Bilangan epoch yang tepat bergantung kepada dataset yang dipakai.

b. Kadar Pembelajaran bagi Algoritma Keturunan Kecerunan

Kadar pembelajaran merupakan parameter yang digunakan untuk mengawal perubahan model yang dijadikan sebagai ralat anggaran (estimated error). Nilai yang terlalu kecil akan mencabar kadar pembelajaran ini kerana nilai tersebut menyebabkan masa latihan menjadi panjang. Manakala, nilai yang terlalu besar pula mengakibatkan masa latihan singkat dan cepat ataupun proses latihan yang tidak stabil

c. Jenis Penapis Imej

Penggunaan penapis imej pada gambar merupakan salah satu pra-pemprosesan imej. Penapis imej dapat digunakan untuk mengurangkan jumlah bunyi dalam imej dan meningkatkan bahagian tepi pada imej. Namun begitu, hanya penapis yang sesuai dapat meningkatkan kualiti imej. (Sekhon 2019)

i. Penapis *Gaussian*

Penapis *Gaussian* adalah penapis *linear* dan biasanya digunakan untuk mengaburkan imej ataupun digunakan untuk mengurangkan hingar sesebuah imej. Sekiranya kedua-dua fungsi tersebut telah digunakan dan ditolak daripada sesebuah imej, penapis ini boleh digunakan untuk pengesanan tepi.



Rajah 5.2 Rajah bikubik selepas mengaplikasi penapis *Gaussian*

Rajah 5.2 menunjukkan rajah imej bikubik selepas mengaplikasi penapis *Gaussian* pada input imej.



Rajah 5.3 Rajah SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Gaussian*

Rajah 5.3 menunjukkan rajah imej SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Gaussian* pada input imej.

Penapis *Gaussian* sahaja akan mengaburkan tepi dan mengurangkan kontras. Penapis *Gaussian* melibatkan purata berat piksel sekeliling dan mempunyai parameter sigma.

ii. Penapis *Laplacian*

Laplacian gambar menyoroti bidang perubahan intensiti yang cepat dan dengan demikian dapat digunakan untuk pengesanan tepi.



Rajah 5.4 Rajah bikubik selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*

Rajah 5.4 menunjukkan rajah imej bikubik selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*.



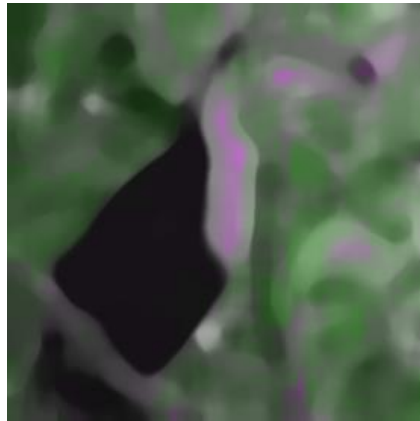
Rajah 5.5 Rajah SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*

Rajah 5.5 menunjukkan rajah imej SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*.

Penapis *Laplacian* digunakan untuk proses pencarian perincian imej yang baik. Sebarang ciri dengan ketakselajaran tajam akan ditingkatkan oleh pengendali *Laplacian*.

iii. Penapis *Median*

Penapis *Median* adalah penapis tidak *linear* yang sering digunakan sebagai cara mudah untuk mengurangkan bunyi dalam imej. Tuntutannya yang terkenal (mengatasi *Gaussian* untuk pengurangan hingar) adalah bahawa penapis *Median* dapat menghilangkan hingar sambil menjaga tepi agak tajam.



Rajah 5.6 Rajah bikubik selepas mengaplikasi penapis *Median*

Rajah 5.6 menunjukkan rajah imej bikubik selepas mengaplikasi penapis *Median*.



Rajah 5.7 Rajah SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Median*

Rajah 5.7 menunjukkan rajah imej SRCNN selepas mengaplikasi penapis *Median*.

Kaedah PSNR telah digunakan dalam pengujian rangka kerja projek ini. Kaedah PSNR ini akan ditakrifkan dengan MSE. PSNR berfungsi untuk mengira nisbah isyarat-kebunyi puncak (*peak signal-to-noise ratio*) antara dua imej. Nisbah ini digunakan sebagai pengukuran kualiti antara imej asal dan imej yang dimampatkan. Imej yang dimampatkan mempunyai PSNR yang tinggi sekiranya kualiti imej tersebut baik. MSE pula mewakili ralat

kuadrat kumulatif (*cumulative square error*) antara imej asal dengan imej yang dimampatkan. Nilai MSE yang rendah menunjukkan ralat yang rendah.

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

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right)$$

Imej HR mempunyai PSNR antara 30db ke 50 db.

19 imej akan digunakan sebagai imej ujian. Manakala, 91 imej akan dilatih dalam projek ini.

Keputusan hasil kajian telah dianalisis dalam rajah-rajah berikut :-

Set 5						
Model	Average PSNR					
	bicubic	SRCNN (Scale 2x)	bicubic	SRCNN (Scala 3x)	bicubic	SRCNN (Scala 4x)
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 15000	33.63397998	29.0009885	30.38159326	32.44237616	28.39068671	29.03524055
Gradient Descent : 1e-3; Epoch : 15000		29.0801927		32.43928382		29.03433962
Gradient Descent : 1e-5; Epoch : 15000		29.0045992		32.45003498		29.03586091
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 10000		29.0004618		32.44522885		29.03521071

Rajah 5.8 Rajah keputusan PSNR bagi imej Set 5

Rajah 5.8 menunjukkan rajah keputusan PSNR bagi imej Set 5. Berdasarkan Rajah 5.8, keputusan skala 3 berjaya menghasilkan imej yang lebih beresolusi tinggi dan mendapat keputusan yang lebih baik berbanding dengan imej yang berskala 4. Manakala, model kedua mendapat keputusan yang paling baik dalam kalangan imej yang berskala 2. Model ketiga mendapat keputusan yang paling tinggi bagi imej yang berskala 3 dan 4. Secara ringkasnya, keputusan PSNR bagi skala 3 dan model ketiga memberi keputusan yang paling baik.

Set 14						
Model	Average PSNR					
	bicubic	SRCNN x2	bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN x4
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 15000	30.31741061	26.4990267	27.63542455	29.11029635	26.09762246	26.61283257
Gradient Descent : 1e-3; Epoch : 15000		26.5529209		29.10273626		26.61601069
Gradient Descent : 1e-5; Epoch : 15000		26.495421		29.11417561		26.61332942
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 10000		26.4993642		29.11021183		26.61279195

Rajah 5.9 Rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14

Rajah 5.9 menunjukkan rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14. Berdasarkan Rajah 5.9, keputusan skala 3 berjaya menghasilkan imej yang lebih beresolusi tinggi dan mendapat keputusan yang lebih baik berbanding dengan imej yang berskala 4. Manakala, model kedua mendapat keputusan yang paling baik dalam kalangan imej yang berskala 2 dan 4. Namun begitu, model ketiga mendapat keputusan yang paling tinggi bagi imej yang berskala 3. Secara ringkasnya, keputusan PSNR bagi skala 3 dan model ketiga memberi keputusan yang paling baik selepas berbanding dengan beberapa parameter.

Model	Image	Set 5						0 Bird	1 Butterfly	2 Baby	3 Head	4 Woman
		Gaussian		Laplacian		Median						
		bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN					
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 15000	0	33.35649895	32.22979985	32.66826773	36.78756403	41.28635100	30.55143175					
	1	33.03085828	30.66414950	30.40732503	32.21649471	31.26492757	29.61402639					
	2	32.08385995	31.80386812	31.43651152	37.68542455	43.79809134	32.26639558					
	3	30.77345716	31.64141438	29.32405600	38.93002264	40.73351835	32.58211859					
	4	33.28992378	31.37067203	31.34953377	34.91212196	36.69362201	31.18413361					
Gradient Descent : 1e-3; Epoch : 15000	0	33.35649895	32.24310226	32.66826773	36.88590112	41.28635100	30.54313347					
	1	33.03085828	30.68120295	30.40732503	32.24809317	31.26492757	29.59048581					
	2	32.08385995	31.83263640	31.43651152	37.81540536	43.79809134	32.27030950					
	3	30.77345716	31.66079912	29.32405600	38.97020478	40.73351835	32.55318008					
	4	33.28992378	31.37683811	31.34953377	34.98600962	36.69362201	31.16866937					
Gradient Descent : 1e-5; Epoch : 15000	0	33.35649895	32.23743139	32.66826773	36.78957863	41.28635100	30.55423192					
	1	33.03085828	30.67084499	30.40732503	32.22833274	31.26492757	29.60196348					
	2	32.08385995	31.81239795	31.43651152	37.70507058	43.79809134	32.27656774					
	3	30.77345716	31.65259187	29.32405600	38.96917806	40.73351835	32.57804636					
	4	33.28992378	31.36963321	31.34953377	34.90002486	36.69362201	31.18572332					
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 10000	0	33.35649895	32.22887254	32.66826773	36.79013407	41.28635100	30.55270515					
	1	33.03085828	30.66531027	30.40732503	32.21676916	31.26492757	29.60703417					
	2	32.08385995	31.80591245	31.43651152	37.68541322	43.79809134	32.26677268					
	3	30.77345716	31.63997776	29.32405600	38.93100897	40.73351835	32.58357761					
	4	33.28992378	31.36908991	31.34953377	34.91396360	36.69362201	31.18447958					

Rajah 5.10 Rajah keputusan PSNR bagi imej Set 5 yang telah mengaplikasi penapis

Rajah 5.10 menunjukkan keputusan PSNR bagi imej Set 5 yang telah mengaplikasi penapis. Berdasarkan Rajah 5.10, hanya penapis *Laplacian* berjaya menghasilkan semua imej beresolusi tinggi. Hanya satu imej berjaya menghasilkan PSNR SRCNN yang lebih tinggi dengan menggunakan penapis *Gaussian*, iaitu imej kepala. Manakala, penapis *Median* langsung tidak dapat menghasilkan imej yang PSNR SRCNN yang lebih tinggi daripada PSNR bicubic imej. Model kedua mendapat keputusan yang paling baik selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*. Secara ringkasnya, hanya penapis *Laplacian* yang sesuai

dapat menghasilkan imej yang beresolusi tinggi. Manakala, model kedua merupakan model yang paling sesuai dalam Set 5 selepas mengaplikasikan penapis *Laplacian*. Imej yang paling sesuai untuk semua penapis adalah imej *head*. Manakala, imej yang paling tidak sesuai untuk semua penapis adalah imej *butterfly*.

Model	Image	Set 14							
		Gaussian		Laplacian		Median			
		bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN		
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 15000	0	31.12575999	31.25804654	29.43448663	35.98753620	37.80469506	31.39475522	0	Contemplate
	1	33.39924045	33.09432870	31.82330207	36.38686902	37.25091305	31.82496279	1	Butterfly
	2	30.12233651	30.96503469	29.04332462	35.63398859	35.57183959	29.76562396	2	Monkey
	3	29.00784130	30.32414851	28.45752743	37.05338061	40.81690354	31.25883692	3	Boat
	4	33.15358446	30.98491310	31.33823703	35.97415572	38.84744863	32.56324094	4	Foreman
	5	31.92276354	29.99086548	29.04807939	32.51816194	33.35599703	28.86828237	5	Barbara
	6	29.74269079	30.01748882	28.33297883	34.43379179	37.78997630	29.51218855	6	Bridge
	7	31.88666690	32.15988760	30.36836797	37.54395617	40.43012778	32.8261061	7	Woman
	8	31.69243791	31.60526864	29.81372012	35.02699493	37.69855906	30.28446803	8	Flowers
	9	31.70824531	30.88504177	28.95896752	33.23129554	34.56334104	29.42649311	9	Zebra
	10	30.73494858	31.64853584	29.28984312	38.91587906	40.73916105	32.60107356	10	Head
	11	31.82525100	31.78680888	30.11702922	38.32414924	41.27127225	32.80497277	11	Vegetables
	12	29.97828685	30.26556959	28.65108215	34.74684131	38.47441276	30.53947899	12	Map
13	35.18706860	31.01481647	32.60881215	34.16533823	34.18875802	32.35904174	13	Powerpoint	
Gradient Descent : 1e-3; Epoch : 15000	0	31.12575999	31.28781891	29.43448663	36.09770676	37.80469506	31.40612805		
	1	33.39924045	33.12357309	31.82330207	36.44839670	37.25091305	31.83186589		
	2	30.12233651	30.98097518	29.04332462	35.73966748	35.57183959	29.75742836		
	3	29.00784130	30.33558780	28.45752743	37.10934086	40.81690354	31.17919692		
	4	33.15358446	31.00644260	31.33823703	36.02668154	38.84744863	32.54002239		
	5	31.92276354	29.99223713	29.04807939	32.57438484	33.35599703	28.84625766		
	6	29.74269079	30.01569738	28.33297883	34.51135099	37.78997630	29.50018293		
	7	31.88666690	32.19191183	30.36836797	37.65614151	40.43012778	32.39199300		
	8	31.69243791	31.61548907	29.81372012	35.10553344	37.69855906	30.27948064		
	9	31.70824531	30.88867102	28.95896752	33.26244669	34.56334104	29.41702396		
	10	30.73494858	31.67438812	29.28984312	39.05008341	40.73916105	32.58536557		
	11	31.82525100	31.79842770	30.11702922	38.39065370	41.27127225	32.80745954		
	12	29.97828685	30.38356219	28.65108215	34.84253542	38.47441276	30.53949202		
13	35.18706860	31.08930296	32.60881215	34.20458004	34.18875802	32.34641179			

Rajah 5.11 Rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14 yang telah mengaplikasikan penapis bahagian 1

Rajah 5.11 menunjukkan rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14 yang telah mengaplikasikan penapis bahagian 1.

Model	Image	Set 14							
		Gaussian		Laplacian		Median			
		bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN	bicubic	SRCNN		
Gradient Descent : 1e-5; Epoch : 15000	0	31.12575999	31.26159977	29.43449663	36.00638762	37.80469506	31.40188513	0	Contemplate
	1	33.39924045	33.09310083	31.82330207	36.40981418	37.25091305	31.82814461	1	Butterfly
	2	30.12233651	30.96856319	29.04332462	35.68175457	35.57183959	29.76389263	2	Monkey
	3	29.00784130	30.33065484	28.45752743	37.11857753	40.81690354	31.25129085	3	Foreman
	4	33.15358446	30.97706002	31.33823703	36.00682440	38.84744863	32.58185859	4	Barbara
	5	31.32276354	29.99267521	29.04807939	32.52735147	33.35599703	28.86496401	5	Bridge
	6	29.74269079	30.01307747	28.33297883	34.44422392	37.78997630	29.51485265	6	Woman
	7	31.88666690	32.15897843	30.36836797	37.54420313	40.43012778	32.38702510	7	Flowers
	8	31.69243791	31.60473864	29.81372012	35.04985085	37.69855906	30.27697593	8	Zebra
	9	31.70824531	30.88374673	28.95896752	33.25745840	34.56334104	29.42347430	9	Head
	10	30.73494858	31.65191101	29.28984312	38.95382948	40.73916105	32.61720971	10	Vegetables
	11	31.82525100	31.78750326	30.11702922	38.33059994	41.27127225	32.81446051	11	Man
	12	29.97828685	30.26301992	28.65108215	34.77475358	38.47441276	30.54367419	12	Powerpoint
13	35.18706860	31.00720739	32.60881215	34.17666601	34.18875802	32.35908799			
Gradient Descent : 1e-4; Epoch : 10000	0	31.12575999	31.25750264	29.43449663	35.99097490	37.80469506	31.39550844		
	1	33.39924045	33.09740733	31.82330207	35.99097490	37.25091305	31.82374274		
	2	30.12233651	30.96529844	29.04332462	35.63589803	35.57183959	29.76494700		
	3	29.00784130	30.32593319	28.45752743	37.06230361	40.81690354	31.25612102		
	4	33.15358446	30.98567907	31.33823703	35.97090109	38.84744863	32.56878689		
	5	31.32276354	29.99275392	29.04807939	32.51826015	33.35599703	28.86854898		
	6	29.74269079	30.02067581	28.33297883	34.44068929	37.78997630	29.51270743		
	7	31.88666690	32.15827276	30.36836797	37.54422629	40.43012778	32.38532834		
	8	31.69243791	31.60454096	29.81372012	35.02667136	37.69855906	32.38532834		
	9	31.70824531	30.88470614	28.95896752	33.23264225	34.56334104	29.42992335		
	10	30.73494858	31.64966450	29.28984312	38.92280550	40.73916105	32.6186028		
	11	31.82525100	31.78683663	30.11702922	38.32468451	41.27127225	32.80197714		
	12	29.97828685	30.26981143	28.65108215	34.75203000	38.47441276	30.54009853		
13	35.18706860	31.01726762	32.60881215	34.17378137	34.18875802	32.36105496			

Rajah 5.12 Rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14 yang telah mengaplikasi penapis bahagian 2

Rajah 5.12 menunjukkan rajah keputusan PSNR bagi imej Set 14 yang telah mengaplikasi penapis bahagian 2.

Berdasarkan **Error! Reference source not found.** dan **Error! Reference source not found.**, hanya penapis *Laplacian* berjaya menghasilkan semua imej beresolusi tinggi. Hanya separuh daripada Set 14 berjaya menghasilkan PSNR SRCNN yang lebih tinggi berbanding dengan PSNR bikubik imej selepas mengaplikasi penapis *Gaussian* pada imej, iaitu imej *contemplate*, imej *monkey*, imej *boat*, imej *bridge*, imej *woman*, imej *head* and imej *man*. Manakala penapis *Median* tidak dapat menghasilkan PSNR SRCNN yang lebih tinggi daripada PSNR bikubik imej dengan menggunakan Set 14. Model kedua mendapat keputusan yang paling baik dalam penapis *Laplacian* berbanding dengan model-model lain. Secara ringkasnya, penapis *Laplacian* merupakan penapis yang paling sesuai untuk menghasilkan imej yang beresolusi tinggi berbanding dengan penapis *Gaussian* dan penapis *Median*. Manakala, model kedua merupakan model yang paling sesuai bagi Set 14 selepas mengaplikasi penapis *Laplacian*. Imej yang paling sesuai dalam Set 14 untuk semua penapis adalah imej *boat*. Manakala, imej yang paling tidak sesuai untuk Set 14 untuk semua penapis yang dipakai dalam projek ini ialah imej *foreman*.

6 KESIMPULAN

Super resolusi rangkaian neural konvolusional ialah satu platform yang dapat memulihkan imej dari resolusi rendah ke imej resolusi tinggi dan kaedah ini amat diperlukan dalam mana-mana bidang terutama bagi pihak yang bekerja dengan imej. Bidang-bidang ini mengalami masalah yang kritikal dalam pengimejan apabila perlu menganalisis sesebuah imej tetapi imej yang dihasilkan dalam keadaan yang resolusi rendah. Oleh itu, SRCNN perlu dipelajari untuk memulihkan imej kepada resolusi tinggi dengan cepat.

Dengan ini, projek ini telah fokus untuk membangunkan sebuah sistem pendalaman rangkaian konvolusional bagi super resolusi imej melalui algoritma tersebut. *Pycharm* tetapi *Google Colaboratory* telah digunakan untuk membangunkan sistem projek ini kerana sistem ini memerlukan RAM yang amat besar.

Secara tuntasnya, penapis imej yang sesuai akan dipakai pada input imej sebelum algoritma SRCNN menjalankan pra-pemrosesan, iaitu interpolasi bikubik. SRCNN kemudian akan menjalankan interpolasi bikubik untuk menghasilkan imej LR sebelum menjalankan pemulihan imej ke resolusi tinggi. Penapis diaplikasikan pada input imej sebelum SRCNN untuk mengenal pasti penapis yang paling sesuai untuk menghasilkan imej yang beresolusi tinggi melalui proses SRCNN.

7 RUJUKAN

- Anwar, S., Khan, S. & Barnes, N. 2019. A Deep Journey into Super-resolution: A survey 1–20. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1904.07523>
- Dong, C., Loy, C. C., He, K. & Tang, X. 2016. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 38(2): 295–307. doi:10.1109/TPAMI.2015.2439281
- Sekhon, M. 2019. Image Filters in Python - Towards Data Science. *towards data science*. <https://towardsdatascience.com/image-filters-in-python-26ee938e57d2> [17 June 2020].
- Yamanaka, J., Kuwashima, S. & Kurita, T. 2017. Fast and Accurate Image Super Resolution by Deep CNN with Skip Connection and Network in Network. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 10635 LNCS:

217–225. doi:10.1007/978-3-319-70096-0_23 Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan. 2014.
Network In Network.

Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov,
Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovi. 2014. Going Deeper with
Convolutions.

Muhammad Imran Razzak, Saeeda Naz and Ahmad Zai. 2017. Deep Learning for Medical
Image Processing: Overview, Challenges and Future.

Wenming Yang, Xuechen Zhang, Yapeng Tian, Wei Wang, Jing-Hao Xue, Qingmin Lia.
2018. Deep Learning for Single Image Super-Resolution : A Brief Review

Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio,
Francesco Ciompi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen A.W.M. van der Laak, Bram van Ginneken,
Clara I. S´anchez. 2017. A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis.

S. Kevin Zhou, Hayit Greenspan, Dinggang Shen. 2018. Deep Learning for Medical Image
Analysis.

Jason Hagerty, R. Joe Stanley and William V. Stoecker. 2017. Medical Image Processing in
the Age of Deep Learning. Is There Still Room for Conventional Medical Image Processing
Techniques?