

Analisis Pengaruh *Image Enhancement* Pada Pendeteksian COVID-19 Berbasis Citra X-Ray

Analysis of Image Enhancement Effect on the X-Ray Image-Based COVID-19 Detection

Wahyono

Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, Universitas Gadjah Mada

E-mail: wahyo@ugm.ac.id

Abstrak

Penyakit virus corona 2019 (COVID-19) merupakan keadaan darurat kesehatan masyarakat secara global. Salah satu cara untuk dapat mendeteksi adanya COVID-19 adalah dengan memanfaatkan citra x-ray dada yang mengidentifikasi anomali pada area paru-paru. Namun terkadang citra yang didapatkan pada melalui *scan x-ray* memiliki kualitas yang buruk sehingga sulit secara langsung untuk bisa dianalisis secara manual atau menggunakan model *machine learning*. Untuk menghasilkan analisis yang lebih baik, biasanya citra akan ditingkatkan terlebih dahulu kualitasnya dengan teknik *image enhancement*. Banyak metode *image enhancement* yang bisa dimanfaatkan untuk keperluan ini yang tentunya akan memberikan pengaruh yang berbeda-beda pada hasil pendeteksian COVID-19. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh metode-metode *image enhancement* pada pendeteksian COVID-19 melalui citra x-ray. Metode *image enhancement* yang dianalisis adalah *log transformation*, *contrast stretching*, *histogram equalization* (HE), dan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE). Model pendeteksian COVID-19 akan berdasarkan pada beberapa model *machine learning* antara lain *convolutional neural network* (CNN), *k-nearest neighbor* (KNN) dan *support vector machine* (SVM). Dari eksperimen didapatkan bahwa pengaplikasian *image enhancement* HE dan CLAHE memberikan peningkatan akurasi pada pendeteksian COVID-19 khususnya ketika diterapkan pada model CNN yaitu sebesar 1,13% dan 2,25%.

Kata kunci: *image enhancement*, covid19, citra *x-ray*, *convolutional neural networks*, *K-nearest neighbor*, *support vector machine*.

Abstract

The COVID-19 pandemic is a global public health emergency. Chest x-ray images can detect anomalies in the lung area and identify the presence of the virus. However, x-ray images obtained can sometimes be of poor quality, making it challenging to analyze them manually or with machine learning models. To improve the analysis, the image quality is usually enhanced first using image enhancement techniques. There are several image enhancement methods available, each with different effects on the COVID-19 detection results. This study analyzes the impact of four image enhancement methods (*log transformation*, *contrast stretching*, *histogram equalization* (HE), and *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE)) on COVID-19 detection through x-ray images. The COVID-19 detection model uses several machine learning models, including the *convolutional neural network* (CNN), *k-nearest neighbor* (KNN), and *support vector machine* (SVM). Results from the experiment showed that HE and CLAHE image enhancement increased accuracy in COVID-19 detection, especially when applied to the CNN model, by as much as 1.13% and 2.25%.

Keywords: *image enhancement*, covid-19, x-ray image, *convolutional neural networks*, *K-nearest neighbor*, *support vector machine*

1. PENDAHULUAN

Virus corona 2019 (COVID-19) adalah ancaman kesehatan global. Setiap hari, jumlah orang yang terinfeksi dan kematian bertambah, sehingga memberikan beban besar pada sistem sosial dan pelayanan kesehatan. Mendeteksi cepat kasus COVID-19 adalah hal penting untuk memerangi virus ini dan meredakan tekanan pada sistem perawatan kesehatan. COVID-19 bisa menyebabkan batuk, demam, dan gangguan pada sistem pernapasan, mulai dari gejala ringan seperti flu hingga infeksi paru-paru seperti pneumonia. Karena COVID-19 adalah penyakit yang menyerang paru-paru, penyakit ini dapat dideteksi melalui pemeriksaan tomografi.

Pasien COVID-19 akan menunjukkan gejala seperti batuk, demam, dan sesak napas. Kondisi ini dapat didiagnosis dengan menggunakan *Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Namun, karena memerlukan waktu satu hingga dua hari untuk mengetahui hasilnya, diperlukan cara lain untuk mendeteksi pasien COVID-19, yaitu dengan *Chest Radiograph* (CXR) dan *Computed Tomography* (CT). Gambar yang dihasilkan mungkin sulit dibedakan dengan mata telanjang. Oleh karena itu, dibutuhkan teknologi untuk membedakan antara gambar paru-paru pasien COVID-19 dan paru-paru normal.

Pendekatan pengolahan citra digital dapat digunakan untuk membuat diagnosis COVID-19 melalui citra X-Ray. Prosesnya biasanya dimulai dengan melatih model dengan data citra positif dan negatif COVID-19 menggunakan teknik ekstraksi fitur dan teknik pembelajaran mesin tertentu. Namun, kualitas citra X-Ray yang didapatkan kadang buruk, sehingga sulit untuk dianalisis secara langsung. Oleh karena itu, citra harus ditingkatkan terlebih dahulu kualitasnya dengan teknik *image enhancement* untuk memperoleh hasil analisis yang lebih baik. Ada banyak metode *image enhancement* yang dapat dipilih, tetapi perlu dilakukan penelitian untuk menentukan metode terbaik agar akurasi pendeteksian COVID-19 dapat ditingkatkan. Perbandingan antara metode-metode harus dilakukan untuk menentukan metode yang optimal. Dengan demikian, akurasi pendeteksian COVID-19 akan menjadi maksimal.

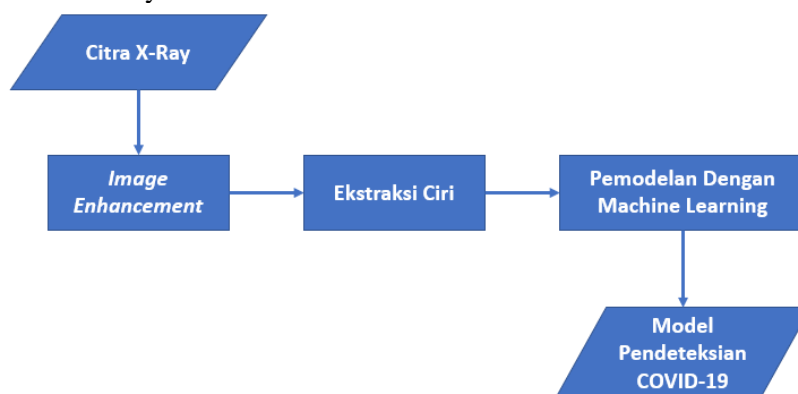
Beberapa penelitian telah menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNNs) untuk masalah klasifikasi gambar dalam literatur, yang sebagian besar membuat arsitektur yang berbeda untuk jaringan saraf. *Convolutional Neural Networks* adalah salah satu algoritma pembelajaran mendalam terbaik. Pada beberapa penelitian, *Convolutional Neural Networks* digunakan pada banyak bidang, misalnya pada *self-driving car*, pengenalan wajah, klasifikasi gambar untuk deteksi, dan lain sebagainya. Saat ini penggunaan CNN juga telah merambah pada bidang kesehatan yaitu salah satunya untuk membantu dokter dalam mendiagnosis suatu penyakit berdasarkan kepada citra radiografi.

COVID-19 bisa dideteksi dengan melakukan diagnosis pada citra X-Ray yang diambil pada dada manusia. Ini dikarenakan COVID-19 menyerang paru-paru manusia sehingga akan menghasilkan citra X-Ray yang berbeda antara penderita COVID-19 dan bukan penderitanya. Metode pembelajaran mesin tradisional seperti *support vector machine* (SVM) memiliki beberapa kelemahan. Selama bertahun-tahun, kinerja mereka telah menurun dan tidak dianggap setara dengan standar praktis. Selain itu, pengembangan metode ini sangat memakan waktu [1]. Oleh sebab itu banyak metode yang didekati dengan menggunakan model *convolutional neural network* (CNN) dengan berbagai macam arsitektur. Penelitian-penelitian berbasis CNN antara lain Civit-Masot et al. [2] menggunakan VGG16 dengan akurasi 86%; Ozturk dkk. [3] dengan Dark Covid Net menyajikan akurasi 87% mengklasifikasikan tiga kelas yang termasuk Covid; Yoo dkk. [4] menggunakan ResNet18 yang memperoleh akurasi 95%; Sety dkk. [5] menggunakan ResNet50 untuk akurasi 95,33%, dan Minaee et al. [6] menggunakan Squeeze Net untuk akurasi 95,45%; Panwar dkk. [7] mencapai 97,62% menggunakan nCovnet; Apostolopoulos dan Mpesiana [8] meningkatkan hasil menggunakan VGG19-MobileNet dengan akurasi 97,8%, dan akhirnya hasil yang lebih tinggi ditemukan di Jain et al. [9] menggunakan ResNet101 dengan 98,95% dan Khan et al. [10] dengan akurasi 99% menggunakan CoroNet model berdasarkan Xception. Hampir semua metode berbasis CNN menghasilkan akurasi yang sangat baik. Namun, hasil ini sangat bergantung pada kualitas dari citra yang digunakan.

Oleh sebab itu metode *image enhancement* dibutuhkan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dimasukkan ke dalam arsitektur CNN. Ini karena penggunaan metode *image enhancement* dapat meningkatkan kualitas citra dengan menyesuaikan kontras, kecerahan, dan ketajaman citra, sehingga membuat lebih mudah untuk mengidentifikasi fitur dalam citra yang relevan dan representatif untuk mendeteksi COVID-19. Dengan meningkatkan kualitas citra, penggunaan *image enhancement* diharapkan juga dapat meningkatkan akurasi deteksi COVID-19 berbasis citra x-ray. Namun, terdapat banyak metode *image enhancement* yang bisa digunakan pada kasus pendeteksian COVID-19. Sehingga, penelitian ini memberikan kontribusi utama dalam melakukan analisis secara komprehensif berbagai macam metode *image enhancement* dengan berbagai macam kombinasi metode *machine learning* dan ekstraksi ciri. Harapannya analisis yang dihasilkan dapat menjadi *benchmarking* bagi penelitian dengan kasus serupa maupun kasus penelitian yang berbeda yang sama-sama menggunakan citra X-Ray.

2. METODE PENELITIAN

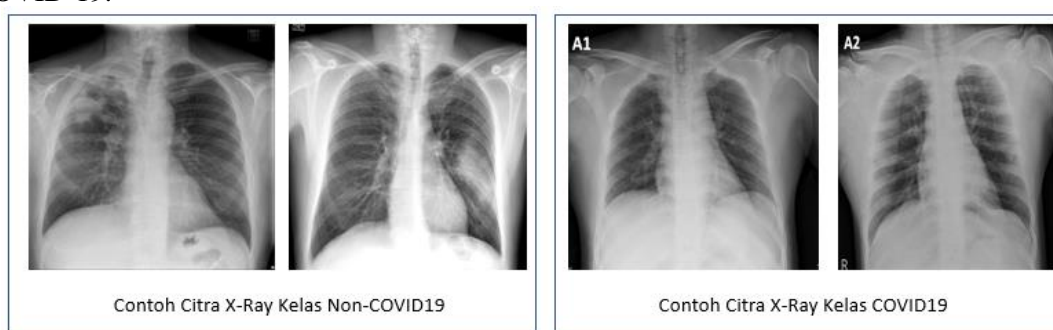
Seperti ditunjukkan pada Gambar 1, secara umum model pendeteksian COVID-19 terdiri beberapa tahap yaitu akuisisi data, peningkatan kualitas citra (*image enhancement*), ekstraksi ciri, dan pemodelan dengan *machine learning*. Penjelasan lebih detail tentang tahap-tahap ini ada pada subbab berikutnya.



Gambar 1 Rancangan model pendeteksian COVID-19 dengan citra X-ray.

2.1 Akuisisi Data

Pada model pendeteksian COVID-19 yang dikembangkan, proses pelatihan dan pengujian menggunakan citra X-Ray yang didapat dari dataset publik [11]. Dataset ini terdiri dari beberapa kelas, namun yang diambil hanya kelas COVID-19 dan Non-COVID-19. Ada sebanyak 481 citra yang terdiri dari 162 kelas negatif dan 319 kelas positif. Dataset ini kemudian dibagi kembali menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan komposisi 80% dan 20%. Gambar 2 menunjukkan contoh citra yang digunakan dalam pemodelan pendeteksian COVID-19.



Gambar 2 Contoh citra X-Ray dari dataset [11].

2.2 Peningkatan Kualitas Citra (Image Enhancement)

Kualitas sebuah citra medis, contohnya pada citra X-Ray dada, biasanya sangat bergantung pada alat yang digunakan. Pada banyak kasus citra X-Ray memiliki kontras yang kecil sehingga sangat sulit dalam proses analisis. Oleh sebab itu, perlu dilakukan proses image enhancement pada citra sebelum dilakukan analisis. Salah satu strategi dalam proses peningkatan kualitas citra adalah berbasis kepada nilai piksel yang memiliki proses lebih cepat dengan akurasi yang baik dibandingkan dengan proses berbasis spatial dan *frequency filtering*. Peningkatan kualitas citra berbasis nilai piksel dapat dilakukan dengan dua cara: (1) memodifikasi nilai piksel secara individu tanpa perlu melihat nilai piksel di tetangganya, contohnya metode *log transformation* dan *contrast stretching*, (2) memodifikasi nilai piksel dengan memperhatikan nilai piksel lainnya seperti *histogram equalization* (HE) and *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE).

Metode *log transformation* [12] merupakan salah satu metode *Global Level Transformation* (GLT) yang memodifikasi nilai piksel dengan menggunakan fungsi log sebagai berikut:

$$s = T(r) = c \log(1 + r) \quad (1)$$

dimana r adalah nilai piksel awal, c adalah nilai koefisien antara 0 sampai 1, dan s adalah nilai piksel hasil modifikasi. Metode *log transformation* bekerja dengan cara mendetailkan area gelap pada *background* yang gelap. Karakteristik ini cocok dengan citra X-Ray yang memiliki informasi penting dalam *background* yang gelap.

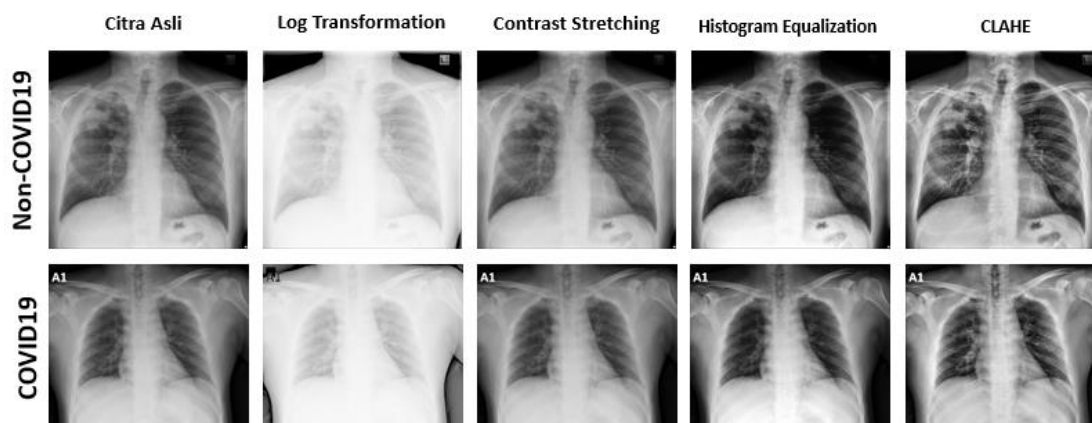
Sama seperti *log transformation*, metode peregangan kontras (*contrast stretching*) merupakan salah satu metode GLT, dikenal juga dengan nama normalisasi citra abu-abu, yang memodifikasi citra dalam jangkauan nilai tertentu [13]. *Contrast stretching* bertujuan untuk meregangkan *contrast* sehingga detail informasi lebih mudah untuk dibedakan. Secara umum proses *contrast stretching* dilakukan dengan formulai sebagai berikut:

$$s = T(r) = (r - r_{min}) \left(\frac{b - a}{r_{max} - r_{min}} \right) + a \quad (1)$$

dimana r adalah nilai piksel awal, s adalah nilai piksel hasil modifikasi, $[r_{min}, r_{max}]$ adalah rentang piksel awal, dan $[a, b]$ adalah rentang piksel yang diinginkan. Citra X Ray terkadang merupakan citra dengan *low contrast*, sehingga akan sangat sulit untuk melakukan analisis. Oleh sebab itu, *contrast stretching* sangat cocok diterapkan untuk memperluas jangkauan nilai piksel dengan harapan akan lebih mudah untuk dianalisis pada kasus pendeteksian COVID-19.

Berbeda dengan GLT, metode *histogram equalization* (HE) [14] dan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) [15] melakukan modifikasi piksel dengan mempertimbangkan nilai distribusi piksel dalam citra. Dalam beberapa kasus, citra X Ray sudah memiliki *contrast* yang cukup tinggi, tapi memiliki sebaran intensitas yang tidak merata. Metode HE dapat digunakan untuk meratakan sebaran intensitas sehingga citra dapat lebih mudah dianalisis. Hasil HE cenderung membuat citra menjadi lebih terang. Metode HE menggunakan sebaran nilai piksel secara global. Namun, jika distribusi nilai piksel tidak merata secara lokal pada area tertentu pada citra, penggunaan CLAHE lebih disarankan.

Keempat metode inilah yang akan dianalisis pengaruhnya dalam model pendeteksian COVID-19 baik menggunakan model *machine learning* maupun model *deep learning* (CNN). Gambar 3 menunjukkan hasil secara visual proses *image enhancement* pada citra COVID-19 dan Non-COVID-19. Jika dilihat pada gambar, sebagian besar metode *image enhancement* membuat citra X-Ray menjadi lebih terang sehingga informasi lokal pada citra jadi terlihat lebih detil. Dengan informasi yang lebih detil ini, diharapkan mampu membedakan antara kelas COVID-19 dan Non-COVID-19.



Gambar 3 Hasil secara visual image enhancement pada citra X-Ray.

2.3 Ekstraksi Ciri

Pada bidang pengolahan citra digital, setidaknya ada tiga ciri utama yang bisa diekstrak dari sebuah citra yaitu nilai intensitas, ciri tepi dan ciri tekstur. Ketiga ciri utama ini diimplementasikan untuk mencari ciri optimal yang bisa digunakan dalam model pendeteksian COVID-19. Pada penelitian ini, metode ekstraksi ciri berbasis intensitas, tepi dan tekstur diimplementasikan dengan metode berturut-turut yaitu histogram warna [13], *histogram of oriented gradient* (HOG) [16] dan *gray-level cooccurrence matrix* (GLCM) [17]. Namun khusus untuk model berbasis *convolutional neural network* (CNN), proses ekstraksi ciri tidak dilakukan sebab dalam CNN sudah melakukan ekstraksi ciri secara otomatis.

2.4 Pemodelan Dengan Machine Learning

Pada penelitian ini mengimplementasikan tiga metode *machine learning* bertipe *supervised learning* yaitu *support vector machine* (SVM), *k-nearest neighbor* (KNN) dan *convolutional neural network* (CNN).

Metode SVM dipilih karena merupakan metode yang menghasilkan akurasi baik pada berbagai macam kasus klasifikasi linear khususnya pada klasifikasi dua kelas. SVM pertama kali diperkenalkan oleh Cortes dan Vapnik [18] dan bekerja dengan cara memetakan data pelatihan dengan dua kelas sehingga memaksimalkan lebar celah (*margin*) antara kedua kelas yang dipisahkan oleh sebuah *hyperplane*. Perhitungan margin dilakukan antara *hyperplane* dengan beberapa data baik di kelas positif maupun kelas negatif yang disebut dengan *support vector*. Selain melakukan klasifikasi linier, SVM dapat secara efisien melakukan klasifikasi non-linier menggunakan apa yang disebut trik kernel, yang secara implisit memetakan inputnya ke dalam ruang fitur berdimensi tinggi.

Metode KNN merupakan salah satu metode yang sederhana dalam implementasinya tetapi memiliki akurasi yang cukup baik. KNN bekerja dengan menghitung jarak data baru dengan setiap data yang ada pada database [19]. Data baru ini kemudian akan diklasifikasikan sebagai label yang dimiliki oleh data pada database yang memiliki jarak paling kecil. Karena cara kerjanya ini KNN disebut juga sebagai metode *lazy learning*. Namun, metode KNN akan sangat bergantung pada jumlah data yang dimiliki pada database. Semakin banyak jumlah data biasanya akan membutuhkan waktu proses yang lebih lama meskipun akurasi akan cenderung meningkat.

Penelitian ini juga mengimplementasikan model pendeteksian COVID-19 dengan menggunakan *convolutional neural network* (CNN). Pada banyak kasus CNN menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan tradisional *machine learning* karena kemampuannya untuk mengidentifikasi ciri secara otomatis dalam jaringannya untuk membedakan antara satu kelas dengan kelas lainnya. Ada banyak arsitektur CNN yang bisa digunakan dalam kasus klasifikasi, namun penelitian ini mengimplementasikan arsitektur

VGG16 [20] yang merupakan arsitektur sederhana tetapi memiliki akurasi yang sangat baik dalam kasus klasifikasi citra.

2.5 Rancangan Pengujian dan Analisis

Pengujian dan analisis akan dilakukan dalam beberapa tahap. Pertama, setiap citra X-Ray yang ada pada dataset akan ditingkatkan kualitasnya secara terpisah untuk masing-masing metode *image enhancement*. Hasil citra yang telah ditingkatkan kualitasnya kemudian diproses dengan beberapa metode machine learning sekaligus mempertimbangkan *hyperparameter* terbaik pada masing-masing metode. Selain mempertimbangkan *hyperparameter*, penentuan fitur/ciri pada citra juga dianalisis karena tidak seperti pada CNN, penggunaan *machine learning* tradisional perlu diawali dengan proses ekstraksi fitur. Dari pengujian ini, maka akan didapatkan kombinasi metode *machine learning* dengan *hyperparameter* tertentu dan fitur/ciri citra yang menghasilkan akurasi optimal. Terakhir, hasil ini akan dibandingkan dengan CNN yang input layernya berupa citra yang telah ditingkatkan kualitasnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis pengaruh *image enhancement* pada model pendeteksian COVI-19 berbasis citra X-Ray diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python pada Komputer dengan spesifikasi Pentium Intel Core i3 2GHz dengan RAM 4GB. Protokol evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai akurasi, yaitu ratio antara jumlah citra yang berhasil dideteksi dengan benar dan jumlah citra yang digunakan dalam pengujian. Sebelum menganalisis pengaruh *image enhancement*, model pertama kali diimplementasikan pada citra awal untuk mendapatkan *hyperparameter* terbaik pada metode KNN, SVM, dan VGG16. Karena ukuran citra pada VGG16 adalah sebesar 224×224, maka semua citra akan dirubah ukurannya menjadi 224×224. Setelah itu, model terbaik pada setiap *machine learning* diterapkan pada citra yang telah ditingkatkan kualitasnya.

3.1 Pengaruh Hyperparameter

Pada bagian ini dijelaskan pengaruh *hyperparameter* pada metode KNN dan SVM. Pada metode KNN, dilakukan percobaan dengan berbagai nilai K yaitu 1, 5, 10, 15, dan 20 pada data citra awal yang tidak ditingkatkan kualitasnya dengan metode ekstraksi ciri histogram warna. Tabel 1 menunjukkan hasil pengaruh nilai K pada model pendeteksian COVID-19. Dari tabel ini didapatkan bahwa penambahan nilai K memberikan peningkatan akurasi tetapi tidak terlalu signifikan. Di sisi lain, waktu rata-rata komputasi yang justru semakin lama ketika dilakukan tiga kali percobaan. Oleh sebab itu, untuk model KNN kami tetap menggunakan nilai K=1, meskipun memiliki akurasi yang rendah.

Tabel 1 Pengaruh Nilai K pada KNN

Nilai K	Akurasi	Waktu Proses
1	77,52%	12,23 ms
5	77,95%	13,45 ms
10	77,87%	15,87 ms
15	78,02%	17,76 ms
20	78,12%	21,12 ms

Tabel 2 Pengaruh Kernel SVM

Kernel	Akurasi
Linear	59,26%
Polinomial	60,67%
RBF	61,79%

Selanjutnya dilakukan penentuan kernel terbaik pada SVM pada kasus model pendeteksian COVID-19 dengan ciri histogram warna. Kernel yang digunakan adalah kernel linear, RBF dan polinomial. Dari Tabel 2 didapatkan bahwa kernel RBF menghasilkan akurasi

yang paling baik yaitu sebesar 61,79% dibandingkan dengan kernel linear dan polinomial yaitu sebesar 59,26% dan 60,67%. Hasil ini menandakan bahwa dataset yang digunakan adalah data non-linear sehingga RBF menghasilkan akurasi yang lebih baik.

3.2 Perbandingan Hasil

Selanjutnya kami melakukan analisis perbandingan hasil pengaruh *image enhancement* pada berbagai metode ekstraksi ciri dan metode machine learning. Model optimal yang kami gunakan untuk KNN adalah ketika nilai K=1 dan untuk SVM kami menggunakan kernel RBF. Sedangkan *hyperparameter* VGG16 yang digunakan dalam penelitian disamakan dengan parameter pada paper aslinya [20] karena kami mengimplementasikan secara *pre-trained model*.

Tabel 3 menunjukkan perbandingan hasil model pendeteksian COVID-19 dengan berbagai metode *image enhancement*, metode ekstraksi ciri dan metode dan metode machine learning. Dari tabel terlihat bahwa penggunaan *image enhancement* memberikan peningkatan akurasi pada metode *Constrast Stretching* dan *Histogram Equalization* dengan rata-rata peningkatan sebesar berturut 1,45% dan 0,65%. Namun, penggunaan Log Transformation dan CLAHE justru menurunkan akurasi. Ini dikarenakan metode log transformation membuat citra menjadi terlalu cerah secara visual yang menyebabkan informasi penting dalam citra X-Ray hilang. Sebaliknya metode CLAHE mengalami penurunan akurasi karena menghasilkan lebih banyak *noise* yang mempengaruhi hasil pendeteksian COVID-19.

Jika kita menganalisis pada jenis model klasifikasinya, pada kasus pemodelan dengan menggunakan *deep learning* (VGG16), peningkatan akurasi terjadi pada metode CS, HE, dan CLAHE berturut-turut sebesar 2,25%, 1,13%, dan 2,25%, tetapi penggunaan LT justru menyebabkan penurunan akurasi. Di sisi lain, pemodelan dengan menggunakan *machine learning* tradisional tidak selalu menghasilkan peningkatan akurasi. Peningkatan akurasi pada model *machine learning* tradisional sangat bergantung pada metode ekstraksi ciri yang digunakan. Dari tabel didapatkan bahwa metode ekstraksi ciri berbasis tepi, yaitu *histogram of oriented gradient* (HOG) memberikan peningkatan akurasi yang paling baik dibandingkan berbasis histogram warna dan tekstur (*gray level cooccurrence matrix*). Jika melihat citra X-Ray pada Gambar 3, informasi tepi pada area dada merupakan informasi yang penting dalam membedakan antara citra COVID-19 dan Non-COVID-19. Inilah mengapa ekstraksi ciri berbasis tepi memberikan peningkatan akurasi yang paling baik.

Tabel 3 Perbandingan Pengaruh *Image Enhancement* Model Pendeteksian COVID-19

Ekstraksi Ciri	Algoritma Machine Learning	Tanpa Enhancement	Image Enhancement			
			Log Transform	Constrast Stretching	Histogram Equalization	CLAHE
Histogram Warna	SVM	61,79%	56,17%	69,66%	51,68%	50,56%
	KNN	77,52%	77,52%	77,52%	82,02%	70,78%
HOG	SVM	100%	100%	100%	100%	100%
	KNN	84,27%	85,39%	82,02%	78,65%	74,16%
GLCM	SVM	50,56%	43,82%	51,68%	52,80%	49,43%
	KNN	66,28%	70,78%	67,41%	78,65%	65,17%
VGG16		97,75%	92,13%	100%	98,88%	100%
Rata-Rata		76,88%	75,12%	78,33%	77,53%	72,87%

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan *image enhancement* pada berbagai model *machine learning* pada kasus model pendeteksian COVID-19, sebagian besar memberikan peningkatan akurasi. Namun, pada kasus penggunaan *machine learning* tradisional, peningkatan akurasi sangat bergantung pada jenis fitur yang diekstraksi. Di antara tiga jenis fitur yang dianalisis, *histogram of oriented gradient* (HOG) memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan histogram warna dan GLCM. Pada kasus penggunaan *deep learning*, *image enhancement* memberikan peningkatan akurasi yang cukup significant pada data training. Dari ujicoba didapatkan bahwa HE dan CLAHE memberikan peningkatan akurasi pada pendeteksian COVID-19 yang paling baik

khususnya ketika diterapkan pada model CNN yaitu sebesar 1,13% dan 2,25%. Hasil ini menunjukkan bahwa tahapan *image enhancement* sebaiknya dilakukan sebelum melakukan pendeteksian COVID-19 berbasis citra X-Ray.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didukung dan didanai dari Hibah Penelitian Program Pascasarjana Ilmu Komputer, Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM Tahun 2022 dengan kontrak No. 245/J01.1.28/PL.06.02/2022.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mahesh, P., Prathyusha, Y. G., Sahithi, B., Nagendram, S., 2020, Covid-19 Detection from Chest X-Ray using Convolution Neural Networks, *Journal of Physics: Conference Series, Volume 1804, International Conference of Modern Applications on Information and Communication Technology (ICMAICT)*, 22-23 October 2020, University of Babylon, Babylon-Hilla City, Iraq.
- [2] Civit-Masot, J., Luna-Perejón, F., Morales, M.D., Civit, A., 2020, Deep learning system for COVID-19 diagnosis aid using X-ray pulmonary images, *Applied Sciences (Switzerland)*, No. 13, Vol. 10, 10.3390/app10134640
- [3] Ozturk, T., Talo, M., Yildirim, E.A., Baloglu, U.B., Yildirim, O., Rajendra Acharya U., 2020 Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images, *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 121, No. 103792, 10.1016/j.compbiomed.2020.103792
- [4] Yoo, S.H., Geng, H., Chiu, T.L., Yu, S.K., Cho, D.C., Heo, J., Choi, M.S., Choi, I.H., Cung Van, C., Nhung, N.V., Min, B.J., Lee, H., 2020, Deep learning-based decision-tree classifier for COVID-19 diagnosis from chest X-ray imaging, *Frontiers in Medicine*, Vol. 7, 1-8, 10.3389/fmed.2020.00427
- [5] Sethy, P.K., Behera, S.K., Ratha, P.K., Biswas, P., 2020, Detection of coronavirus disease (COVID-19) based on deep features and support vector machine, *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, No. 4, Vol. 5, 643-651, 10.33889/IJMEMS.2020.5.4.052
- [6] Minaee, S., Kafieh, R., Sonka, M., Yazdani, S., Jamalipour Soufi, G., 2020, Deep-COVID: Predicting COVID-19 from chest X-ray images using deep transfer learning, *Medical Image Analysis*, Vol. 65, 10.1016/j.media.2020.101794 arXiv:2004.09363.
- [7] Panwar, H., Gupta, P.K., Siddiqui, M.K., Morales-Menendez, R., Singh, V., 2020, Application of deep learning for fast detection of COVID-19 in X-Rays using nCOVnet, *Chaos, Solitons & Fractals*, Vol. 138, No. 109944, <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109944>.
- [8] Apostolopoulos, I.D., Mpesiana, T.A., 2020, Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, Vol. 43, No. 2, 635-640, 10.1007/s13246-020-00865-4
- [9] Jain, G., Mittal, D., Thakur, D., Mittal, M.K., 2020, A deep learning approach to detect Covid-19 coronavirus with X-Ray images, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 4, 1391-1405, 10.1016/j.bbe.2020.08.008
- [10] Khan, A.I., Shah, J.L., Bhat, M.M., 2020, CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 196, Article 105581, 10.1016/j.cmpb.2020.105581 arXiv:2004.04931
- [11] Cohen, J. P., Morrison, P., Dao, L., 2020, COVID-19 image data collection, arXiv:2003.11597, <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>.

- [12] Zhuang, Liyun, and Yepeng Guan. 2019. Image Enhancement Using Modified Histogram and Log-Exp Transformation, *Symmetry*, Vol. 11, No. 8: 1062. <https://doi.org/10.3390/sym11081062>
- [13] Rafael C. González, Richard Eugene Woods, 2007, *Digital Image Processing*. Prentice Hall. p. 85. ISBN 978-0-13-168728-8.
- [14] Hum, Y.C., Lai, K. W., Salim, M., Irna, M., 2014, Multiobjectives bihistogram equalization for image contrast enhancement, *Complexity*, Vol. 20, No. 2, 22–36. Bibcode:2014Cmplx..20b..22H. doi:10.1002/cplx.21499.
- [15] S. M. Pizer, R. E. Johnston, J. P. Ericksen, B. C. Yankaskas and K. E. Muller, 1990, Contrast-limited adaptive histogram equalization: speed and effectiveness, *Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing*, 1990, pp. 337-345, doi: 10.1109/VBC.1990.109340.
- [16] Dalal, N., Triggs, B., 2005, Histograms of oriented gradients for human detection, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005, pp. 886-893 vol. 1, doi: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [17] Mohanaiah, P., Sathyanarayana, P., GuruKumar, L., 2013, Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach, *International Journal of Scientific and Research Publications*, Vol. 3, No. 5
- [18] Cortes, C., Vapnik, V., 1995, Support-vector networks" (PDF), *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, 273–297. CiteSeerX 10.1.1.15.9362. doi:10.1007/BF00994018. S2CID 206787478.
- [19] Wahyono, 2020, Peningkatan Kecepatan Algoritma K-NN Untuk Sistem Pengklasifikasian Kendaraan Bermotor, *Jurnal Teknologi Informasi*, Vol. 19, No. 2, 190-196.
- [20] Simonyan, K., Zisserman, A., 2014, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, 4 Sep 2014, <https://arxiv.org/abs/1409.1556>