

JARINGAN SYARAF TIRUAN PERAMBATAN BALIK UNTUK KLASIFIKASI COVID-19 BERBASIS TEKSTUR MENGGUNAKAN ORDE PERTAMA BERDASARKAN CITRA *CHEST X-RAY*

Muchtar Ali Setyo Yudono^{*1}, Eki Ahmad Zaki Hamidi², Jumadi³, Abdul Haris Kuspranoto⁴, Aryo De Wibowo Muhammad Sidik⁵

^{1,5}Universitas Nusa Putra, Kabupaten Sukabumi, ^{2,3}Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati, Bandung

⁴Politeknik Bina Trada, Semarang

Email: ¹muchtar.alisetyo@nusaputra.ac.id, ²ekiahmadzaki@uinsgd.ac.id, ³jumadi@uinsgd.ac.id,

⁴abdulhariskuspranoto@polbitrada.ac.id, ⁵aryo.dewibowo@nusaputra.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: dd mmm 2021, diterima untuk diterbitkan: dd mmm 2021)

Abstrak

Covid-2019 pertama kali muncul di kota Wuhan, Cina pada Desember 2019, kemudian menyebar dengan cepat ke seluruh dunia dan menjadi pandemi. Pandemi Covid-19 telah menyebabkan dampak yang cukup fatal untuk kesehatan masyarakat. Merupakan hal yang sangat penting untuk mendeteksi kasus positif sedini mungkin untuk pencegahan penyebaran lebih lanjut dari virus ini. Teknik tes paling umum yang saat ini digunakan untuk mendiagnosa Covid-19 adalah *Reverse-Transcriptase Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Pencitraan radiologis dada seperti *chest X-ray* memiliki peran penting dalam diagnosis dini penyakit ini. Karena sensitivitas RT-PCR rendah 60% - 70%, bahkan jika hasil negatif diperoleh, gejala dapat dideteksi dengan pemeriksaan gambar radiologi pasien. Teknik kecerdasan buatan yang digabungkan dengan pencitraan radiologis dapat membantu untuk mendiagnosis Covid-19 dengan lebih cepat dan akurat. Proses klasifikasi pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan yaitu pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Ekstraksi ciri yang digunakan adalah berdasarkan tekstur orde pertama dan klasifikasi yang digunakan adalah jaringan syaraf tiruan perambatan balik. Sistem klasifikasi pada penelitian ini menghasilkan rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 94,17% untuk kelas normal dan 77,5% untuk Covid-19. Hasil akurasi tertinggi didapat pada skenario pertama dengan hasil akurasi sebesar 88,8%. Nilai rata-rata sensitivitas yang didapat pada penelitian ini sebesar 94,17% untuk kelas normal dan 76,67% untuk kelas Covid-19. Nilai rata-rata spesifisitas yang didapat pada penelitian ini sebesar 76,67% untuk kelas normal dan 94,17% untuk kelas Covid -19.

Kata kunci: *chest x-ray, Covid-19, jaringan syaraf tiruan perambatan balik, klasifikasi, orde pertama, tekstur*

BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK FOR TEXTURE-BASED COVID-19 CLASSIFICATION USING FIRST ORDER BASED ON X-RAY CHEST IMAGES

Abstract

Covid-2019 first appeared in Wuhan, China, in December 2019, then quickly spread throughout the world and became a pandemic. The Covid-19 pandemic has had a fatal impact on public health. It is crucial to detect positive cases as early as possible to prevent the further spread of this virus. The most common test technique currently used to diagnose Covid -19 is the reverse-transcriptase polymerase chain reaction (RT-PCR). Chest radiological imaging such as chest X-ray has a vital role in the early diagnosis of this disease. Due to the low RT-PCR sensitivity of 60%-70%, symptoms can be detected by examining the patient's radiological images even if a negative result is obtained. Artificial intelligence techniques combined with radiological imaging can help diagnose Covid -19 more quickly and accurately. The classification process in this study consists of several stages, namely pre-processing, segmentation, feature extraction, and classification. The feature extraction used is based on the first-order texture, and the classification used is a backpropagation neural network. The classification system in this study resulted in an average classification accuracy of 94.17% for the normal class and 77.5% for Covid -19. The highest accuracy results were obtained in the first scenario, with an accuracy of 88.8%. The average sensitivity value obtained in this study was 94.17% for the normal class and 76.67% for the Covid -19 class. The average specificity value obtained in this study was 76.67% for the normal class and 94.17% for the Covid -19 class.

Keywords: *chest x-ray, Covid-19, backpropagation neural network, classification, first order, texture*

1. PENDAHULUAN

Kesehatan adalah komponen penting dari keberadaan manusia. Baru-baru ini, ditemukan virus yang cukup mematikan untuk mengancam keberadaan manusia. Di penghujung tahun 2019, yaitu pada bulan Desember 2019, pandemi Covid-19 dimulai di Wuhan, Cina, dan dengan cepat menyebar ke seluruh dunia, menginfeksi hampir di setiap negara (Rafikasari, 2020; Liang, 2020; Djalante et al., 2020). Menurut data World Health Organization (WHO), per 15 Februari 2021, Covid-19 telah menginfeksi sekitar 108.484.802 individu dan memiliki angka kematian 2.394.323. (World Health Organization, 2021).

Covid-19 diklasifikasikan menjadi dua bentuk yang menyebabkan penyakit dengan gejala berat, antara lain *Middle East Respiratory Syndrome* (MERS) dan *Severe Acute Respiratory Syndrome* (SARS). Penularan cepat penyakit pernapasan ini merupakan faktor penyebaran epidemi yang cepat (Ozturk et al., 2020; Fan et al., 2020; Li et al., 2020).

Teknik tes paling umum yang saat ini digunakan untuk mendiagnosis Covid-19 adalah *Reverse-Transcriptase Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Pencitraan Radiologis dada seperti *Computed Tomogra-Phy* (CT) dan *Chest X-Ray* memiliki peran penting dalam diagnosis dan pengobatan dini penyakit ini. Karena sensitivitas RT-PCR rendah 60% - 70%, bahkan jika Hasil negatif diperoleh, gejala dapat dideteksi dengan pemeriksaan gambar radiologi pasien (Kanne et al., 2020; Xie et al., 2020).

Kemajuan teknologi saat ini, kamera Thorax Radiology (*Chest X-Ray*) masih banyak digunakan di rumah sakit untuk membantu diagnosis gangguan paru-paru, salah satunya dapat mendeteksi tuberkulosis secara dini (Zotin et al., 2019), kanker (Roy et al., 2019), pneumonia (Khobragade et al., 2016), dan penyakit lainnya. Pencitraan paru-paru dengan *Chest X-Ray* yang dipadukan dengan kecerdasan buatan memiliki potensi yang baik untuk mendiagnosis Covid-19 secara otomatis.

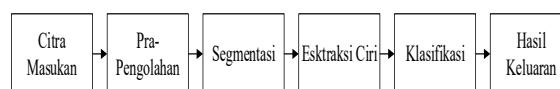
Sejumlah penelitian telah dilakukan untuk menyederhanakan kategori gambar Covid-19 menggunakan gambar *chest x-ray*. Misalnya, pada tahun 2020, Tulin Ozturk, Muhammed Talo, Eylul Azra Yildirim, Ulas Baran Baloglu, Ozal Yildirim, dan U. Rajendra Acharya menerbitkan makalah berjudul "*Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images*" (Ozturk et al., 2020). Artikel tersebut mengkaji deteksi dan klasifikasi Covid-19 dalam dua bagian: klasifikasi biner (kelas paru normal vs. paru-paru Covid-19) dan klasifikasi *multiclass* (paru-paru normal, paru-paru Covid-19, dan kelas paru-paru). Pneumonia), pencitraan paru menggunakan *chest x-ray DarkCovidNet* digunakan untuk mengekstrak fitur dalam penelitian ini. *Deep Neural Networks* digunakan untuk mengklasifikasikan data dalam penelitian ini. Dalam penelitian tersebut, akurasi yang didapatkan adalah 98,08% untuk klasifikasi biner dan 87,02% untuk klasifikasi *multiclass*.

Penelitian lain yang berjudul "Deteksi Covid-19 pada Citra Sinar-X Dada Menggunakan *Deep Learning* yang Efisien" meneliti deteksi Covid-19 menggunakan citra *Chest X-Ray* (Yudistira, Widodo and Rahayudi, 2020). Pendekatan tersebut diklasifikasikan menjadi tiga kelompok yaitu normal, Covid-19, dan Pneumonia, dengan menggunakan metode *deep learning Convolutional neural network* untuk pengenalnya. Model pembelajaran *ShuffleNet*, *EfficientNet*, dan *ResNet50* menghasilkan akurasi rata-rata masing-masing sebesar 86,93%, 87,5%, dan 90,8%.

Penelitian ini bermaksud mengembangkan teknik untuk mendiagnosis Covid-19 secara otomatis dengan mengelompokkannya menjadi dua kelompok, normal dan Covid-19, memanfaatkan tekstur orde pertama dan jaringan saraf perambatan balik sebagai algoritma pengenalan. Penelitian ini menggunakan ekstraksi ciri orde pertama dan membaginya menjadi tiga skenario pengujian berdasarkan enam parameter: rerata, varians, *skewness*, *kurtosis*, entropi, dan energi. Diharapkan dengan menggunakan perpaduan antara ekstraksi ciri orde pertama dan jaringan syaraf tiruan perambatan balik, diagnosis Covid-19 akan cepat dan akurat dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, sehingga mencegah penyebaran penyakit Covid-19.

2. METODE PENELITIAN

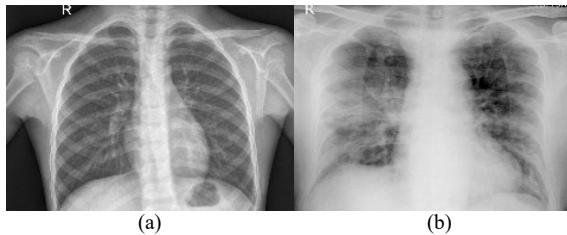
Proses klasifikasi Covid-19 dibagi menjadi empat tahap, yaitu pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi ciri, dan klasifikasi menggunakan metode jaringan syaraf tiruan perambatan balik seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Proses Klasifikasi

2.1. Dataset Citra Paru-Paru *Chest X-Ray*

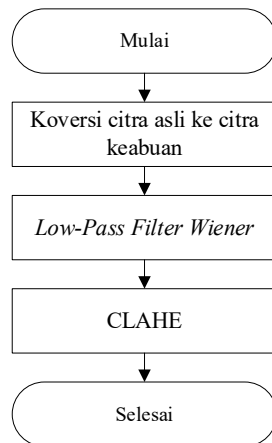
Citra masukan pada penelitian ini merupakan citra dari paru-paru normal dan paru-paru penderita Covid-19 yang diperoleh dengan menggunakan kamera *Chest X-Ray* yang berasal dari (Mooney, 2018), (Khoong, 2020), (Cohen, 2020). Citra yang digunakan sebanyak 2076 citra yang kemudian terbagi menjadi 1996 citra untuk pelatihan yang terdiri dari 1685 citra paru-paru normal dan 311 citra paru-paru Covid-19, dan 80 citra untuk pengujian yang terdiri dari 40 citra paru-paru normal dan 40 citra paru-paru Covid-19. Gambar 2 merupakan contoh dari citra paru-paru normal dan citra paru-paru Covid-19.



Gambar 2. Contoh Klasifikasi Citra Paru-Paru dengan *Chest X-Ray*: (a) Citra Paru-Paru Normal (b) Citra Paru-Paru Covid-19

2.2. Pra-Pengolahan

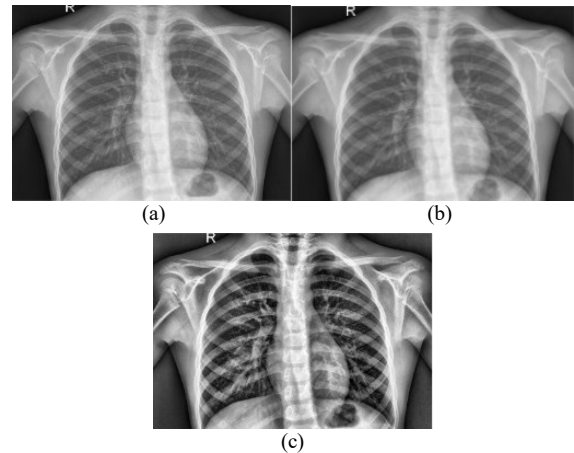
Proses awal yang dilakukan untuk membuat sistem klasifikasi Covid-19 adalah dengan memperbaiki kualitas citra atau biasa disebut dengan pra-pengolahan. Gambar 3. menunjukkan diagram alir untuk proses pra-pengolahan pada penelitian ini.



Gambar 3. Diagram Alir Proses Pra-Pengolahan Klasifikasi Covid-19

Pada tahapan ini proses diawali dengan konversi citra ke dalam bentuk citra keabuan, proses ini bertujuan untuk merubah citra paru-paru menjadi citra keabuan yang bertujuan untuk proses mencari nilai ekstraksi ciri orde pertama yang mengharuskan citra keabuan agar mudah untuk diproses. Proses selanjutnya adalah *low-pas filter wiener* yang merupakan suatu filter biasa digunakan untuk restorasi citra yang mampu menghilangkan derau dan citra yang kabur (Sheer and Al-Ani, 2019; Mbarki, Seddik and Ben Braiek, 2018), pada proses ini citra *Chest X-Ray* paru-paru di hilangkan derau dan bagian yang kabur agar menjadi lebih baik untuk proses selanjutnya.

Proses selanjutnya adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), Pada proses ini citra paru-paru hasil dari *low-pas filter wiener* di ratakan histogramnya untuk meningkatkan kontras pada gambar sehingga membuat bagian paru-paru terlihat lebih jelas. Gambar 4 merupakan citra hasil proses pra-pengolahan klasifikasi Covid-19.



Gambar 4. Citra Hasil Proses Pra-Pengolahan Klasifikasi Covid-19: (A) Citra Konversi Keabuan, (B) Citra Hasil *Low-Pass Filter Wiener*, (C) Citra Hasil CLAHE.

2.3. Segmentasi

Segmentasi citra merupakan sebuah proses yang mewakili piksel dalam ruang gambar dengan titik-titik ruang fitur yang sesuai dan segmentasi bertujuan untuk membagi citra menjadi beberapa daerah yang homogen berdasarkan kriteria kemiripan tertentu dengan tujuan untuk mengidentifikasi dan mengevaluasi area yang diinginkan, mempersiapkan citra registrasi serta mengekstraksi luas ataupun volume permukaan (Gong et al., 2019a; b). Pada Gambar 5. menunjukkan diagram alir segmentasi pada penelitian ini. Pada langkah ini proses segmentasi dilakukan untuk memisahkan wilayah paru-paru dengan wilayah yang lain pada citra *chest x-ray* tubuh.

Proses segmentasi pada penelitian ini diawali dengan mengkonversi citra hasil keluaran dari CLAHE pada proses pra-pengolahan sebelumnya menjadi citra biner yang bertujuan untuk memudahkan menandai batas citra paru-paru untuk proses selanjutnya. Proses selanjutnya adalah morfologi gradien yang dapat disebut sebagai deteksi tepi, dengan menggunakan gabungan operasi erosi dan operasi dilasi mampu memperoleh tepi objek suatu citra. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan tepi dari citra *chest x-ray* untuk memperjelas citra paru-paru yang akan menjadi tujuan penelitian ini.

Proses selanjutnya adalah operasi morfologi *closing*, proses ini berfungsi untuk menghaluskan kontur dan menghilangkan atau menutup lubang yang ada pada objek paru-paru yang telah ditipiskan ketika proses morfologi gradien. Proses selanjutnya adalah *image filling* yang akan merekonstruksi citra dan menutupi lubang-lubang yang belum tertutup pada objek biner yang biasanya objek biner tidak sempurna untuk itulah dilakukan rekonstruksi citra (Masrani, Ruslianto and Ilhamsyah, 2018), proses ini akan menutup lubang-lubang hasil pengolahan morfologi *closing* dalam format citra biner dan akan menyempurnakan objek paru-paru.

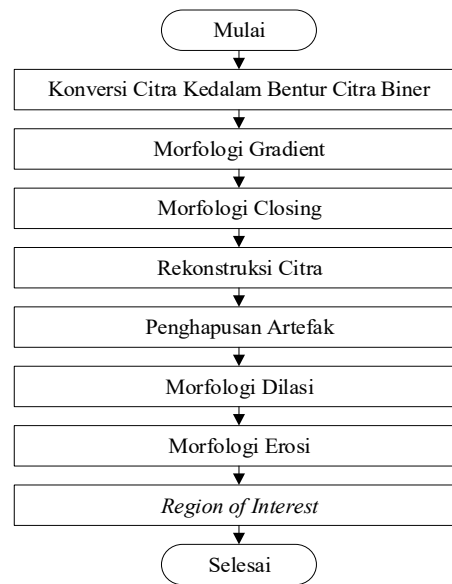
Proses selanjutnya adalah penghapusan artefak atau memfilter citra biner menggunakan fungsi

bwareafilt () pada MATLAB dengan rentang area 2 piksel untuk menghapus artefak (Sunoj et al., 2017). Tujuan dari proses ini adalah untuk menghilangkan area yang tidak diinginkan dan hanya menyisakan objek paru-paru yang diinginkan. Proses selanjutnya adalah operasi dilasi yang akan menebalkan citra hasil penghapusan artefak yang berfokus pada paru-paru yang akan berfungsi menambahkan piksel-piksel yang kosong pada citra paru-paru.

Proses selanjutnya adalah operasi erosi yang berfungsi yaitu untuk mengurangi piksel citra biner pada paru-paru setelah sebelumnya dilakukan penebalan dengan menggunakan operasi dilasi dan akan mengurangi piksel yang bertujuan untuk menghilangkan objek yang tidak diinginkan karena hasil keluaran dari dilasi pada proses sebelumnya. Proses selanjutnya adalah *region of interest* (ROI) dengan menggunakan teknik pemotongan citra yang bertujuan untuk mengambil citra paru-paru dari proses CLAHE dan memotongnya membentuk objek paru-paru untuk proses selanjutnya mencari ekstraksi ciri tekstur orde pertama (Rosnelly, Wahyuni and Kusanti, 2018).

2.4. Ekstraksi Ciri

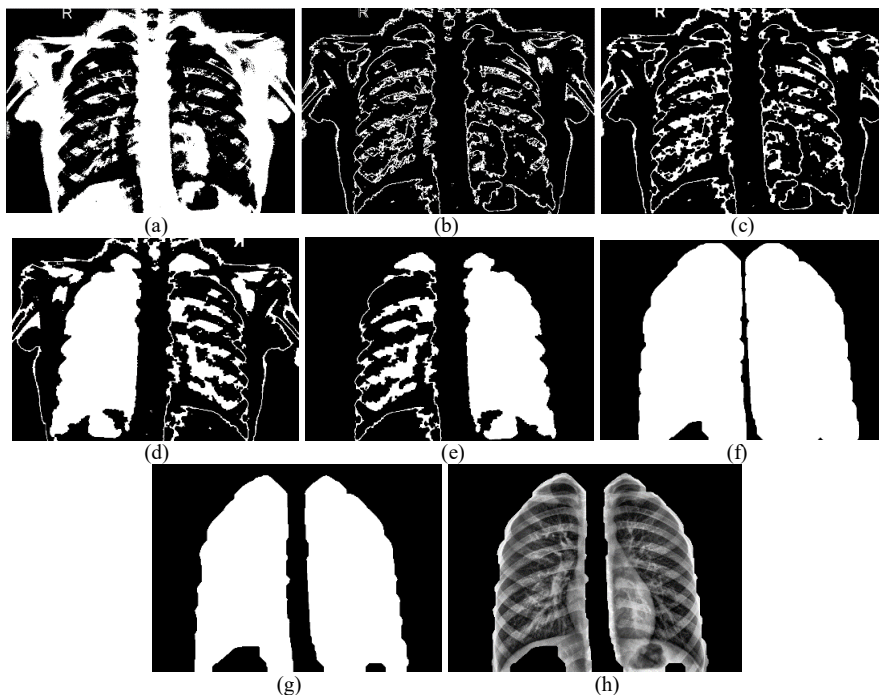
Ekstraksi ciri adalah mengekstraksi ciri atau pola dari suatu bentuk dan menganalisis nilai yang diperoleh untuk proses klasifikasi (Kartika and Herumurti, 2017). Metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah ekstraksi ciri tekstur orde pertama. Algoritma analisis tekstur orde pertama berguna untuk mengekstrak fitur-fitur yang berbeda dari tiap daerah dan mengklasifikasikannya berdasarkan pola yang ada.



Gambar 5. Diagram Alir Proses Segmentasi Klasifikasi Covid-19

Ekstraksi ciri orde pertama pada penelitian ini menggunakan enam parameter dan akan terbagi menjadi tiga skenario, skenario pertama (rerata, varians, dan entropi), skenario kedua (rerata, varians, dan energi), dan skenario ketiga (rerata, varians, *skewness*, *kurtosis*, entropi, dan energi).

Dalam proses ini, citra keabuan akan mempermudah pada saat perhitungan tekstur orde pertama. Persamaan (1) sampai persamaan (6) merupakan perhitungan untuk mencari nilai parameter ekstraksi ciri orde pertama yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 6. Citra Hasil Proses Segmentasi Klasifikasi Covid-19: (A) Citra Hasil Binerisasi, (B) Citra Hasil Operasi Morfologi Gradien, (C) Citra Hasil Morfologi Closing, (D) Citra Hasil Rekonstruksi Citra, (E) Citra Hasil Penghapusan Artefak, (F) Citra Hasil Operasi Morfologi Dilasi, (G) Citra Hasil Operasi Morfologi Erosi, (H) Citra Hasil ROI.

- a. Rerata (μ), Menunjukkan nilai rata-rata dari intensitas di dalam citra.

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \tag{1}$$

- b. Varians (σ^2), Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \tag{2}$$

- c. *Skewness* (α_3), Menunjukkan tingkat kemiringan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 p(f_n) \tag{3}$$

- d. *Kurtosis* (α_4), Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \tag{4}$$

- e. Entropi (H), Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk dari suatu citra.

$$H = - \sum_n p(f_n) \cdot \log p(f_n) \tag{5}$$

- f. Energi (α_4), Energi digunakan untuk mengukur homogenitas sebuah citra.

$$\alpha_4 = \sum_i \sum_j P_d^2(i, j) \tag{6}$$

2.5. Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik

Setelah proses ekstraksi ciri dan didapatkan nilai pola citra berdasarkan enam parameter ekstraksi ciri orde pertama, proses yang akan dilakukan ialah nilai yang didapatkan dimasukkan ke dalam Jaringan Syaraf Tiruan. Proses selanjutnya ialah proses pembuatan jaringan untuk pembelajaran maupun pengujian ciri yang didapatkan dari proses sebelumnya yaitu ekstraksi ciri.

Istilah "Perambatan balik" mengacu pada teknik jaringan saraf berdasarkan garis besar karena dapat digunakan untuk menjelaskan kapan jaringan diberikan pola input sebagai pola pelatihan. Pola ditempatkan di unit lapisan tersembunyi yang telah dikonfigurasi untuk dikirim ke unit lapisan keluaran. Selain itu, unit lapisan keluaran memberi tanggapan dengan nilai yang dikenal sebagai hasil keluaran. Ketika pola jaringan tidak sesuai dengan keluaran yang diinginkan, hasil keluaran melakukan umpan balik pada lapisan tersembunyi, ditransmisikan ke unit di lapisan input. Proses ini diulangi sampai batas iterasi yang ditentukan tercapai atau diperoleh hasil yang diinginkan. Hal ini disebut dengan perambatan balik (Yohannes, Mahmudy and Rahmi, 2015). Neuron akan dipicu menggunakan fungsi aktivasi yang berbeda ketika proses propagasi berlangsung. Sigmoid biner, fungsi sigmoid tangen, dan fungsi linier digunakan sebagai fungsi aktivasi dalam penelitian ini. Covid-19 diklasifikasikan

menggunakan metode pelatihan *Lavenberg-Marquardt (Trainlm)*. Pengaturan yang tercantum dalam Tabel 1 digunakan untuk mendapatkan hasil terbaik, dengan semua eksperimen menggunakan nilai yang sama.

Tabel 1. Rancangan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

No	Karakteristik	Spesifikasi
1	Jumlah Neuron Lapisan Masukan	3 dan 6
2	Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi 1	40
3	Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi 2	50
4	Jumlah Neuron Lapisan Keluaran	2
5	Toleransi Galat	1-e ⁻⁵
6	Set <i>Epoch</i> Maksimum	1300
7	Laju Pembelajaran	0,5
8	Nilai Unit Momentum	0,7
9	Gradien Minimum	1.00E-08
10	Set Maksimum Unit Momentum	1.00E+14
11	Unit Momentum <i>Decrease</i>	0,2
12	Unit Momentum <i>Increase</i>	11

2.6. Efektivitas Sistem

Ketika mengevaluasi kinerja model klasifikasi, sangat penting untuk mengevaluasi kapasitasnya untuk meramalkan atau membedakan kelas dengan benar. Nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi sistem ini dihitung menggunakan teknik statistik. Sensitivitas menunjukkan seberapa baik sebuah sistem mengenali sampel pada kelasnya. Spesifisitas menunjukkan seberapa baik sebuah sistem untuk tidak mengenali sampel yang bukan pada kelasnya. Akurasi menunjukkan tingkat kebenaran keseluruhan model dan dihitung sebagai jumlah dari klasifikasi yang benar dibagi dengan jumlah total data klasifikasi. *Confusion matrix* menunjukkan bagaimana prediksi yang dibuat oleh model atau lebih sering disebut tabel kontingensi di mana matriksnya dapat acak. Baris menunjukkan kelas yang terdapat pada data (Swastika et al., 2020; Munarto, Yudono and Permata, 2020). Tabel 2 adalah tabel *confusion matrix* pada proses klasifikasi untuk dua kelas.

Tabel 2. *Confusion matrix* pada klasifikasi 2 kelas

Kelas Prediksi	Kelas Dikenali	
	A	B
A	tp_A	e_{AB}
B	e_{BA}	tp_B

$$sensitivitas (A) = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB}} \times 100\% \tag{7}$$

$$spesifisitas (A) = \frac{tp_B}{tp_B + e_{BA}} \times 100\% \tag{8}$$

$$Akurasi (A) = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB} + e_{BA} + tp_B} \times 100\% \tag{9}$$

$$sensitivitas (B) = \frac{tp_B}{tp_B + e_{BA}} \times 100\% \tag{10}$$

$$spesifisitas (B) = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB}} \times 100\% \tag{11}$$

$$Akurasi (B) = \frac{tp_B}{tp_B + e_{AB} + e_{BA} + tp_A} \times 100\% \quad (12)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses klasifikasi menggunakan data berupa citra chest x-ray untuk mengklasifikasikan paru-paru normal dan paru-paru Covid-19. Hal ini dicapai dengan menggunakan ekstraksi ciri, yang menghasilkan enam ciri: rerata, varians, skewness, kurtosis, entropi, dan energi. Keenam ciri tersebut merupakan ciri pembelajaran data latih dan uji, yang diolah menggunakan metode pembelajaran mesin pembelajaran jaringan saraf tiruan perambatan balik. Tabel 3 merangkum hasil dari ekstraksi ciri penelitian ini. Setiap kelas memiliki sepuluh citra perwakilan.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Fitur Orde Pertama (1) Rerata, (2) Varians, (3) Skewness (4) Kurtosis, (5) Entropi, (6) Energi

Kelas	Parameter					
	1	2	3	4	5	6
0	34.93	4113.04	1.67	1.50	3.06	0.52
0	43.13	4325.23	1.27	0.30	3.78	0.40
0	52.25	4991.14	1.00	-0.38	4.33	0.33
0	34.67	3835.25	1.59	1.19	3.18	0.50
0	58.31	5040.77	0.90	-0.40	4.92	0.25
0	73.81	5541.87	0.48	-1.07	5.60	0.17
0	57.85	4789.86	0.81	-0.66	4.91	0.25
0	105.54	4856.59	-0.03	-0.98	7.16	0.03
0	63.48	5219.40	0.70	-0.84	5.12	0.22
0	57.99	5278.30	0.90	-0.50	4.77	0.27
1	57.31	4958.16	0.66	-1.18	4.28	0.31
1	40.81	4340.83	1.31	0.25	3.49	0.45
1	19.63	2063.09	2.20	3.50	2.11	0.66
1	56.21	5344.59	0.83	-0.86	4.30	0.32
1	68.69	6041.69	0.49	-1.41	4.67	0.26
1	62.82	5588.55	0.68	-1.04	4.78	0.26
1	106.28	7189.18	-0.01	-1.49	6.55	0.08
1	37.03	3334.70	1.21	-0.01	3.41	0.44
1	30.61	3099.80	1.56	0.97	2.93	0.53
1	77.05	4331.10	0.12	-1.28	5.91	0.11

Tabel 3. merupakan 20 contoh hasil ekstraksi ciri tekstur orde pertama dengan masing-masing kelas terdapat 10 contoh dengan menggunakan parameter orde pertama diantaranya rerata, varians, skewness, kurtosis, entropi, dan energi pada skenario pertama sampai skenario ketiga. Terlihat dari tabel 4. bahwa perbedaan nilai dari 6 ekstraksi orde pertama pada setiap kelas mempunyai nilai yang berbeda-beda. Terlihat range nilai ekstraksi keenam kelas ini saling tumpang tindih. Jika diidentifikasi secara manual berdasarkan penglihatan nilai-nilai tersebut akan sulit untuk diidentifikasi. Namun, pada penelitian ini akan mengidentifikasi kedua kelas tersebut dengan bantuan jaringan syaraf tiruan perambatan balik sehingga dengan nilai ekstraksi ciri yang tumpang tindih sekalipun akan dengan mudah dilakukan dengan metode klasifikasi jaringan syaraf tiruan perambatan balik.

Tabel 4. menunjukkan bahwa hasil terbaik pada proses pelatihan dicapai pada skenario pertama dan kedua, pada skenario pertama menggunakan parameter ekstraksi ciri rerata, varians, dan entropi,

sedangkan pada skenario ketiga menggunakan parameter ekstraksi ciri rerata, varians, skewness, kurtosis, entropi, dan energi. Waktu (detik) yang dibutuhkan untuk melakukan pelatihan pada penelitian ini berbeda pada setiap skenario, pada Tabel 4, skenario pertama mempunyai waktu pelatihan tersingkat yaitu selama 1752,19 detik untuk menyelesaikan sistem klasifikasi Covid-19, waktu terlama didapatkan pada skenario kedua yaitu selama 1915,46 detik, pada skenario kedua juga mendapatkan hasil akurasi pelatihan terkecil diantara skenario lain dengan rata-rata akurasi sebesar 99,9%.

Tabel 4. Hasil Perbandingan Akurasi Pelatihan Sistem Klasifikasi Covid-19

Skenario	Akurasi Pelatihan			
	Normal	Covid-19	Sistem	Waktu
1	100%	100%	100%	1752.19
2	100%	99%	99.9%	1915.46
3	100%	100%	100%	1879.82
Rata-Rata	100%	99.8%	99.97%	1849.16

Tabel 5. Hasil Perbandingan Akurasi Pengujian Sistem Klasifikasi Covid-19

Skenario	Akurasi Pengujian		
	Normal	Covid-19	Sistem
1	95.00%	82.50%	88.80%
2	87.50%	80.00%	83.80%
3	100.00%	70.00%	85.00%
Rata-Rata	94.17%	77.50%	85.87%

Tabel 5 menunjukkan akurasi pengujian pada tiga skenario penelitian ini, hasil akurasi tertinggi didapatkan pada skenario pertama dengan ekstraksi ciri yang digunakan adalah rerata, varians, dan entropi dengan hasil akurasi sebesar 88,8%, kelas normal mendapatkan hasil akurasi sebesar 95% dan kelas Covid-19 mendapatkan hasil akurasi sebesar 82,5%. Sedangkan akurasi pengujian pada skenario kedua dan ketiga mendapatkan hasil akurasi sebesar 83,80% dan 85%.

Tabel 7. Hasil Perbandingan Sensitivitas dari Setiap Kelas Berdasarkan Skenario Pengujian 1 Sampai Skenario Pengujian 3

Skenario	Sensitivitas	
	Normal	Covid-19
1	95.00%	80.00%
2	87.50%	80.00%
3	100.00%	70.00%
Rata-Rata	94.17%	76.67%

Tabel 8. Hasil Perbandingan Spesifisitas Dari Setiap Kelas Berdasarkan Skenario Pengujian 1 sampai Skenario Pengujian 3

Skenario	Spesifisitas	
	Normal	Covid-19
1	80.00%	95.00%
2	80.00%	87.50%
3	70.00%	100.00%
Rata-Rata	76.67%	94.17%

Tabel 6. dan Tabel 7. menunjukkan nilai sensitivitas yang didapat dari tiga skenario pengujian klasifikasi Covid-19 menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik dan spesifisitas pada kelas paru-paru normal dan paru-paru Covid-19. Untuk mendapatkan hasil sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi digunakan persamaan (7) sampai persamaan (12). Nilai sensitivitas pada kelas paru-paru normal adalah 94,17% dengan spesifisitas kelas paru-paru normal adalah 76,67%. Nilai sensitivitas pada kelas paru-paru Covid-19 adalah 76,67% dengan spesifisitas kelas Covid-19 adalah 94,17%. Nilai sensitivitas dan spesifisitas yang mendekati atau memiliki nilai sebesar 100% merupakan salah satu indikator yang menyatakan baiknya suatu sistem klasifikasi dalam mengklasifikasi data yang memang kelasnya dan tidak mengklasifikasi data yang bukan pada kelasnya, kelas yang memiliki nilai sensitivitas paling mendekati nilai sebesar 100% adalah kelas paru-paru normal dengan nilai sensitivitas sebesar 94,17% dan nilai spesifisitas paling mendekati atau memiliki nilai sebesar 100% adalah kelas paru-paru Covid-19 dengan nilai sebesar 94,17%.

Faktor yang dapat menyebabkan perbedaan akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang didapatkan pada klasifikasi dari tiga skenario pengujian adalah ekstraksi ciri yang digunakan berbeda pada setiap skenario pada sistem klasifikasi Covid-19.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, diusulkan sistem untuk mengklasifikasikan kasus Covid-19 dari gambar *chest x-ray* sebagai parameter untuk mengukur klasifikasi Covid-19 berdasarkan ekstraksi ciri tekstur yang didapat dari orde pertama, dan metode jaringan syaraf tiruan perambatan balik sebagai algoritma pengenalannya. Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan, yaitu kombinasi ekstraksi ciri orde pertama pada sistem klasifikasi katarak cukup berpengaruh dalam hasil akurasi. Kombinasi ekstraksi ciri terbaik didapatkan dengan menggunakan parameter rerata, varians, dan entropi pada skenario pertama. Sistem klasifikasi pada penelitian ini menghasilkan rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 94,17% untuk kelas normal dan 77,5% untuk kelas Covid-19. Hasil akurasi tertinggi didapat pada skenario pertama dengan hasil akurasi sebesar 88,8%. Nilai rata-rata sensitivitas yang didapat pada penelitian ini sebesar 94,17% untuk kelas Normal dan 76,67% untuk kelas Covid-19. Nilai rata-rata spesifisitas yang didapat pada penelitian ini sebesar 76,67% untuk kelas normal dan 94,17% untuk kelas Covid-19. Hasil persentase di atas menunjukan sistem ini baik untuk klasifikasi paru-paru Normal dan paru-paru Covid-19.

DAFTAR PUSTAKA

- COHEN, J.P., 2020. *Covid-chestxray-dataset*. [online] Available at: <<https://github.com/ieee8023/Covid-chestxray-dataset>> [Accessed 8 Jul. 2020].
- DJALANTE, R., LASSA, J., SETIAMARGA, D., SUDJATMA, A., INDRAWAN, M., HARYANTO, B., MAHFUD, C., SINAPOY, M.S., DJALANTE, S., RAFLIANA, I., GUNAWAN, L.A., SURTIARI, G.A.K. & WARSILAH, H., 2020. Review and analysis of current responses to COVID-19 in Indonesia: Period of January to March 2020. *Progress in Disaster Science*, [online] 6(4), p.100091. Available at: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590061720300284>>.
- FAN, D.-P., ZHOU, T., JI, G.-P., ZHOU, Y., CHEN, G., FU, H., SHEN, J. AND SHAO, L., 2020. Inf-Net: Automatic COVID-19 Lung Infection Segmentation from CT Images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, [online] 39(8), pp.2626–2637. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9098956>>.
- GONG, S., LIU, C., JI, Y., ZHONG, B. & LI, Y., 2019a. *Modeling and Optimization in Science and Technologies: Advanced Image and Video Processing Using MATLAB*. Cham: Springer International Publishing AG,.
- GONG, S., LIU, C., JI, Y., ZHONG, B., LI, Y. & DONG, H., 2019b. *Advanced Image and Video Processing Using MATLAB (Modeling and Optimization in Science and Technologies)*. 1st ed. Cham: Springer International Publishing AG.
- KANNE, J.P., LITTLE, B.P., CHUNG, J.H., ELICKER, B.M. & KETAI, L.H., 2020. Essentials for radiologists on COVID-19: An update-radiology scientific expert panel. *Radiology*, [online] 296(2), pp.E113–E114. Available at: <<https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiol.2020200527>>.
- KARTIKA, D.S.Y. & HERUMURTI, D., 2017. Koi fish classification based on HSV color space. In: *2016 International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS)*. [online] Surabaya: IEEE. pp.96–100. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7910280>>.
- KHOBRAGADE, S., TIWARI, A., PATIL, C.Y. & NARKE, V., 2016. Automatic detection of major lung diseases using Chest Radiographs and classification by feed-forward artificial neural network. In: *1st IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems, ICPEICES 2016*. [online] Delhi:

- IEEE.pp.1–5. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7853683>>.
- KHOONG, W.H., 2020. *COVID-19 Xray Dataset (Train & Test Sets) with COVID-19 CNN Pneumonia Detector*. [online] Available at: <<https://www.kaggle.com/khoongweihao/Covid19-xray-dataset-train-test-sets/data>> [Accessed 8 Jul. 2020].
- LI, K., FANG, Y., LI, W., PAN, C., QIN, P., ZHONG, Y., LIU, X., HUANG, M., LIAO, Y. & LI, S., 2020. CT image visual quantitative evaluation and clinical classification of coronavirus disease (COVID-19). *European Radiology*, [online] 30(8), pp.4407–4416. Available at: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32215691/>>.
- LIANG, T., 2020. Handbook of COVID-19 Prevention and Treatment. *Handbook of Covid-19, Prevention and Treatment*, [online] p.68. Available at: <<https://Covid-19.alibabacloud.com>>.
- MASRANI, H., RUSLIANTO, I. & ILHAMSYAH, 2018. Aplikasi Pengenalan Pola Pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Ekstraksi Fitur Geometri. *Coding, Sistem Komputer Untan*, [online] 06(02), pp.69–78. Available at: <<http://jurnal.untan.ac.id/index.php/jcskom mipa/article/view/26674>>.
- MBARKI, Z., SEDDIK, H. & BEN BRAIEK, E., 2018. Non blind image restoration scheme combining parametric wiener filtering and BM3D denoising technique. In: *2018 4th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing, ATsip 2018*. [online] Sousse: IEEE.pp.1–5. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8364524>>.
- MOONEY, P., 2018. *Chest X-Ray Images (Pneumonia)*. [online] Available at: <<https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>> [Accessed 8 Jul. 2020].
- MUNARTO, R., YUDONO, M.A.S. & PERMATA, E., 2020. Automatic Cataract Classification System Using Neural Network Algorithm Backpropagation. In: *2020 2nd International Conference on Industrial Electrical and Electronics (ICIEE)*. [online] Lombok: IEEE.pp.101–106. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9277441&isnumber=9276504>>.
- 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*, [online] 121(April), p.103792. Available at: <<https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2020.103792>>.
- RAFIKASARI, A., 2020. Formulating Indonesia's Covid-19 Policy based on South Korea's Experience. *Journal of Humanities and Education Development*, [online] 2(3), pp.170–176. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/341565969_Formulating_Indonesia's_Covid-19_Policy_based_on_South_Korea's_Experience>.
- ROSNELLY, R., WAHYUNI, L. & KUSANTI, J., 2018. Optimization of Region of Interest (ROI) Image of Malaria Parasites. *Journal of Applied Intelligent System*, [online] 3(2), pp.87–95. Available at: <<https://publikasi.dinus.ac.id/index.php/jais/article/view/2060>>.
- ROY, K., CHAUDHURY, S.S., BURMAN, M., GANGULY, A., DUTTA, C., BANIK, S. & BANIK, R., 2019. A comparative study of lung cancer detection using supervised neural network. In: *2019 International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics, Optronix 2019*. [online] Kolkata: IEEE.pp.1–5. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8862326>>.
- SHEER, A.H. & AL-ANI, A.A., 2019. The effect of regularization parameter within non-blind restoration algorithm using modified iterative wiener filter for medical image. In: *2018 1st Annual International Conference on Information and Sciences (AiCIS)*. [online] Fallujah: IEEE.pp.77–81. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8640933>>.
- SUNOJ, S., SIVARAJAN, S., MAHARLOOEI, M., BAJWA, S.G., HARMON, J.P., NOWATZKI, J. AND IGATHINATHANE, C., 2017. Identification and counting of soybean aphids from digital images using shape classification. *Transactions of the ASABE (American Society of Agricultural and Biological Engineers)*, [online] 60(5), pp.1467–1477. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/320566480_Identification_and_Counting_of_Soybean_Aphids_from_Digital_Images_Using_Shape_Classification>.
- SWASTIKA, W., STUDI, P., INFORMATIKA, T.

- AND KORESPONDENSI, P., 2020. Studi Awal Deteksi Covid-19 Menggunakan Citra Ct Berbasis Deep Preliminary Study of Covid-19 Detection Using Ct Image Based on. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [online] 7(3), pp.629–634. Available at: <<https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/3399>>.
- World Health Organization, 2021. *WHO Coronavirus Disease (COVID-19) Dashboard*. [online] Available at: <<https://Covid19.who.int/>> [Accessed 1 Mar. 2021].
- XIE, X., ZHONG, Z., ZHAO, W., ZHENG, C., WANG, F. & LIU, J., 2020. Chest CT for Typical Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Pneumonia: Relationship to Negative RT-PCR Testing. *Radiology*, [online] 296(2), pp.E41–E45. Available at: <<https://pubs.rsna.org/doi/full/10.1148/radiol.2020200343>>.
- YOHANNES, E., MAHMUDY, W.F. & RAHMI, A., 2015. Penentuan Upah Minimum Kota Berdasarkan Tingkat Inflasi Menggunakan Backpropagation Neural Network (BPNN). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [online] 2(1), p.34. Available at: <<https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/128>>.
- YUDISTIRA, N., Widodo, A.W. and Rahayudi, B., 2020. Deteksi Covid-19 pada Citra Sinar-X Dada Menggunakan Deep Learning yang Efisien. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [online] 7(6), p.1289. Available at: <<https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/3651>>.
- ZOTIN, A., HAMAD, Y., SIMONOV, K. & KURAKO, M., 2019. Lung boundary detection for chest X-ray images classification based on GLCM and probabilistic neural networks. In: *23rd International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems*. [online] Budapest: Elsevier B.V.pp.1439–1448. Available at: <<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.314>>.

Halaman ini sengaja dikosongkan