

IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK RESTORASI DIGITAL LUKISAN LAMA

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR DIGITAL RESTORATION OF OLD PAINTINGS

Zarek Gema Galgani¹, Erwin Yudi Hidayat²

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro

E-mail: ¹111201911724@mhs.dinus.ac.id, ²erwin@dsn.dinus.ac.id

Abstrak

Restorasi karya seni lama yang telah mengalami degradasi dan usia dari karya seni tersebut mengakibatkan beberapa karya seni sulit untuk dikenali, terutama karya seni lukisan. Pada lukisan terdapat faktor - faktor yang harus diperhatikan dalam melakukan deteksi pada bagian yang rusak atau bagian yang mengalami retakan. Penerapan metode deteksi retakan tradisional tidak dapat bekerja secara efektif dikarenakan metode tradisional ini tidak dapat melakukan deteksi secara akurat pada lukisan yang telah dikonversi ke resolusi yang lebih tinggi dan lukisan yang telah dikonversi ke bentuk lain, seperti konversi ke dalam lukisan infrared atau negatif. Terdapat beberapa lukisan yang memiliki pola dan komposisi yang rumit, yang pada akhirnya akan menyebabkan proses deteksi retakan menjadi lebih sulit. Dalam penelitian ini metode yang digunakan untuk melakukan restorasi digital adalah Convolutional Neural Network yang berdasar pada Image Classification untuk mendeteksi retakan secara lebih akurat dan metode lain yaitu General Adversarial Network (GAN) yang memiliki dua jaringan yaitu Generative Network dan Discriminant Network. Metode deteksi retakan memberikan dua model yang memiliki accuracy dan loss yang berbeda dimana accuracy tertinggi memberikan hasil 98% dan loss terendah pada 6%. Metode GAN memberikan hasil yang mendekati dengan lukisan asli serta meningkatkan resolusi citra lukisan. Pada penelitian ini disimpulkan penggunaan metode deteksi retakan tanpa Custom Preprocessing (Image Transformation) memberikan hasil yang lebih baik dan metode GAN memberikan hasil restorasi yang baik jika lukisan memiliki objek wajah. Penggunaan dataset yang lebih besar dan variatif serta augmentasi dataset diperlukan untuk melakukan restorasi pada objek yang lebih banyak dan luas.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, Image Classification, General Adversarial Network, Generative Network, Discriminant Network

Abstract

Restoration of old artworks that have been degraded and the age of the artwork has made some artworks difficult to recognise, especially paintings. In paintings, there are factors that must be considered in detecting damaged parts or parts that have cracks. The application of traditional crack detection methods cannot work effectively because these traditional methods cannot accurately detect paintings that have been converted to higher resolutions and paintings that have been converted to other forms, such as conversion into infrared or negative paintings. There are some paintings that have complex patterns and compositions, which in turn will make the crack detection process more difficult. In this research, the method used to perform digital restoration is Convolutional Neural Network based on Image Classification to detect cracks more accurately and another method is General Adversarial Network (GAN) which has two networks namely Generative Network and Discriminant Network. The crack detection method provides two models that have different accuracy and loss where the highest accuracy results in 98% and the lowest loss at 6%. The GAN method provides results that are close to the original painting and increases the resolution of the painting image. In this study, it is concluded that the use of crack detection methods without Custom Preprocessing (Image Transformation) provides better results and the GAN method provides good restoration results if the painting has facial

objects. The use of larger and varied datasets and dataset augmentation is needed to perform restoration on more and wider objects.

Keywords: Convolutional Neural Network, Image Classification, General Adversarial Network, Generative Network, Discriminant Network

1. PENDAHULUAN

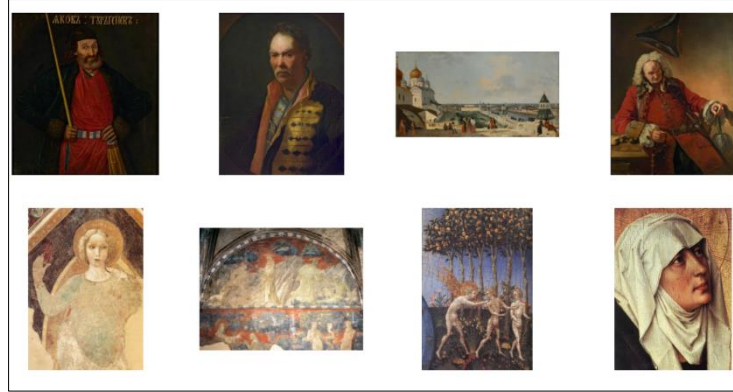
Lukisan merupakan salah satu seni yang memiliki peran penting dalam sejarah umat manusia. Karya seni seperti lukisan, status, patung, dan gambar memberikan pengaruh dan identitas pada peradaban manusia, tidak hanya di masa lalu, tetapi juga di masa sekarang dan masa depan. Memikirkan hal ini menunjukkan bagaimana lukisan dapat menjadi medium manusia zaman dulu menceritakan kondisi kehidupan pada waktu itu, melalui seni, dalam membentuk kondisi kehidupan masa ini dan masa depan. Terdapat lukisan yang berasal dari beberapa abad lalu yang masih dapat bertahan hingga saat ini, namun beberapa diantaranya telah mengalami banyak degradasi. Lukisan terbuat dari bahan yang dapat mengalami kerusakan seiring berjalannya waktu. Untuk melindungi lukisan agar bertahan dalam jangka panjang, lukisan memiliki lapisan pelindung dari lapisan pernis. Lapisan pernis di atas lukisan dapat terpengaruh oleh kondisi atmosfer, fluktuasi suhu, kelembaban dan sinar matahari. Selama jangka waktu tertentu, lapisan pernis akan menjadi kabur dan merubah warna, sering kali mengakibatkan lukisan terlihat seolah-olah transparan dengan filter kuning atau bahkan coklat atau hitam [1]. Karya seni lukisan merupakan objek dari estetika dan apresiasi, dengan restorasi bertujuan untuk mengembalikan nilai asli estetis yang berkurang atau hilang yang disebabkan oleh efek eksternal dan efek dari penuaan yang sering menyebabkan hilangnya identitas sebuah karya seni lukisan [2]. Dengan dilakukan restorasi berbasis digital hal ini dapat mengembalikan beberapa bagian yang tidak dapat dilakukan secara manual. Metode *Digital Image Processing* dapat digunakan untuk menganalisis, melestarikan, dan memulihkan lukisan yang telah terdegradasi yang disebabkan oleh adanya retakan, goresan, perubahan warna lapisan pernis, akumulasi debu, kotoran, asap di permukaan lukisan, dan warna cat yang memudar. Restorasi digital ini juga dapat bekerja pada lukisan yang tidak memiliki dokumentasi digital.

Penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki beberapa kelebihan dalam melakukan deteksi retakan secara digital pada lukisan. CNN memberikan deteksi tepi yang lebih akurat ketika digabungkan dengan metode lain sehingga membuat CNN merupakan model yang baik digunakan untuk *object recognition* (pengenalan objek) dan *image classification* (klasifikasi citra/gambar), terutama dalam deteksi retakan pada lukisan dimana CNN dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi *feature maps* dari lukisan yang retak/rusak [3]. Lalu dalam melakukan pengisian retakan pada lukisan akan digunakan implementasi dari *Convolutional Neural Network* yaitu dengan metode *Generative Adversarial Network*. Menggunakan metode ini, model mampu untuk menemukan batasan area retakan yang tidak jelas dan melakukan restorasi sesuai dengan area tersebut. Metode ini akan melakukan ekstraksi pada *feature map* citra [4].

2. METODE PENELITIAN

Penggunaan *Convolutional Neural Network* dengan modifikasi pada struktur layer serta jaringan neural dan menggunakan dataset dalam melakukan training model akan digunakan untuk memaksimalkan akurasi pada proses deteksi sebuah lukisan yang terdegradasi dan dalam menentukan sebuah citra memiliki retakan atau tidak akan digunakan mode class binary. Lalu menggunakan metode *Generative Adversarial Networ* (GAN) yang berbasis CNN proses restorasi akan dilakukan dengan pretrained model yang telah dilatih (training) pada dataset yang lebih besar, pretrained model tersebut adalah GFPGAN (*Generative Facial Prior GAN*) yang berfokus pada proses restorasi untuk area wajah manusia dan meningkatkan details serta warna dan setelah itu untuk mempertajam hasil restorasi pretrained model ini dapat meningkatkan resolusi dari hasil citra [5]. Sehingga pada penelitian ini memberikan dua model yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) Crack Detection dan *CNN Generative Adversarial Network* (GAN).

2.1 Pengumpulan Dataset



Gambar 1 Dataset yang digunakan dalam penelitian

Dalam penelitian ini, diperlukan dataset sebagai kebutuhan agar penelitian yang dilakukan mencapai hasil yang maksimal dan sesuai yang diharapkan. Dataset dalam penelitian ini merupakan fotografi lukisan – lukisan tua yang memiliki beberapa aspek dan parameter diantaranya memiliki retakan (crack) pada permukaan lukisan serta telah terjadinya pelunturan warna (color degradation) pada lukisan yang diakibatkan oleh varnish layer. Lalu, disebabkan dengan keterbatasan dalam pengumpulan dataset gambar secara manual yang dikarenakan sulit menemukan lukisan tua yang memiliki aspek - aspek yang telah ditentukan sebelumnya, maka peneliti menggunakan dataset publik dari situs website <https://www.wga.hu/index1.html> yang menyimpan arsip - arsip karya seni dari berbagai pelukis di dunia, terutama pada lukisan – lukisan tua. Untuk proses pertama dalam model Machine Learning deteksi retakan pada lukisan, dilakukan pembagian dataset dengan komposisi 600 lukisan menjadi training dan validation secara berurutan yaitu 80% dan 20%.

2.2 Dataset Preprocessing

Tiap data (raw image) akan dilakukan proses transformasi dengan menggunakan fungsi *custom_preprocessing*. Fungsi ini akan melakukan peningkatan kontras dari retakan pada lukisan dengan menggunakan salah satu proses *morphological operation* yaitu top-hat transformation dan selanjutnya menggunakan *dilation operation* yang berfungsi untuk meningkatkan batasan dari retakan pada lukisan yang memudahkan untuk dideteksi dan lebih mudah terlihat, hal ini akan membantu pada lukisan yang memiliki retakan kecil dan *transparent*.

$$Top - Hat(A) = A_{TH} = A - (A \circ B) \quad (1)$$

Top-Hat Transformation merupakan operasi yang melakukan ekstraksi bagian kecil elemen dan detail dari gambar yang diinput. Top-Hat Transformation merupakan teknik contrast-enhancement dengan melakukan substraksi opening operation gambar dengan gambar itu sendiri. Bottom-Hat Transformation dapat didapatkan dari pengurangan gambar dengan closing image. Top-Hat dan Bottom-Hat sering juga disebut dengan Open Top-Hat atau White Top-Hat dan Close Top-Hat [6].



Gambar 2 Lukisan setelah diterapkan Top-Hat Transformation dan Dilation

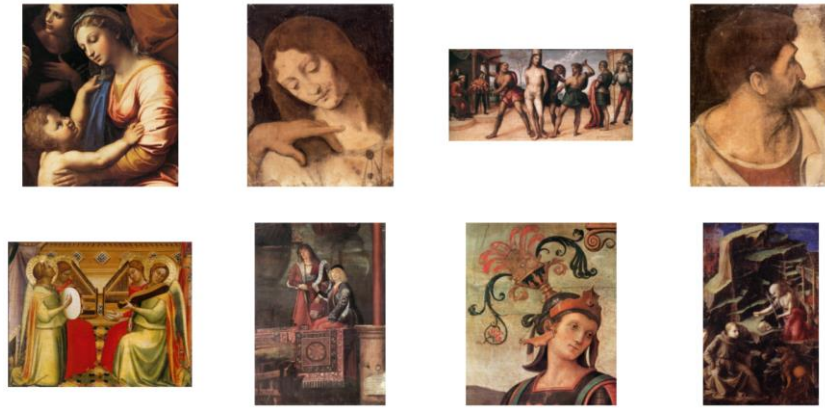
Dilation merupakan salah satu metode, selain erosion, pada Morphological Filtering. Proses kerja dari dilation adalah dengan menambah piksel yang memiliki value 0 menjadi bagian piksel yang memiliki value 1. Salah satu penerepan dilation adalah pada citra radar, dimana dapat meningkatkan kualitas ekstraksi dari citra radar, hal ini dapat menghindari hilangnya objek ketika dilacak oleh radar [7]. Pada penelitian ini, model untuk mendeteksi retakan memiliki 2 versi yaitu model dengan Image Transformation dan tanpa Image Transformation. Hal ini dikarenakan untuk menunjukkan akurasi yang dimiliki oleh masing masing versi model.

2.3 GFPGAN

Penggunaan *pretrained model GFPGAN* pada penelitian aslinya bertujuan untuk melakukan *recovery* atau restorasi citra wajah manusia yang memiliki resolusi rendah dan telah mengalami degradasi seperti *blur*, *noise*, dan area citra wajah yang hilang. Dalam penelitian ini, dilakukan sebuah modifikasi agar *pretrained model* tersebut dapat bekerja dalam melakukan restorasi pada lukisan yang telah mengalami degradasi. Modifikasi dilakukan pada saat sebelum dilakukan proses *training* pada model GAN.

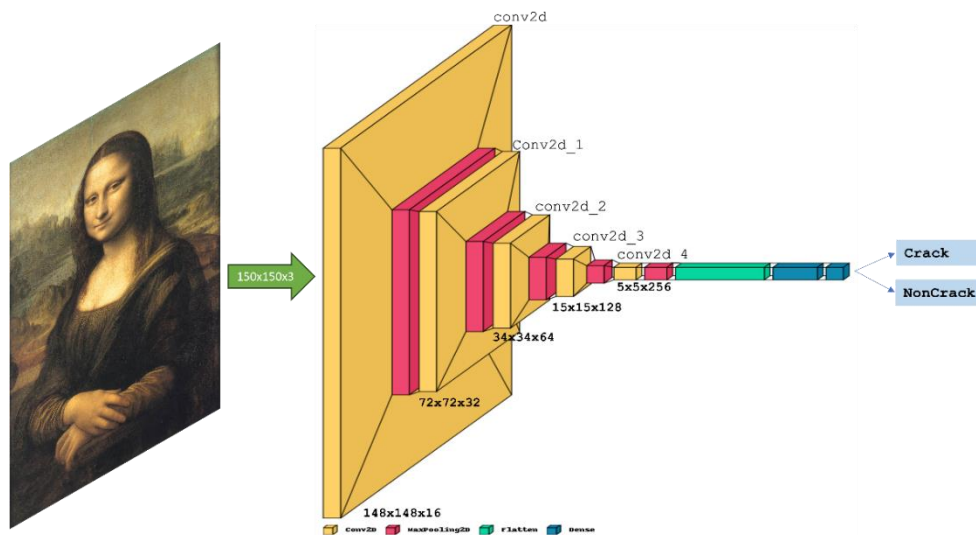
Penggunaan *pretrained model* ini dikarenakan keterbatasan dataset pada lukisan. Dibutuhkan sebuah pasangan untuk tiap lukisan (Lukisan terdegradasi & lukisan yang tidak terdegradasi) pada proses restorasi secara tradisional yaitu menggunakan *Convolutional Neural Network* biasa. Pada GFPGAN ini tidak dibutuhkan sebuah pasangan citra dalam melakukan restorasi karena GFPGAN ini bersifat *real world data blind restoration*.

Pretrained model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *StyleGAN pretrained model*. *Pretrained model* ini berfokus menghasilkan data citra wajah sintetis yang memiliki tingkat variabilitas yang tinggi dan oleh karena itu memberikan bentuk geometri, struktur tekstur, warna wajah yang beragam yang memungkinkan dalam melakukan restorasi wajah dan meningkatkan komponen warna dari citra wajah tersebut. *Pretrained model* ini digunakan pada peniltian ini dikarenakan sebagian besar dataset yang digunakan adalah lukisan dengan objek manusia dimana area wajah terlihat jelas pada lukisan – lukisan ini.



Gambar 3 Lukisan yang Memiliki Objek Wajah Manusia

2.4 Arsitektur Model CNN Crack Detection



Gambar 4 Layer pada Model CNN Crack Detection

Model Convolutional Neural Networks yang digunakan :

- Input berupa tensor yang terdiri atas bentuk 2 dimensi array.
- Layer Convolutional 1 : Mengambil 16 *features map* dari dataset.
- Layer Convolutional 2 : Mengambil 32 *features map* dari dataset (*Continuously* dari Layer 1).
- Layer Convolutional 3 : Mengambil 64 *features map* dari dataset (*Continuously* dari Layer 2).
- Layer Convolutional 4 : Mengambil 128 *features map* dari dataset (*Continuously* dari Layer 3).
- Layer Convolutional 5 : Mengambil 256 *features map* dari dataset (*Continuously* dari Layer 4).

- g) Layer Convolutional 6 : Mengambil 512 *features map* dari dataset (*Continuously* dari Layer 5).
- h) Pada layer Dense 1 atau *fully connected layer 1* akan memiliki 512 neurons.
- i) Pada layer Dense 2 atau *fully connected layer 2* dilakukan pemadatan lagi agar menghasilkan output 1 (retak atau tidak retak).
- j) Seluruh layer menggunakan ReLu *activation*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

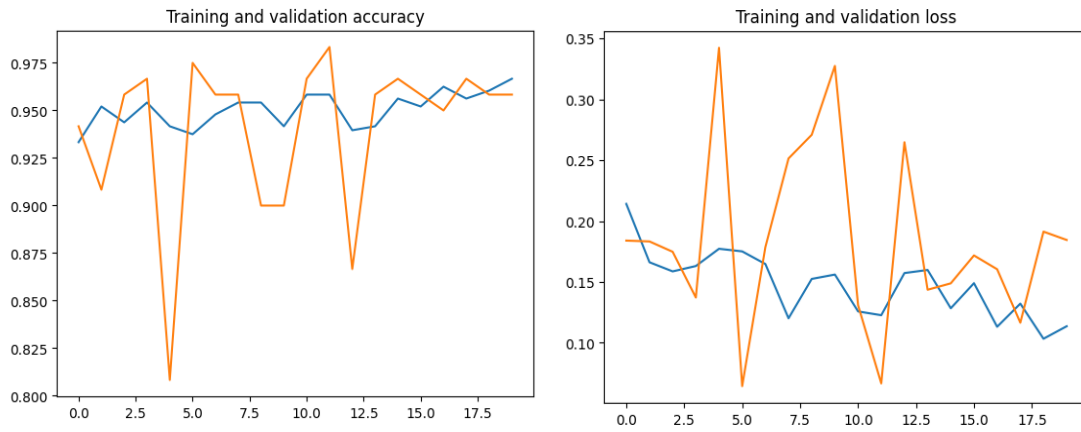
Pada model pertama yaitu CNN Crack Detection model, memiliki dua versi yaitu versi pertama menggunakan Image Transformation dan versi kedua tanpa Image Transformation. Hasil dari proses training dari kedua model tersebut memberikan hasil yang cukup tinggi pada metrics report. Untuk versi model pertama memberikan hasil yang baik namun memiliki indikasi mengalami overfitting pada loss, lalu untuk model versi kedua memiliki hasil yang baik dan tanpa indikasi adanya overfitting.

Tabel 1 Hasil Training dan Evaluation untuk model CNN Crack Detection Versi Pertama

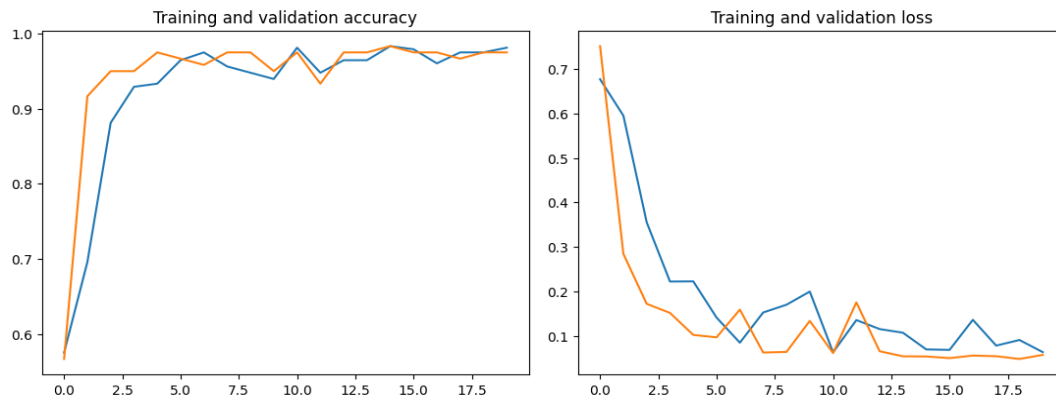
Metriks	Hasil
accuracy	0.9667
val_accuracy	0.9583
loss	0.1136
val_loss	0.1845
precision	1.0
recall	0.76
f1-score	0.86

Tabel 2 Hasil Training dan Evaluation untuk model CNN Crack Detection Versi Kedua

Metriks	Hasil
accuracy	0.9812
val_accuracy	0.9750
loss	0.0631
val_loss	0.0568
precision	0.91
recall	0.88
f1-score	0.89



Gambar 5 Visualisasi Hasil Accuracy dan Loss untuk Model Versi Pertama

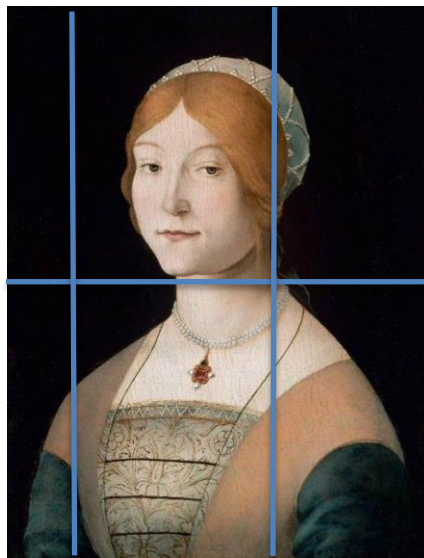


Gambar 6 Visualisasi Hasil Accuracy dan Loss untuk Model Versi Kedua

Untuk proses selanjutnya akan dilakukan penggabungan antara model CNN Crack Detection dan CNN GAN dimana lukisan akan melalui proses deteksi retakan dan setelah itu akan dilakukan proses restorasi.



Gambar 7 Proses Deteksi Retakan pada Model CNN Crack Detection dimana menghasilkan label ‘Crack’



Gambar.8 Grid pada Lukisan untuk Mendeteksi Area Wajah Manusia

Proses deteksi model memiliki objek wajah yaitu dengan membagi lukisan menjadi beberapa grid sesuai dengan ukuran lukisan. Pada lukisan yang menjadi contoh di gambar 8 maka akan dibagi menjadi 6 grid. Jika pada salah satu grid ditemukan objek wajah, maka batasan grid akan diperbesar agar dapat menangkap area wajah lebih luas.

Selanjutnya model akan melakukan restorasi dengan citra tersebut dengan berfokus pada area wajah. Setelah itu model melakukan *upscaling* pada citra tersebut untuk meningkatkan resolusi citra sehingga dapat terlihat jelas perbedaan antara citra lukisan sebelum dilakukan restorasi dan setelah dilakukannya restorasi.



Gambar 9 Hasil Restorasi untuk Lukisan yang Memiliki Label Crack

Tabel 3 Evaluasi untuk Model CNN GAN

Metrics	Score
LPIPS	0.3646
FID	42.62
NIQE	4.077

LPIPS memiliki rentang nilai dari 0 hingga 1, dengan nilai mendekati 0 menunjukkan tinggi kemiripan yang tinggi dan mendekati nilai 1 menunjukkan tingkat ketidakmiripan yang tinggi. Oleh karena itu dengan nilai 0.3646 menunjukkan bahwa hasil dari citra mendekati tingkat kemiripan dari distribusi dataset asli. FID 42.62 menunjukkan bahwa data dari *generator* dan data dari distribusi dataset asli memiliki tingkat kemiripan yang sedang. FID ini dikenalkan sebagai *metrics* evaluasi pada tahun 2017 dan digunakan untuk mengukur *generative models* seperti diantaranya seperti StyleGAN 1 dan StyleGAN 2 model. NIQE (*Naturalness Image Quality Evaluator*) merupakan *metrics* yang digunakan untuk mengukur kualitas persepsi dari dataset citra asli. *Metrics* ini mengukur deviasi suatu citra dari dataset citra asli. NIQE bekerja dengan melakukan ekstraksi fitur dari citra *generator* dan membandingkannya dengan distribusi citra asli. Nilai 4.077 menunjukkan bahwa model memiliki nilai deviasi yang rendah dari distribusi citra asli sehingga model memiliki kualitas yang lebih baik dan mendekati citra dari dataset asli

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Peneliti memberikan dua model yang digunakan dalam restorasi lukisan lama secara digital menggunakan algoritma Convolutional Neural Network. Dalam penelitian ini, model pertama adalah model deteksi retakan lukisan lama yang memiliki dua versi yang memberikan dua hasil accuracy dan loss yang berbeda. Pada penelitian ini, versi kedua memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan versi pertama dimana versi kedua, model tidak menggunakan Custom Preprocessing dan menghasilkan accuracy yang lebih tinggi dan meminimalkan hasil loss dibandingkan dengan versi pertama. Lalu model kedua, GAN model digunakan dalam melakukan restorasi dan patching pada lukisan yang terdeteksi memiliki retakan oleh model pertama. Model memberikan hasil yang baik dalam melakukan restorasi lukisan dan pada saat yang sama meningkatkan resolusi lukisan setelah melakukan patching pada bagian yang retak, namun model hanya berfungsi dengan baik pada lukisan yang memiliki objek wajah manusia dan model tidak dapat bekerja secara lebih baik dalam melakukan restorasi jika objek

wajah manusia tidak ada pada lukisan.

Pada penelitian selanjutnya disarankan untuk meningkatkan hasil restorasi dari lukisan yang memiliki retakan dengan menambahkan kemampuan pada model untuk dapat mendeteksi objek lain selain wajah manusia. Model dapat ditingkatkan dengan melakukan training pada pretrained model menggunakan dataset yang lebih besar yang memiliki objek lain selain wajah manusia. Selain itu, perlu dilakukan Augmented data pada dataset agar memiliki variasi data yang lebih besar dan luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Arora, A. Kumar and P. Kalra, "Digital Restoration of Old Paintings," *Indian Institute of Technology Delhi*, 2012.
- [2] N. "Karakteristik Lukisan Multazam Kamil," Fakultas Seni dan Desain Universitas Negeri Makassar, Makassar, 2019.
- [3] T. G. Dulecha, A. Giachetti, R. Pintus, I. Ciortan, A. J. Villanueva and E. Gobbetti, "Crack Detection in Single- and Multi-Light Images of Painted Surfaces using Convolutional Neural Networks," in *Eurographics Workshop on Graphics and Cultural Heritage*, S. Rizvic and K. R. Echavarria, Eds., Italy, The Eurographics Association, 2019.
- [4] R. Luo, R. Luo, L. Guo and H. Yu, "An Ancient Chinese Painting Restoration Method Based on Improved Generative Adversarial Network," Changchun, 2022.
- [5] X. Wang , Y. Li, H. Zhang and Y. Shan, "Towards Real-World Blind Face Restoration with Generative Facial Prior," Nashville, 2021.
- [6] J. Shlens, "Notes on Kullback-Leibler Divergence and Likelihood Theory," Google Research, 2014.
- [7] M. A. Masril and R. Noviardi, "Analisa Morfologi Dilasi untuk Perbaikan Kualitas Citra Deteksi Tepi pada Pola Batik Menggunakan Operator Prewitt dan Laplacian of Gaussian," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1052-1057, 2020.

