

KONFIGURASI OPTIMAL GUIDED FILTER DAN CNN PADA PENINGKATAN KUALITAS CITRA YANG MEMUAT DERAINNET

Rashif Ilmi Nurzaman, Riko Arlando Saragih

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Kristen Maranatha
Jl. Suria Sumantri 65, Bandung
rashif.ilmi@gmail.com, riko.as@eng.marantha.edu

Diterima 20 Agustus 2019
Disetujui 23 September 2019

Abstract—DerainNet is a Convolutional Neural Network (CNN) based image enhancement method that was designed to remove rainy effects from an image. On DerainNet, an input image was decomposed into base layer image and detail layer image. Base layer image was acquired using fast guided filter as lowpass filter. In this article the authors discuss the effects of using guided filter with multiple configurations of degree of smoothing and neighborhood size as lowpass filter in DerainNet. To see the effects, two assessment methods will be used which is Structure Similarity Index Measurement (SSIM) for synthesized rainy image inputs and Natural Image Quality Evaluator (NIQE) for real world rainy image inputs. The result of DerainNet using the guided filter as lowpass filter will be compared with the result of fast guided filter. Based on the acquired SSIM and NIQE score, guided filter has better results than fast guided filter's with a SSIM score of 0.919 and NIQE score of 3.829.

Index Terms— Convolutional Neural Network, DerainNet, guided filter, NIQE, SSIM

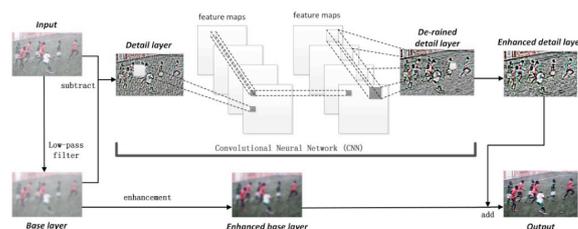
I. PENDAHULUAN

Adanya *noise* pada suatu citra sudah menjadi masalah umum pada pengolahan citra. Dari berbagai jenis *noise* yang ada, terdapat beberapa *noise* yang tidak termasuk ke dalam kategori *noise* citra secara umum. Salah satu dari *noise* tersebut adalah efek hujan pada citra. Rintik-rintik air dan embun akibat hujan dapat mempengaruhi kinerja *outdoor surveillance system* dan mempersulit identifikasi objek. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode untuk mengatasi masalah ini.

Banyak peneliti yang telah mengusulkan metode untuk menghilangkan efek hujan pada citra. Salah satu studi terkini untuk mengatasi persoalan ini adalah penerapan DerainNet [1] sebagai metode *image enhancement* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam metode ini, input citra hujan akan di-filter menggunakan *lowpass filter*, yaitu *fast guided filter* [2], untuk memperoleh citra *base layer*. Kemudian citra input akan diselisihkan dengan

citra *base layer* untuk memperoleh citra *detail layer*.

Penghilangan efek hujan akan dilakukan pada citra *detail layer* menggunakan CNN. Pemisahan ini dilakukan untuk meringankan proses CNN karena pada citra *detail layer* didapati nilai-nilai pikselnya hampir mendekati nol (*sparse*). Ilustrasi dari DerainNet dapat dilihat dalam Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi DerainNet [1]

Pendekatan *image enhancement* dengan DerainNet ini memberikan hasil yang cukup baik. Walaupun demikian, secara persepsi visual,

kualitas menghilangkan efek hujan pada citra masih dapat ditingkatkan. Tidak seperti dalam DerainNet, pendekatan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah dengan menerapkan *guided filter* [3] sebagai pengganti *lowpass filter* untuk memperoleh citra *base layer*, agar hasil *rain removal* yang dihasilkan lebih baik. Beberapa konfigurasi *degree of smoothing* dan *neighborhood size* sebagai parameter *guided filter* akan dioptimalkan untuk memperoleh hasil yang diharapkan. Kriteria unjuk kerja *image enhancement* dievaluasi dengan menghitung nilai *Structure Similarity Index Measurement* (SSIM) [4] untuk input citra hujan sintesis, sedangkan untuk input citra hujan asli berupa nilai *Natural Image Quality Evaluator* (NIQE) [5].

II. DASAR TEORI

A. Konsep DerainNet

DerainNet adalah suatu metode penghilang efek hujan pada suatu citra dengan menggunakan CNN. Proses keseluruhan dari metode ini dapat dilihat dalam Gambar 1.

Pada DerainNet, proses penghilangan efek hujan pada suatu citra dilakukan dengan membagi citra input menjadi dua buah citra, yaitu citra *base layer* dan citra *detail layer*. Hal ini bertujuan untuk mempercepat proses komputasi di dalam menemukan bobot yang optimal dari CNN pada citra *detail layer*. Struktur dari CNN yang akan digunakan dapat dinyatakan dengan persamaan :

$$f^l(\mathbf{I}_{detail}) = \mathbf{I}_{detail}, l = 0 \quad (1)$$

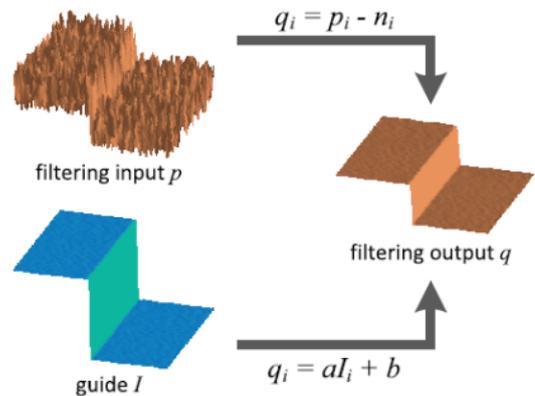
$$f^l(\mathbf{I}_{detail}) = \sigma(\mathbf{W}^l * f^{l-1}(\mathbf{I}_{detail}) + \mathbf{b}^l), l = 1, 2 \quad (2)$$

$$f_w(\mathbf{I}_{detail}) = \mathbf{W}_l * f^{l-1}(\mathbf{I}_{detail}) + \mathbf{b}^l, l = 3 \quad (3)$$

dengan \mathbf{I}_{detail} adalah citra *detail layer*, l adalah indeks layer, \mathbf{b}^l adalah bias, \mathbf{W} adalah parameter/bobot jaringan saraf tiruan, σ adalah fungsi hiperbolik tangensial yang tidak linear, f_w adalah output dari CNN dan $*$ adalah operator konvolusi. Pada struktur CNN ini digunakan dua *hidden layer* pada persamaan (2) dan output diperoleh dari persamaan (3). Pada layer pertama ($l = 1$) dilakukan fitur ekstraksi pada citra *detail layer*, dengan \mathbf{W}^1 merupakan beberapa filter yang bertujuan untuk menyearahkan arah rintik hujan dan bagian tepi objek. Selanjutnya di layer kedua ($l = 2$) dilakukan penghilangan rintik-rintik hujan dari hasil layer pertama dan di layer ketiga ($l = 3$) dilakukan rekonstruksi citra serta penghalusan secara rinci untuk citra tersebut.

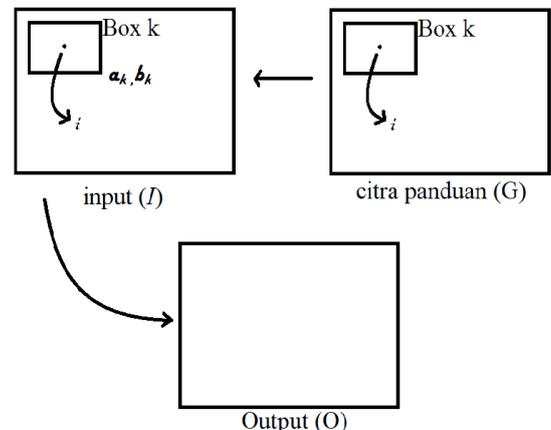
B. Guided Filter

Jenis *lowpass filter* yang digunakan untuk memperoleh citra *base layer* di dalam penelitian ini adalah *guided filter*. Filter ini pada dasarnya adalah suatu filter yang memanfaatkan citra panduan dalam prosesnya [3]. Filter ini digunakan karena penggunaannya yang sederhana dan tidak rumit. Penjelasan dari *guided filter* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses dalam *guided filter*[3]

Misalkan *input* citra (p_i) merupakan citra dengan *noise*, *output* yang diinginkan (q_i) berupa citra tanpa *noise*. Jadi, dapat dikatakan bahwa *output* yang diinginkan adalah citra *input* yang dikurangi dengan *noise* (n_i). Untuk mempermudah penghilangan *noise*, maka digunakanlah citra panduan (I), yaitu berupa citra asli tanpa adanya *noise* (*ground truth*) atau citra *input* itu sendiri. *Output* sesungguhnya dari *guided filter* (q) adalah transformasi linear dari citra panduan tersebut. Penjelasan lebih rinci dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses secara rinci dalam *guided filter*

Proses dari *guided filter* dilakukan dengan mencari nilai a_k dan b_k untuk tiap citra ke- i pada kotak ke- k . Besar dari a_k dan b_k dapat dicari dengan persamaan:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|k|} \sum G_k I_k - \mu_{G_k} \mu_{I_k}}{\sigma_{G_k}^2 + \varepsilon} \quad (4)$$

$$b_k = \mu_{I_k} - a_k \mu_{G_k} \quad (5)$$

dengan kotak ke- k adalah ukuran filter yang digunakan untuk tiap citra ke- i atau disebut juga dengan *neighbourhood size*, variabel G_k dan I_k adalah nilai piksel ke- m dalam kotak ke- k pada citra panduan (G) dan citra *input* (I). Variabel μ_{G_k} dan μ_{I_k} adalah rata-rata seluruh piksel dalam kotak ke- k pada citra panduan (G) dan citra *input* (I). Variabel σ_{G_k} adalah kovarians pada G_k dan variabel ε adalah konstanta yang mengatur penghalusan atau disebut juga dengan *degree of smoothing*. Jika nilai ε besar, maka citra akan lebih dihaluskan dibagian tepi-tepi kotak ke- k . Sebaliknya, jika nilainya kecil, maka akan lebih dihaluskan di bagian tengah dari kotak ke- k .

C. Unjuk Kerja Image Enhancement

Untuk mengevaluasi hasil *rain removal*, di dalam penelitian ini digunakan dua kriteria untuk mengukurnya, yaitu yaitu SSIM dan NIQE.

Structure Similarity Index (SSIM) digunakan karena adanya *ground truth* pada citra hujan sintesis. Untuk kriteria ini citra akan dinilai dengan cara membandingkan struktur, luminansi dan *contrast* dari citra yang akan dinilai dengan *ground truth*-nya [4]. Kualitas dari citra yang dinilai akan dikatakan baik bila hasilnya mendekati 1. Nilai dari SSIM dapat dicari menggunakan persamaan [4]:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (6)$$

dengan μ_x dan μ_y berturut-turut adalah rata-rata nilai piksel dari citra pertama dan citra kedua, σ_x^2 dan σ_y^2 berturut-turut adalah varians nilai piksel dari citra pertama dan citra kedua, σ_{xy} adalah nilai kovarians dari kedua citra, dan $C_{1,2}$ merupakan suatu konstanta yang berfungsi untuk menghindari ketidakstabilan saat nilai $\mu_x^2 + \mu_y^2$ mendekati nol.

Natural Image Quality Evaluator (NIQE) digunakan karena tidak adanya *ground truth* dari citra hujan asli [5]. Nilai NIQE merupakan jarak antara fitur model *natural scene statistic* (NSS) dan *multivariate Gaussian* (MVG) yang disesuaikan dengan hasil fitur ekstraksi dari citra yang akan dinilai. Semakin kecil nilai NIQE,

maka kualitas citra tersebut lebih baik. Besar dari NIQE dapat dihitung dengan menggunakan persamaan [5]:

$$D(v_1, v_2, \Sigma_1, \Sigma_2) = \sqrt{(v_1 - v_2)^T \left(\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2)} \quad (7)$$

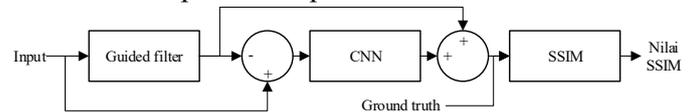
dengan v_1 dan v_2 adalah berturut-turut rata-rata matriks vektor dari model MVG alami dan model MVG input. Sedangkan Σ_1 dan Σ_2 adalah matriks kovarians dari model MVG alami dan model MVG input. Input yang dimaksud adalah citra dengan *noise* yang akan dinilai.

III. METODOLOGI

Dalam penelitian ini dilakukan 2 jenis percobaan. Pada percobaan pertama digunakan 144 citra hujan sintesis sebagai citra input. Citra-citra ini diperoleh dari 12 jenis citra natural yang tidak terdapat bintik hujan, dengan masing-masing citra ini ditambahkan 12 jenis efek hujan. Beberapa sampel citra hujan sintesis ini dapat dilihat dalam Gambar 4, sedangkan diagram blok proses untuk percobaan pertama dapat dilihat dalam Gambar 5.



Gambar 4. Sampel citra hujan sintesis untuk percobaan pertama



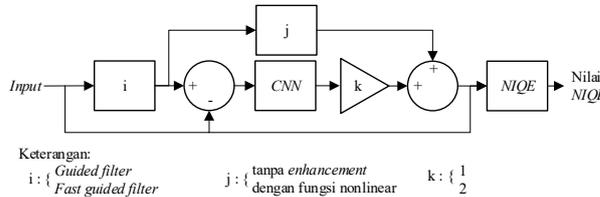
Gambar 5. Diagram blok percobaan pertama dengan *guided filter* sebagai *lowpass filter*

Untuk DerainNet dengan input citra hujan sintesis, seluruh metode *enhancement* pada citra *base layer* dan *detail layer* tidak akan digunakan karena hanya akan fokus pada penghilangan rintik-rintik hujan pada CNN. Konfigurasi dari *guided filter* akan digunakan pada percobaan pertama ini adalah:

1. *Degree of Smoothing* (Deg) = 1 - 3
 2. *Neighborhood size* (Nei) = 5, 7, 11, 12, dan 13
- Variasi dari *degree of smoothing* dipilih kecil agar citra lebih dihaluskan pada keseluruhan

bagian citra. Hasil DerainNet percobaan ini akan dinilai menggunakan penilaian SSIM.

Pada percobaan kedua, input yang digunakan adalah citra hujan asli sebanyak 75 citra. Diagram blok percobaan kedua dapat dilihat dalam Gambar 6.



Gambar 6. Diagram blok DerainNet pada percobaan kedua

Dari Gambar 6 terlihat bahwa seluruh metode *enhancement* akan digunakan, sehingga pada percobaan ini terdapat 4 konfigurasi *enhancement*, yaitu:

1. Konfigurasi 1 = citra *base layer* dan citra *detail layer* tanpa *enhancement* (j : tanpa *enhancement* ; k : 1)
2. Konfigurasi 2 = citra *base layer* dengan *enhancement* dan citra *detail layer* tanpa *enhancement* (j : dengan fungsi non-linear; k : 1)
3. Konfigurasi 3 = citra *base layer* tanpa *enhancement* dan citra *detail layer* dengan *enhancement* (j : tanpa *enhancement*; k : 2)
4. Konfigurasi 4 = citra *base layer* dan citra *detail layer* dengan *enhancement* (j : dengan fungsi non-linear; k : 2)

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada percobaan pertama, karena jumlah citra input dan konfigurasi *guided filter* yang cukup banyak, maka nilai SSIM yang diperoleh dirata-ratakan untuk tiap jenis citra agar mempermudah pemilihan nilai SSIM terbaik serta konfigurasi terbaik dengan *guided filter*. Ringkasan nilai-nilai SSIM terbaik (*degree of smoothing* 1) dengan menggunakan *fast guided filter* versus *guided filter* sebagai *lowpass filter* pada percobaan pertama dapat dilihat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Rata-rata nilai SSIM dengan *fast guided filter* versus *guided filter*

Citra ke-	Fast guided filter	Guided filter				
		Neighbourhood size				
		5	7	11	12	13
1	0,864	0,859	0,868	0,872	0,872	0,872
2	0,934	0,938	0,939	0,940	0,940	0,940

3	0,893	0,880	0,893	0,899	0,899	0,900
4	0,949	0,951	0,952	0,952	0,951	0,951
5	0,922	0,926	0,928	0,930	0,929	0,930
6	0,900	0,911	0,910	0,907	0,907	0,908

Tabel 1. Rata-rata nilai SSIM dengan *fast guided filter* dan *guided filter* (lanjutan)

Citra ke-	Fast guided filter	Guided filter				
		Neighbourhood size				
		5	7	11	12	13
7	0,950	0,956	0,957	0,958	0,958	0,958
8	0,965	0,970	0,971	0,971	0,971	0,971
9	0,868	0,876	0,880	0,882	0,882	0,882
10	0,873	0,878	0,882	0,885	0,884	0,885
11	0,877	0,875	0,881	0,884	0,884	0,885
12	0,940	0,934	0,942	0,946	0,946	0,946
Rata-rata	0,911	0,913	0,917	0,918	0,918	0,919

Dari Tabel 1, hasil rata-rata keseluruhan dari nilai SSIM hasil *guided filter* lebih baik dari hasil dari *fast guided filter* (baris terakhir Tabel 1). Hal ini disebabkan karena penggunaan *subsampling* pada *fast guided filter*. Nilai SSIM terbaik menggunakan *guided filter* diperoleh dengan konfigurasi *neighbourhood size* 13 (dengan nilai SSIM sebesar 0,919, pembulatan 3 angka di belakang koma). Dari analisis ini dapat disimpulkan bahwa konfigurasi terbaik dari DerainNet untuk menghilangkan efek hujan pada citra hujan sintesis adalah dengan menggunakan *guided filter* sebagai *lowpass filter* dengan konfigurasi *neighbourhood size* 13 dan *degree of smoothing* 1.

Pada percobaan kedua, konfigurasi yang diujikan untuk citra hujan asli ada 4. *Neighbourhood size* yang digunakan pada percobaan ini adalah 5 sampai 15. Rata-rata nilai NIQE menggunakan *guided filter* sebagai *lowpass filter* untuk memperoleh citra *base layer* dapat dilihat dalam Tabel 2.

Tabel 2. Rata-rata nilai NIQE menggunakan *guided filter*

Neighbourhood size	Konfigurasi			
	1	2	3	4
5	4,072	3,973	4,291	4,335
6	4,016	3,978	4,196	4,323
7	4,015	3,983	4,194	4,334
8	3,961	3,986	4,148	4,346
9	3,963	3,996	4,140	4,351

10	3,927	4,009	4,103	4,380
11	3,924	4,011	4,101	4,391
12	3,905	4,013	4,082	4,411
13	3,895	4,042	4,078	4,429

Tabel 2. Rata-rata nilai NIQE menggunakan *guided filter* (lanjutan)

Neighbourhood size	Konfigurasi			
	1	2	3	4
14	3,885	4,035	4,070	4,452
15	3,879	4,052	4,069	4,473

Pada Tabel 2, tiap konfigurasi memiliki *neighbourhood size* terbaik yang berbeda (tabel warna kuning). Nilai *NIQE* konfigurasi 3 dan 4 lebih buruk dari nilai lainnya. Hal ini disebabkan karena pada konfigurasi 3 dan 4, citra *detail layer* dikalikan dengan 2 dan dengan pengalihan tersebut *output* final terlihat lebih tajam. Namun dengan pengalihan tersebut dapat mengakibatkan terihatnya artefak atau objek asing yang berpotensi dianggap sebagai distorsi pada citra. Contoh citra *output* dari tiap konfigurasi dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Contoh output derainNet dengan berbagai macam konfigurasi enhancement

Pada Gambar 7 dapat terlihat dengan jelas efek penggunaan konfigurasi citra *base layer* dan citra *detail layer*. Citra *detail layer* yang tidak dikalikan yaitu hasil konfigurasi 1 dan 2 terlihat tidak setajam konfigurasi 3 dan 4, tetapi nilai *NIQE* yang diperoleh dari konfigurasi 1 dan 2 lebih baik. Selain itu, efek penggunaan fungsi nonlinear dapat mudah terlihat pada hasil konfigurasi 2 dan 4, namun nilai *NIQE* yang diperoleh tidak sebaik hasil konfigurasi 1.

Dari hasil pada Tabel 2 dapat disimpulkan bahwa konfigurasi terbaik dari *guided filter* untuk

memperoleh nilai *NIQE* terbaik adalah dengan besar *neighbourhood size* 15 disertai dengan konfigurasi 1. Nilai *NIQE* hasil dari *guided filter* dengan konfigurasi tersebut (belum optimal) akan dibandingkan dengan hasil *fast guided filter*. Perbandingannya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan nilai *NIQE* untuk *fast guided filter* versus *guided filter*

Filter	Konfigurasi			
	1	2	3	4
<i>Fast guided filter</i>	3,841	4,145	4,097	4,720
<i>Guided filter</i>	3,879	4,052	4,069	4,473

Pada Tabel 3, hasil dari *guided filter* lebih baik dari hasil *fast guided filter* jika menggunakan konfigurasi 2, 3 dan 4. Namun pada konfigurasi 1, nilai *NIQE* hasil dari *fast guided filter* lebih baik daripada *guided filter*. Karena nilai *NIQE* dari *guided filter* kurang baik, maka perlu dilakukan optimasi dengan melakukan *multiple configuration guided filter* terhadap *neighbourhood size* 5 sampai 15 untuk konfigurasi dari *guided filter*.

Dengan menggunakan konfigurasi ini, seluruh proses mulai dari *filtering* hingga mengitung nilai output akan diulang sebanyak variasi *neighbourhood size* dikalikan banyaknya variasi *degree of smoothing* yang akan digunakan. Sama seperti sebelumnya, nilai *NIQE* dari konfigurasi ini akan dirata-ratakan untuk tiap konfigurasi citra *base layer* dan *detail layer*, kemudian hasilnya akan dibandingkan kembali dengan hasil *fast guided filter*. Perbandingan tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan nilai *NIQE* untuk *fast guided filter* versus *multiple configuration guided filter*

Filter	Konfigurasi			
	1	2	3	4
<i>Fast guided filter</i>	3,841	4,145	4,097	4,720
<i>Multiple configuration guided filter</i>	3,831	3,829	3,982	4,127

Dengan menggunakan *multiple configuration guided filter* ini, maka nilai *NIQE* yang diperoleh lebih baik daripada nilai *NIQE* dengan *fast guided filter* dalam konfigurasi citra *base layer* dan *detail layer* manapun. Nilai *NIQE* terbaik diperoleh dengan menggunakan *multiple configuration guided filter* dengan konfigurasi 2, yaitu 3,829. Hal ini disebabkan penggunaan

fungsi nonlinear pada citra *base layer* yang mengurangi *blur* akibat embun hujan. Berdasarkan besar nilai *NIQE* yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa konfigurasi terbaik adalah dengan menggunakan *multiple configuration guided filter* (*neighbourhood size* = 5 – 15) sebagai *lowpass filter* dan fungsi nonlinear pada citra *base layer*.

V. SIMPULAN

Dalam penelitian ini telah direalisasikan penggunaan *guided filter* untuk menghasilkan citra *base layer* untuk memperbaiki kualitas *image enhancement* dan *rain removal* baik untuk citra hujan secara sintesis maupun citra hujan asli. Hasil yang diperoleh telah dibandingkan dengan publikasi [1] yang menggunakan *fast guided filter* untuk menghasilkan citra *base layer* berdasarkan nilai *SSIM* (untuk citra hujan sintesis) maupun berdasarkan nilai *NIQE* (untuk citra hujan asli).

Konfigurasi terbaik dari *DerainNet* untuk menghilangkan efek hujan pada citra hujan sintesis berdasarkan nilai *SSIM* adalah dengan menggunakan *guided filter* sebagai *lowpass filter* dengan konfigurasi *neighbourhood size* 13 dan *degree of smoothing* 1 dengan nilai *SSIM* sebesar 0,919. Sedangkan konfigurasi terbaik dari *DerainNet* untuk menghilangkan efek hujan pada citra hujan asli berdasarkan nilai besar *NIQE* adalah dengan menggunakan *multiple*

configuration guided filter dengan konfigurasi *neighbourhood size* 5 – 15 dan *degree of smoothing* 1 yang disertai dengan konfigurasi citra *base layer* dengan *enhancement* dan citra *detail layer* tanpa *enhancement* dengan nilai *NIQE* sebesar 3,829.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Xueyang Fu, Jiabin Huang, Xinghao Ding, Yinghao Liao, dan John Paisley, "Clearing The Skies: A Deep Network Architecture for Single-Image Rain Removal," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 26, no. 6, pp. 2944–2956, Jun. 2017.
- [2] K. He, dan J. Sun, "Fast Guided Filter," *arXiv:1505.00996v1 [cs.CV]*, Mei. 2015.
- [3] K. He, J. Sun, dan X. Tang, "Guided image filtering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 6, pp. 1397–1409, Jun. 2013.
- [4] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, dan E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, Apr. 2004.
- [5] A. Mittal, R. Soundararajan dan A. C. Bovik, "Making a 'Completely Blind' Image Quality Analyzer," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 20, Issue: 3, Mar. 2013.