

DETEKSI COVID-19 BERDASARKAN CITRA CHEST X-RAY MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Nia Amelia

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya

Email : nia.18038@mhs.unesa.ac.id

Abstrak

Novel Coronavirus, yang saat ini disebut COVID-19, telah dinyatakan oleh World Health Organization (WHO) sebagai pandemi menular. Di Indonesia sendiri, tercatat hingga November 2021 kasus COVID-19 yang terkonfirmasi lebih dari 4,25 juta kasus dan kematian yang terkonfirmasi akibat pandemi COVID-19 lebih dari 144 ribu kasus. Karena angka kasus terkonfirmasi semakin meningkat, maka diperlukan alat pendeteksi untuk menekan laju pertumbuhan kasus terkonfirmasi. Saat ini alat diagnosis COVID-19 yang sering digunakan adalah tes genetik yang sering disebut dengan PCR (*Polymerase Chain Reaction*). Di sisi lain perkembangan *Artificial Intelligence* memberikan dampak yang baik terhadap praktik medis. Support Vector Machine. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dibangun suatu sistem deteksi COVID-19 menggunakan algoritma *machine learning* yaitu *Support Vector Machine*. Variasi kernel dan parameter C dilakukan pada penelitian ini untuk mengevaluasi model terbaik. Sehingga diperoleh akurasi klasifikasi terbaik untuk sistem deteksi COVID-19 pada penelitian ini adalah sebesar 88,83% dengan menggunakan model SVM-RBF dan $C=20$. Diharapkan melalui program deteksi COVID-19 yang mengadopsi *Artificial Intelligence* dapat membantu proses skrining yang akurat sehingga dapat menekan lonjakan kasus COVID-19 di kemudian hari.

Kata Kunci: Citra Chest X-Ray, Deteksi COVID-19, Support Vector Machine, Radial Basis Function.

Abstract

The Novel Coronavirus, currently called COVID-19, has been declared by the World Health Organization (WHO) as an infectious pandemic. In Indonesia alone, until November 2021, there were more than 4.25 million confirmed cases of COVID-19 and more than 144,000 confirmed deaths due to the COVID-19 pandemic. Because the number of confirmed cases is increasing, a detection tool is needed to suppress the growth rate of confirmed cases. Currently the COVID-19 diagnostic tool that is often used is a genetic test which is often called PCR (*Polymerase Chain Reaction*). On the other hand, the development of *Artificial Intelligence* has had a good impact on medical practice. Support Vector Machines. Therefore, in this study, a COVID-19 detection system will be built using a machine learning algorithm, namely the Support Vector Machine. Kernel variations and C parameters were carried out in this study to evaluate the best model. So that the best classification accuracy for the COVID-19 detection system in this study was 88.83% using the SVM-RBF model and $C=20$. It is hoped that through the COVID-19 detection program that adopts *Artificial Intelligence*, it can assist in an accurate screening process so that it can reduce the spike in COVID-19 cases in the future.

Keywords: Chest X-Ray Image, COVID-19 Detection, Support Vector Machine, Radial Basis Function.

PENDAHULUAN

Novel Coronavirus, yang saat ini disebut COVID-19, telah dinyatakan oleh *World Health Organization* (WHO) sebagai pandemi menular. Di Indonesia sendiri, tercatat hingga November 2021 kasus COVID-19 yang terkonfirmasi lebih dari 4,25 juta kasus dan kematian yang terkonfirmasi akibat pandemi COVID-19 lebih dari 144 ribu kasus. *Coronavirus* (CoVs) adalah keluarga besar virus, beberapa di antaranya menyebabkan penyakit pernapasan pada manusia, mulai dari flu biasa hingga penyakit yang lebih langka dan serius seperti Sindrom Pernafasan Akut Parah (SARS) dan Sindrom

Pernafasan Timur Tengah (MERS), keduanya memiliki angka kematian yang tinggi (Khan dkk, 2021).

Alat diagnosis covid-19 yang banyak digunakan adalah tes genetik yang sering disebut dengan PCR (*Polymerase Chain Reaction*)(Wang dkk, 2020). PCR memiliki kelebihan, salah satunya adalah PCR merupakan teknik sederhana yang mudah untuk dipahami dan digunakan, serta PCR juga dapat menghasilkan hasil secara cepat (Bologna dkk., 2008). Selain itu, kelebihan yang dimiliki tes PCR bisa mendeteksi varian virus (Jindal dkk., 2021). Namun, dalam penelitian yang dilakukan oleh Ai dkk diperoleh bahwa deteksi COVID-19 menggunakan

PCR memiliki sensitivitas yang rendah akan tetapi memiliki spesifisitas yang tinggi (Ai dkk., 2020).

Untuk mengatasi kelemahan yang dimiliki oleh tes PCR, beberapa peneliti mengembangkan sistem untuk mendeteksi seseorang terpapar COVID-19 salah satunya adalah dengan identifikasi citra radiografi seperti rontgen thorax atau CT Scan (Khan dkk., 2020). Deteksi COVID-19 menggunakan citra radiografi dapat memberikan informasi mengenai tingkat keparahan yang tidak dapat dilakukan oleh tes PCR. Karena di Indonesia sendiri fasilitas untuk

Perkembangan *Artificial Intelligence* memberikan dampak yang baik terhadap praktik medis (Yu dkk, 2018). Dalam penelitian (Chen dkk, 2017) didapatkan bahwa aplikasi dari *machine learning* berhasil dalam memprediksi penyakit dengan jumlah data yang besar. Oleh karena itu dengan memanfaatkan teknologi *machine learning* dapat dibangun sebuah model untuk mendeteksi COVID-19 secara akurat (Chowdhury dkk, 2020). Karena pada *machine learning* tidak terdapat layer untuk *feature extraction*, maka pemilihan teknik *preprocessing* dan teknik *feature extraction* menjadi tantangan sendiri dalam deteksi COVID-19 berdasarkan data citra X-Ray.

Salah satu algoritma dalam *machine learning* adalah Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan algoritma pembelajaran berbasis kernel. Akurasi klasifikasi Support Vector Machine ditentukan oleh pengaturan parameter kernel dan pemilihan fitur secara komprehensif (Shi dkk, 2021). Algoritma Support Vector Machine telah banyak digunakan dalam beberapa penelitian seperti mendeteksi cacat dalam kotak kemasan logistik untuk edge computing (Yang dkk., 2020), pendekatan baru deteksi dini retinopati diabetik berbasis analisis geometri multifraktal untuk citra makula OCTA (Abdelsalam & Zahran, 2021), klasifikasi otomatis pasien dengan fraktur non-traumatik berdasarkan gambar spektrum gelombang terpandu ultrasonik (Minonzio dkk, 2020), dan deteksi dini penyakit Alzheimer dengan protein plasma darah (Eke dkk, 2021)

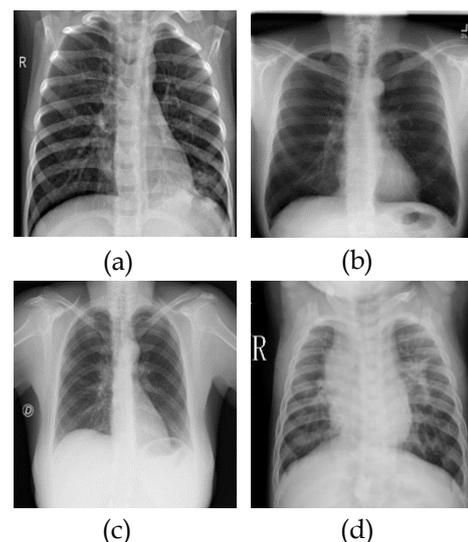
Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, *Support Vector Machine* menunjukkan performa yang cukup baik sebagai algoritma *machine learning*. Sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan deteksi COVID-19 berdasarkan data citra *Chest X-Ray* menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Variasi kernel yang digunakan pada

penelitian ini untuk mengetahui kernel terbaik dalam menghasilkan akurasi tertinggi pada deteksi COVID-19. Sehingga diharapkan dapat dibuat sistem deteksi COVID-19 yang cepat dan akurat.

Artikel ini disusun berdasarkan sistematika sebagai berikut : Kajian teori mengenai algoritma Support Vector Machine yang dalam penelitian ini digunakan sebagai algoritma dalam mendeteksi COVID-19 dijelaskan di bagian 2. Bagian 3 menjelaskan tentang deskripsi sistem deteksi COVID-19 dan dataset yang digunakan pada penelitian ini. Pada bagian 4 menyajikan dan membahas hasil eksperimen termasuk akurasi klasifikasi, *precision*, *recall*, *F1 score*, *time testing execution*, serta menampilkan *confusion matrix* yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan. Kemudian makalah ini disimpulkan di bagian 5.

KAJIAN TEORI

Pada penelitian ini akan dibangun suatu model deteksi COVID-19 dengan melakukan pelatihan pada dataset yang berisi sejumlah citra *Chest X-ray* yang telah dikategorikan ke dalam 4 kelas yaitu *Bacterial Pneumonia*, Normal, COVID-19 dan *Viral Pneumonia*. Visualisasi citra *Chest X-Ray* setiap kelas disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Citra CXR dengan (a) *Viral Pneumonia* (b) Normal (c) COVID-19 (d) *Bacterial Pneumonia*

SUPPORT VECTOR MACHINE

Algoritma SVM, pertama kali diperkenalkan pada akhir 1970-an oleh Vapnik dan kelompoknya. Algoritma SVM adalah salah satu algoritma pembelajaran berbasis kernel yang paling banyak

digunakan dalam berbagai aplikasi machine learning, terutama *image processing* (Mountrakis dkk, 2011).

Performa dari SVM sangatlah bergantung pada penentuan fungsi kernel yang dapat menghasilkan sampel di ruang fitur yang berdimensi lebih tinggi. Beberapa model kernel pada algoritma SVM yang dapat digunakan antara lain Linear, Sigmoid, *Radial Basis Function* (RBF), dan Polynomial. Pemilihan kernel dipilih dengan mendefinisikan model kernel yang ada lalu kemudian menyesuaikan parameter kernel lainnya dengan teknik *tuning*. Performa *classifier* adalah kriteria paling penting untuk memilih fungsi kernel.

Secara khusus, SVM menentukan hyperplane yang optimal untuk memisahkan dataset menjadi sejumlah kelas yang ditentukan sebelumnya menggunakan data pelatihan. Diberikan permasalahan 2-kelas dengan data training sebanyak N contoh $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1}), (x_N, y_N)$ dengan fitur input $x_i \in \mathbb{R}^d$ dan kelas $y_i \in \{-1, 1\}$, tujuan dari SVM adalah untuk mendefinisikan hyperplane $h(x)$ sebagai berikut :

$$h(x) = x^T w + b = 0 \tag{1}$$

Sehingga menginduksi aturan keputusan klasifikasi $D(x)$ sehingga memaksimalkan margin $M (= 2m)$.

$$D(x) = \text{sign}(x^T w + b) \tag{2}$$

Menemukan hyperplane seperti itu melibatkan pengoptimalan M sehingga,

$$\max_{w,b} M = \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \tag{3}$$

Bergantung pada $y_i(x_i^T w + b) \geq 1$, dimana b adalah konstanta, d adalah dimensi data, w adalah vektor yang panjangnya tidak diketahui dengan dimensi d yang ditunjukkan dari tempat asal dan normal ke margin, dan m ditunjukkan equal dengan $\frac{1}{\|w\|}$

w yang dihasilkan dari optimasi pada persamaan (3) ditunjukkan pada persamaan (4), dengan α_i tak nol untuk contoh i (dikenal sebagai vektor pendukung) di mana constraint $y_i(w^T x_i + b) \geq 1$ terpenuhi.

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \tag{4}$$

Dengan persamaan (4), nilai b ditentukan dari persamaan (1) dan (2), aturan keputusan untuk

sampel baru u dari kelas yang tidak diketahui dapat dinyatakan sebagai

$$D(u) = \text{sign} \left[u^T \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) + b \right] \tag{5}$$

Dimana α_i adalah perkalian lagrange yang dihasilkan dari optimasi pada persamaan (3)

METODE

DATASET

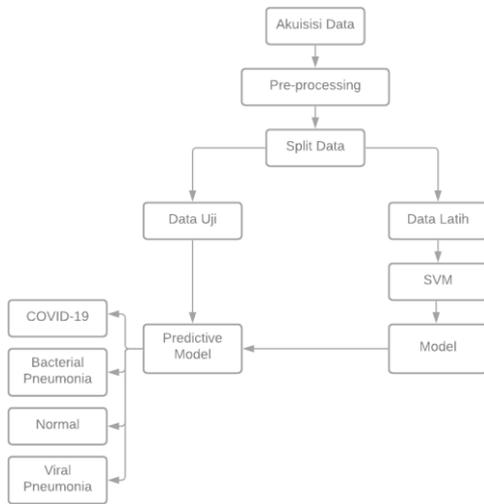
Pada penelitian ini, dataset yang digunakan diambil dari *website Kaggle(Pneumonia & COVID-19 Image Dataset | Kaggle, n.d.)(COVID-19 Radiography Database | Kaggle, n.d.)* dimana dataset tersebut merupakan dataset dengan kasus positif COVID-19 terbesar yang dapat diakses secara umum menurut pengetahuan penulis. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas citra *Chest X-ray* yang telah dilabeli ke dalam kelas COVID-19, *Bacterial Pneumonia*, *Viral Pneumonia*, dan normal. Karena jumlah dataset yang tersedia sangatlah besar maka sangat memungkinkan untuk menggunakan rasio data pengujian yang besar. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Das dkk (Das dkk., 2021) dimana penulis mengusulkan sistem deteksi COVID-19 menggunakan dataset sebanyak 20% dari dataset asli dan dianggap bahwa dataset tersebut telah mewakili keseluruhan dataset asli. Dengan melakukan pengembangan berdasarkan penelitian sebelumnya, maka dalam penelitian ini dipakai sebanyak 25% dari dataset asli agar mendapat sistem dengan performa yang lebih baik.

Tabel 1 Distribusi data untuk pelatihan dan pengujian

Kelas	Data Pelatihan	Data Pengujian
Bacterial Pneumonia	545	140
COVID-19	721	183
Normal	2039	509
Viral Pneumonia	274	63
Total	3576	895

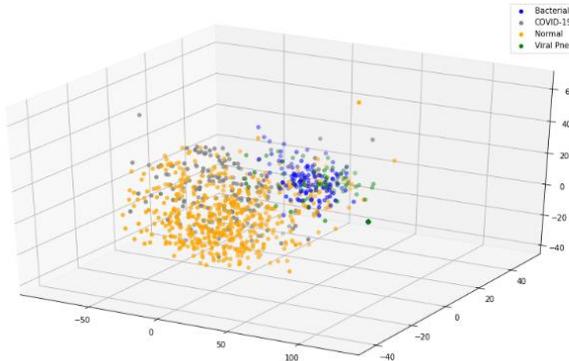
Dalam penelitian ini, dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan rasio 2:8. Sehingga diperoleh distribusi data untuk pelatihan dan pengujian yang disajikan pada Tabel 1.

SISTEM DETEKSI COVID-19



Gambar 2 Diagram Sistem pada Penelitian

Berdasarkan Gambar 2, tahapan sistem deteksi COVID-19 dalam penelitian ini diawali dengan tahap akuisisi data. Pada tahap ini akan dikumpulkan citra Chest X-Ray dimana citra tersebut akan digunakan dalam penelitian ini. Selanjutnya, data yang telah dikumpulkan akan dilakukan proses preprocessing untuk menyederhanakan model citra. Proses yang pertama dalam tahap preprocessing adalah grayscaling yaitu mengubah citra berwarna ke dalam bentuk grayscale. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan bantuan library scikit-image dalam proses grayscaling. Lalu selanjutnya adalah mengubah dimensi citra. Karena data yang dikumpulkan sebelumnya memiliki dimensi citra yang berbeda-beda. Untuk itu dimensi citra akan diseragamkan dengan mengubah dimensi citra menjadi 225x225.



Gambar 3 Scatter Plot Distribusi Data Uji

Dengan menggunakan Principal Component Analysis diperoleh 3 komponen utama dari data uji untuk mengetahui pola penyebaran data yang ditunjukkan pada Gambar 3. Melalui Gambar 3 dapat

dilihat pola penyebaran data uji yang terdiri dari kelas Bacterial Pneumonia, COVID-19, Normal, dan Viral Pneumonia yang berupa titik-titik pada scatter plot. Terlihat bahwa penyebaran tidak membentuk suatu pola. Tahap selanjutnya yaitu membagi dataset menjadi data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, untuk mengklasifikasikan Chest X-Ray digunakan sebuah algoritma machine learning yaitu Support Vector Machine (SVM). Dengan menggunakan SVM data latih akan di-training untuk membentuk suatu model yang kemudian model tersebut akan digunakan untuk memprediksi data uji.

EVALUASI PERFORMA SISTEM

Untuk mengevaluasi performa dari sistem maka akan digunakan 4 performance metrics antara lain : Accuracy, recall, precision, dan F1 score menggunakan persamaan (6-9) sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + FN) + (FP + TN)} \tag{6}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

$$F1\ score = \frac{2 * TP}{(2 * TP + FN + FP)} \tag{9}$$

Dimana, TP adalah banyaknya citra yang terprediksi secara benar sebagai COVID-19, TN adalah banyaknya citra yang terprediksi secara benar bukan COVID-19, FP adalah banyaknya citra yang terprediksi secara salah sebagai COVID-19, dan FN adalah banyaknya citra COVID-19 yang terprediksi secara salah. Selain metrik yang disebutkan diatas, sistem performa klasifikasi juga dibandingkan dalam hal waktu yang dibutuhkan oleh setiap sistem untuk mengklasifikasikan data input, yang direpresentasikan dalam persamaan (10).

$$\delta t = t_2 - t_1 \tag{10}$$

Dimana t₁ adalah waktu mulai pada sistem untuk melakukan klasifikasi, sedangkan t₂ adalah waktu berakhir ketika sistem telah melakukan klasifikasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, dilakukan eksperimen untuk mendeteksi COVID-19 yaitu dengan mengklasifikasikan citra Chest X-Ray ke dalam kelas COVID-19, Normal, Viral Pneumonia dan Bacterial Pneumonia dengan menggunakan algoritma Machine Learning yaitu Support Vector Machine. Perbandingan

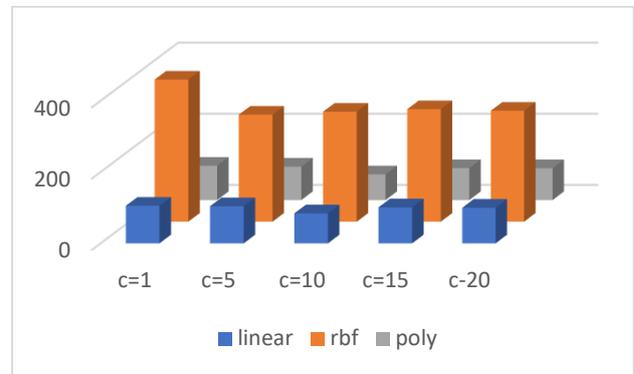
model dengan akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan citra *Chest X-Ray* dengan variasi kernel dan parameter C ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Perbandingan Akurasi pada klasifikasi citra X-Ray dengan SVM Classifier menggunakan variasi kernel dan parameter C

Variasi Kernel	Akurasi (%)				
	C = 1	C = 5	C = 10	C = 15	C = 20
Linear	80,1	79,8	79,6	78,9	78,7
RBF	85,2	88,0	88,3	88,7	88,8
Poly	83,8	82,8	81,4	81,9	81,3

Variasi dilakukan dengan menerapkan nilai parameter C yang berbeda untuk setiap jenis kernel yang digunakan yaitu 1, 5, 10, 15, 20. Dengan jenis kernel yang digunakan yaitu Linear, RBF, dan Polynomial. Sedangkan untuk nilai parameter C dipilih secara acak. Berdasarkan Tabel 2, hasil akurasi terbaik terdapat pada model dengan kernel RBF dan nilai parameter C = 20 dengan akurasi 88,83%. Sedangkan hasil akurasi terendah terdapat pada model dengan kernel Linear dan nilai parameter C=20 dengan akurasi 78,66%.

Berdasarkan analisis hasil klasifikasi pada Tabel 2, variasi parameter C memberikan pengaruh pada hasil akurasi dalam klasifikasi. Pada kernel Linear dan Polynomial, semakin kecil nilai parameter C yang digunakan maka akan meningkatkan hasil akurasi. Sedangkan pada kernel RBF, semakin besar nilai parameter C yang digunakan maka akan meningkatkan hasil akurasi.



Gambar 4 Diagram Batang time testing execution deteksi COVID-19 dengan variasi kernel dan parameter C

Tabel 3 Detail time testing execution deteksi COVID-19 dengan SVM dengan variasi kernel dan parameter C

Variasi Kernel	Time Testing (detik)				
	C = 1	C = 5	C = 10	C = 15	C = 20
Linear	105,303	103,998	84,112	100,851	99,860
RBF	399,104	300,373	308,679	315,736	311,328
Poly	96,201	93,730	72,125	89,679	89,364

Pada Gambar 4, menunjukkan diagram batang *time testing execution* dengan variasi kernel dan parameter C pada pengklasifikasian Citra *Chest X-Ray*. Sedangkan Tabel 3, menunjukkan detail *time testing execution* pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4 dan Tabel 3, model dengan kernel RBF membutuhkan waktu lama dalam proses *testing*. Oleh karena itu, berdasarkan Tabel 2 diperoleh model

dengan performa terbaik pada SVM Classifier dalam mengklasifikasikan citra *Chest X-Ray* untuk mendeteksi COVID-19 yaitu model dengan kernel *Radial Basis Function* dan parameter C=20 karena memberikan hasil akurasi sebesar 88,8% walaupun dalam pengujian membutuhkan waktu yang tidak singkat

Tabel 4 Detail hasil evaluasi deteksi COVID-19 dengan SVM-RBF dengan C=20

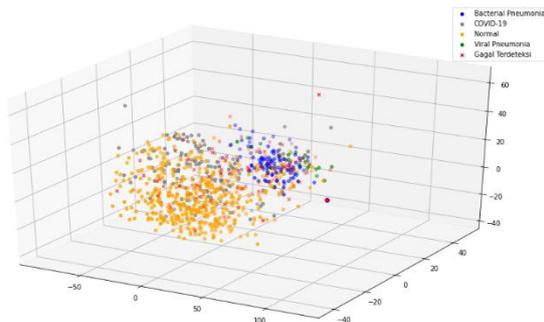
Kelas	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Accuracy (%)	Time Testing (s)
Bacterial Pneumonia	79	86	83	88,83	322,692
COVID-19	89	83	86		
Normal	93	96	95		
Viral Pneumonia	70	52	60		
Rata-rata	83	79	81		

Pada Tabel 4, menunjukkan detail metrik evaluasi deteksi COVID-19 menggunakan model SVM-RBF dan parameter C=20. Berdasarkan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi COVID-19 dengan menggunakan Support Vector Machine memiliki performa sistem yang cukup baik. Model SVM-RBF dengan parameter C=20 memiliki nilai akurasi klasifikasi sebesar 88,83%, precision 83%, recall 79% seta F1-Score sebesar 81%. Selain itu, model ini membutuhkan waktu selama 322,692 detik dalam proses mengklasifikasikan citra Chest X-Ray. Walaupun model ini membutuhkan waktu yang relatif lama, akan tetapi model ini memiliki akurasi yang relatif tinggi.

Bacterial Pneumonia	121	2	6	11
COVID-19	3	152	28	0
Normal	3	14	489	3
Viral Pneumonia	26	2	2	33
	Bacterial Pneumonia	COVID-19	Normal	Viral Pneumonia

Gambar 5 Confusion Matrix pada sistem deteksi COVID-19 dengan SVM-RBF dengan C=20

Pada Gambar 5 ditunjukkan confusion matrix pada sistem deteksi COVID-19 dengan model SVM-RBF dan parameter C=20. Pada Gambar 5 menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan dengan benar kelas Bacterial Pneumonia sebanyak 121 citra dari 140, untuk kelas COVID-19 sebanyak 152 citra dari 183, untuk kelas Normal sebanyak 489 citra dari 509, dan untuk kelas Viral Pneumonia sebanyak 33 citra dari 63.



Gambar 6 Scatter Plot Hasil Prediksi Menggunakan SVM-RBF dengan C=20

Pada Gambar 6 menampilkan grafik scatterplot hasil prediksi klasifikasi citra menggunakan model SVM-RBF dan parameter C =20 dengan titik “x” yang berwarna merah merupakan data yang gagal terklasifikasi dengan benar

PENUTUP

SIMPULAN

Pada penelitian ini, deteksi COVID-19 dilakukan dengan mengklasifikasikan citra Chest X-Ray menggunakan Support Vector Machine dengan menggunakan variasi kernel yang berbeda antara lain Linear, RBF, dan Polynomial. Selain itu variasi parameter C juga digunakan untuk mengetahui nilai akurasi terbaik pada proses klasifikasi. Variasi parameter C yang digunakan yaitu 1, 5, 10, 15, dan 20.

Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan diperoleh bahwa variasi kernel RBF dan parameter C = 20 memberikan hasil akurasi terbaik akan tetapi time testing execution yang dibutuhkan cukup lama. Akurasi klasifikasi untuk model deteksi COVID-19 pada penelitian ini adalah sebesar 88,83%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa deteksi COVID-19 berdasarkan citra Chest X-Ray menggunakan algoritma Machine Learning yaitu Support Vector Machine dapat membuat keputusan diagnostik dengan akurasi yang cukup tinggi. Sehingga diharapkan melalui program deteksi COVID-19 yang mengadopsi Artificial Intelligence dapat membantu proses skrining yang akurat.

DAFTAR PUSTAKA

Abdelsalam, M. M., & Zahran, M. A. (2021). A Novel Approach of Diabetic Retinopathy Early Detection Based on Multifractal Geometry Analysis for OCTA Macular Images Using Support Vector Machine. *IEEE Access*, 9, 22844–22858. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3054743>

Ai, T., Yang, Z., Hou, H., Zhan, C., Chen, C., Lv, W., Tao, Q., Sun, Z., & Xia, L. (2020). Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases. *Radiology*, 296(2), E32–E40. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020200642>

Bologna, J., Jorizzo, J. L., & Rapini, R. P. (2008). Dermatology. In *Dermatology: 2-Volume Set*, 3/e (2nd ed.). Mosby/Elsevier.

- <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-7234-3571-6.00099-3>
- Chen, M., Hao, Y., Hwang, K., Wang, L., & Wang, L. (2017). Disease Prediction by Machine Learning Over Big Data From Healthcare Communities. *IEEE Access*, 5, 8869–8879. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2694446>
- Chowdhury, M. E. H., Rahman, T., Khandakar, A., Mazhar, R., Kadir, M. A., Mahbub, Z. Bin, Islam, K. R., Khan, M. S., Iqbal, A., Emadi, N. Al, Reaz, M. B. I., & Islam, M. T. (2020). Can AI Help in Screening Viral and COVID-19 Pneumonia? *IEEE Access*, 8, 132665–132676. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010287>
- COVID-19 Radiography Database | Kaggle. (n.d.). Diambil 26 November 2021, dari <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>
- Das, A. K., Ghosh, S., Thunder, S., Dutta, R., Agarwal, S., & Chakrabarti, A. (2021). Automatic COVID-19 detection from X-ray images using ensemble learning with convolutional neural network. *Pattern Analysis and Applications*, 24(3), 1111–1124. <https://doi.org/10.1007/s10044-021-00970-4>
- Eke, C. S., Jammeh, E., Li, X., Carroll, C., Pearson, S., & Ifeakor, E. (2021). Early Detection of Alzheimer’s Disease with Blood Plasma Proteins Using Support Vector Machines. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25(1), 218–226. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.2984355>
- Guan, W., Ni, Z., Hu, Y., Liang, W., Ou, C., He, J., Liu, L., Shan, H., Lei, C., Hui, D. S. C., Du, B., Li, L., Zeng, G., Yuen, K.-Y., Chen, R., Tang, C., Wang, T., Chen, P., Xiang, J., ... Zhong, N. (2020). Clinical Characteristics of Coronavirus Disease 2019 in China. *New England Journal of Medicine*, 382(18), 1708–1720. <https://doi.org/10.1056/nejmoa2002032>
- Jindal, H., Jain, S., Suvvari, T. K., Kutikuppala, Lvs., Rackimuthu, S., Rocha, I. C. N., Goyal, S., & Radha. (2021). False-Negative RT-PCR Findings and Double Mutant Variant as Factors of an Overwhelming Second Wave of COVID-19 in India: an Emerging Global Health Disaster. *SN Comprehensive Clinical Medicine*, 3(12), 2383–2388. <https://doi.org/10.1007/s42399-021-01059-z>
- Khan, S. H., Sohail, A., Khan, A., Hassan, M., Lee, Y. S., Alam, J., Basit, A., & Zubair, S. (2021). COVID-19 detection in chest X-ray images using deep boosted hybrid learning. *Computers in Biology and Medicine*, 137. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104816>
- Khan, S. H., Sohail, A., Khan, A., & Lee, Y. S. (2020). Classification and Region Analysis of COVID-19 Infection using Lung CT Images and Deep Convolutional Neural Networks. <http://arxiv.org/abs/2009.08864>
- Minonzio, J.-G., Cataldo, B., Olivares, R., Ramiandrisoa, D., Soto, R., Crawford, B., De Albuquerque, V. H. C., & Munoz, R. (2020). Automatic Classifying of Patients With Non-Traumatic Fractures Based on Ultrasonic Guided Wave Spectrum Image Using a Dynamic Support Vector Machine. *IEEE Access*, 8, 194752–194764. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3033480>
- Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>
- Pneumonia & COVID-19 Image Dataset | Kaggle. (n.d.). Diambil 25 November 2021, dari <https://www.kaggle.com/gibi13/pneumonia-covid19-image-dataset>
- Shi, B., Ye, H., Zheng, J., Zhu, Y., Heidari, A. A., Zheng, L., Chen, H., Wang, L., & Wu, P. (2021). Early Recognition and Discrimination of COVID-19 Severity Using Slime Mould Support Vector Machine for Medical Decision-Making. *IEEE Access*, 9, 121996–122015. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3108447>
- Wang, Y., Kang, H., Liu, X., & Tong, Z. (2020). Combination of RT-qPCR testing and clinical features for diagnosis of COVID-19 facilitates management of SARS-CoV-2 outbreak. In *Journal of Medical Virology* (Vol. 92, Nomor 6, hal. 538–539). John Wiley and Sons Inc. <https://doi.org/10.1002/jmv.25721>
- Yang, X., Han, M., Tang, H., Li, Q., & Luo, X. (2020). Detecting Defects With Support Vector Machine in Logistics Packaging Boxes for Edge Computing. *IEEE Access*, 8, 64002–64010. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2984539>
- Yu, K.-H., Beam, A. L., & Kohane, I. S. (2018). Artificial intelligence in healthcare. *Nature Biomedical Engineering*, 2(10), 719–731. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0305-z>