

Klasifikasi Kasus COVID-19 dan SARS Berbasis Ciri Tekstur Menggunakan Metode *Multi-Layer Perceptron*

Jannatul Firdausa Azzahra, Heni Sumarti✉, dan Hamdan Hadi Kusuma

Jurusan Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang

Info Artikel

Sejarah Artikel:

Diterima:
17 Maret 2022

Disetujui:
21 Juli 2022

Dipublikasikan:
28 Juli 2022

Keywords:
COVID-19, SARS,
Texture
Characteristics,
Multi-Layer
Perceptron (MLP)

ABSTRAK

Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) merupakan penyakit infeksi akut yang disebabkan oleh virus corona sebagai sindrom pernafasan akut parah. SARS (*Severe Acute Respiratory Syndrome*) merupakan gangguan saluran pernapasan yang disertai gejala saluran pencernaan disebabkan oleh corona virus. Penelitian ini bertujuan untuk membedakan pasien COVID-19 dan SARS berdasarkan ciri tekstur dengan metode *Multi-Layer Perceptron (MLP)*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga tahap, tahap pertama adalah *pre-processing*, tahap kedua adalah ekstraksi ciri tekstur menggunakan histogram dan *GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)*, dan tahap ketiga adalah klasifikasi data menggunakan metode *Multi-Layer Perceptron (MLP)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa citra pasien SARS memiliki rerata kecerahan lebih tinggi, memiliki kontras lebih tajam, dan tingkat penyebaran data dalam piksel citra rontgen toraks lebih acak dibandingkan dengan citra pasien COVID-19. Metode yang digunakan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sama, yaitu sebesar 91,67%. Penelitian ini menunjukkan bahwa ciri tekstur mampu membedakan citra rontgen toraks pasien COVID-19 dan SARS secara akurat, sehingga dapat menjadi perangkat tambahan untuk memudahkan tenaga kesehatan.

ABSTRACT

Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) is an acute infectious disease caused by the corona virus as severe acute respiratory syndrome. SARS (*Severe Acute Respiratory Syndrome*) is a respiratory tract disorder accompanied by gastrointestinal symptoms caused by the corona virus. This study aims to distinguish COVID-19 and SARS patients based texture feature using the *Multi-Layer Perceptron (MLP)* method. The method used in this research consists of three stages, the first is *pre-processing*, the second is the extraction of texture features using histograms and *GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)*, and the third is classification using the *Multi-Layer Perceptron (MLP)* method. The results showed that the image of SARS patients had a higher average brightness, had sharper contrast, and the level of data spread in the pixels of the chest X-ray image was more random than the image of COVID-19 patients. The method used in this study resulted in the same accuracy, sensitivity, and specificity, which was 91,67%. This study shows that texture characteristics are able to accurately distinguish chest X-ray images of COVID-19 and SARS patients, so that they can be an additional tool to facilitate health workers.

✉ Alamat korespondensi:
Jurusan Fisika, UIN Walisongo Semarang
E-mail: heni_sumarti@walisongo.ac.id

PENDAHULUAN

Wabah penyakit pernapasan COVID-19 di Tiongkok telah menimbulkan kekhawatiran global. Masalah kesehatan mental dan emosional sekarang menjadi salah satu masalah kesehatan masyarakat terpenting di seluruh dunia karena pandemi COVID-19, masyarakat takut terinfeksi atau takut mati akibat virus. Akibatnya, banyak orang yang mengalami peningkatan kecemasan, kemarahan, kebingungan, dan gejala pasca trauma (Mukhtar, 2020; Pakpour & Griffiths, 2020). Studi telah melaporkan bahwa jarak spasial, isolasi diri, karantina, perselisihan sosial dan ekonomi, dan informasi yang salah (terutama di media sosial) adalah beberapa faktor utama yang berkontribusi terhadap kesedihan, ketakutan, frustrasi yang tidak biasa, perasaan tidak berdaya, kesepian, dan gugup (Ahorsu dkk., 2020; Sakib dkk., 2020).

Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) adalah penyakit infeksi akut yang disebabkan oleh jenis virus corona yang dikenal sebagai sindrom pernafasan akut parah (Wang & Tang, 2020). Para ahli di seluruh dunia memperingatkan bahwa penyakit yang berasal dari distrik Wuhan di Tiongkok pada Desember 2019 ini akan menyebar lebih banyak dan kemungkinan akan meningkat lebih lanjut. Wabah COVID-19 yang tiba-tiba mengguncang perkumpulan ilmiah ini, menyebabkan para ilmuwan di seluruh dunia bekerja tanpa lelah untuk memahami virus dan sifat-sifatnya untuk merancang strategi intervensi guna memerangi penyakit tersebut. Sejauh ini, kita telah dapat memahami bahwa COVID-19 disebabkan oleh virus yang dikenal sebagai SARS-CoV-2 (*Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2*), yang merupakan RNA virus untai tunggal atau ssRNA (*single-stranded RiboNucleic Acid*) dengan ukuran genom 29.903 bp (*base pair*). SARS-CoV-2 dalam clade beta-coronavirus yang sama dari SARS-CoV dan MERS-CoV (*Middle East Respiratory Syndrome Coronavirus*) termasuk yang dilaporkan sebelumnya dan memiliki urutan yang mirip dengan SARS-CoV (Baiq, 2020).

Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS) merupakan gangguan saluran pernapasan yang disertai gejala saluran pencernaan disebabkan oleh corona virus. SARS dikenal pertama kalinya ditularkan melalui jalur pernapasan ke anggota keluarga yang melakukan kontak dekat dengan pasien. Korban yang terkena SARS mengalami demam tinggi ($\geq 38^{\circ}\text{C}$), batuk dan gangguan pernapasan. Penyembuhan total mungkin terjadi jika pengobatan dilakukan lebih awal. Namun, SARS dapat dapat dengan cepat menjadi parah untuk pasien lanjut usia atau lemah atau untuk pasien dengan penyakit kronis (McIntosh & Perlman, 2015; Hui dkk., 2022).

Penyakit COVID-19 pada umumnya dapat dideteksi secara klinis melalui pemeriksaan gejala fisik, selanjutnya dites menggunakan swab antibodi atau *Reverse Transcription- Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Selain itu, pemeriksaan lain yang umum digunakan adalah menggunakan rongent toraks. Hal ini bertujuan untuk melihat citra paru-paru dan saluran pernafasan. Melalui hasil rongent toraks dapat diketahui apakah pasien mengalami infeksi atau peradangan pada saluran pernafasan dan paru-paru (Ghozali & Sumarti, 2020). Biaya rongent toraks relatif murah, sehingga alat ini merupakan pilihan yang ekonomis untuk mendiagnosis citra paru-paru dan saluran pernafasan pasien COVID-19 maupun SARS.

Pembacaan hasil citra rongen toraks sangat penting, hal ini disebabkan oleh tindakan medis yang harus dilakukan selanjutnya. Citra rongent sering nampak kabur dan kurang kontras, sehingga hasil pembacaan oleh satu pengamat dan pengamat lain dapat menghasilkan hasil yang berbeda. Hasil visualisasi citra rongent toraks menjadi buruk disebabkan oleh perbedaan atenuasi sinar-x antara jaringan kelenjar yang terkena penyakit paru-paru (Budiman, 2015). Hal ini menyebabkan banyak peneliti membuat perangkat tambahan untuk mempermudah tenaga kesehatan dalam mendiagnosis penyakit menggunakan rongent toraks.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan klasifikasi pneumonia menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) diperoleh hasil akurasi sebesar 59,2% (Ambar dkk., 2020) dan

klasifikasi COVID-19 pada citra rontgen toraks menggunakan DeTraC Deep jaringan saraf konvolusi diperoleh hasil akurasi sebesar 98,23% (Abbas dkk, 2020). Penelitian berbasis ciri tekstur untuk mendeteksi kasus COVID-19 berhasil menghasilkan akurasi sebesar 95,7% (Wu dkk., 2021), sedangkan perpaduan antara metode *Multi-Layer Perceptron* (MLP) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat membedakan antara pasien COVID-19 dan bukan COVID-19 dengan akurasi 96,3% (Ahsan dkk., 2020). Oleh karena itu, ekstraksi ciri tekstur pada citra rontgen toraks dengan metode MLP untuk membedakan kasus COVID-19 dan SARS merupakan pilihan yang tepat untuk mendapatkan hasil yang akurasi yang baik. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi perangkat tambahan bagi tenaga kesehatan untuk membedakan kasus COVID-19 dan SARS menggunakan rontgen toraks.

METODE

Penelitian ini menggunakan citra rontgen toraks digital yang berjumlah 12 citra COVID-19 dan 12 citra SARS. Citra rontgen toraks digital didapatkan dari database yang menyediakan berbagai citra secara bebas dan gratis dari Github (<https://github.com>). Software yang digunakan dalam penelitian ini adalah Matlab 2016 dan Machine Learning WEKA 3.9.5. Prosedur dalam penelitian ini terdiri dari tiga tahap, tahap pertama adalah *pre-processing* citra rontgen toraks, tahap kedua adalah ekstraksi ciri tekstur pada citra hasil *pre-processing* menggunakan histogram dan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), dan tahap ketiga adalah klasifikasi data menggunakan metode MLP.

Pre-Processing

Tahapan ini dilakukan dengan dengan tiga tahap, pertama pemanggilan citra rontgen toraks yang didapatkan dari Github. Selanjutnya dilakukan cropping untuk menghilangkan bagian yang tidak dibutuhkan dalam proses diagnosis dan *re-size* ukuran citra menjadi 512 x 512 piksel untuk menyeragamkan ukuran piksel. Tahap terakhir yaitu konversi citra RGB (*Red Green Blue*) ke *grayscale*.

Ekstraksi Ciri Tekstur

Tekstur adalah salah satu ciri yang paling penting untuk analisis citra, dimana tekstur menyediakan informasi mengenai susunan struktur pada permukaan, perubahan intensitas, atau kecerahan warna (Siqueira dkk., 2013). Dalam penelitian ini ekstraksi ciri tekstur dilakukan menggunakan dua metode, yakni statistik orde satu berupa histogram dan statistik orde dua berupa GLCM.

1. Histogram

Histogram adalah bagan yang menampilkan intensitas warna pada citra menggunakan aplikasi matlab yang menyediakan fungsi untuk histogram citra yaitu *imhist*. *Imhist* merupakan fungsi untuk menghitung jumlah piksel-piksel untuk setiap rentang warna pada citra dan juga untuk menampilkan hasil histogram citra dengan format *grayscale* (abu-abu) (Nazaruddin, 2012). Pada penelitian ini digunakan 6 fitur histogram yaitu mean, standar deviasi, varians, entropy, kemiringan, dan kurtosis seperti ditunjukkan pada Persamaan (1) hingga Persamaan (6).

1. Mean adalah ciri yang menghasilkan rerata kecerahan pada objek.

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (1)$$

2. Standar deviasi adalah ciri yang menggambarkan tingkat penyebaran data dari nilai rata-rata pada suatu ukuran.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (2)$$

3. Varian adalah ciri yang memberikan informasi ukuran kekontrasan pada citra.

$$\sigma^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (3)$$

4. Entropi adalah ciri yang menggambarkan tingkat penyebaran data dari nilai rata-rata pada besaran.

$$Entropi = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} p(i) \log_2 (p(i))} \quad (4)$$

5. Kemiringan/Skewness adalah ciri yang menunjukkan ukuran ketidaksamaan terhadap rerata intensitas.

$$Skewness = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i)} \quad (5)$$

6. Kurtosis adalah ciri yang menunjukkan nilai keruncingan pada kurva histogram.

$$Kurtosis = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^4 p(i) - 3} \quad (6)$$

2. GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

Metode GLCM adalah satu cara mengekstrak fitur tekstur statistik orde-kedua. GLCM merupakan tabulasi mengenai frekuensi atau seberapa seringnya kombinasi nilai kecerahan pixel yang berbeda posisinya terjadi dalam suatu cita (Purwandi & Putri, 2018). Fitur GLCM dalam penelitian ini berupa empat fitur yaitu Energi, Kontras, Korelasi, dan Homogenitas seperti ditunjukkan pada Persamaan (7) hingga Persamaan (10).

1. Energi merupakan suatu ukuran pada sifat homogenitas citra.

$$Energi = \sum_i \sum_j p^2(i, j) \quad (7)$$

2. Kontras merupakan ukuran dari variasi antar derajat keabuan pada daerah citra.

$$Kontras = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (8)$$

3. Korelasi merupakan suatu ukuran linier derajat keabuan pada citra.

$$Korelasi = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_i = 1 \sum_j = 1 (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j) \quad (9)$$

4. Homogenitas merupakan suatu keseragaman variasi pada derajat keabuan pada citra.

$$Homogenitas = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (10)$$

Information Gain (IG)

Information Gain (IG) merupakan suatu istilah untuk mengukur penurunan entropi pada saat fitur diberikan seperti ditunjukkan pada Persamaan (11) hingga Persamaan (13). Dalam konteks klasifikasi, distribusi contoh antar kelas adalah informasi yang dimaksud. Penerapan teknik yang lebih umum, pengukuran entropi informasi untuk masalah memutuskan seberapa penting fitur yang diberikan secara acak contoh ditugaskan di antara kelas-kelas, jumlah bit yang diperlukan untuk mengkodekan distribusi kelas ini tinggi, karena setiap contoh perlu dicacah.

$$Gain(S_j) = E(P_j) - E(S_j) \quad (11)$$

$$E(P_j) = \sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (12)$$

$$E(S_j) = \sum_{i=1}^{S_j} I_j * E(Y_j) \quad (13)$$

Klasifikasi

Multi-Layer Perceptron (MLP) merupakan jaringan syaraf tiruan dengan banyak lapisan yang memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak di antara lapisan input dan lapisan output (memiliki satu atau lebih hidden layer). Jaringan syaraf tiruan dengan banyak lapisan dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks dibandingkan dengan single layer (Suwarno & Abdilah, 2019).

Analisis Data

Keberhasilan klasifikasi dapat ditunjukkan dengan nilai indeks pengukuran yang diperoleh dari hasil klasifikasi data menggunakan machine learning weka dalam bentuk Confusion Matrix yang merupakan suatu alat visualisasi yang sering digunakan pada supervised learning. Tiap kolom pada matriks adalah contoh kelas prediksi 45 (predicted), sedangkan tiap baris mewakili kejadian di kelas yang sebenarnya (actual) (Supriyadi, 2017).

Hasil *confusion matrix* yang terdiri dari True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) dan True Negative (TN). TP adalah data positive yang terklasifikasi positive pada sistem. FP merupakan data positive yang terklasifikasi negative. TN adalah data negative yang terklasifikasi negative pada sistem dan FN adalah negative yang terklasifikasi positive pada sistem (Witten dkk., 2011).

Berdasarkan hasil *Confusion Matrix* maka dapat dihitung indeks pengukuran proses klasifikasi seperti ditunjukkan pada Persamaan (14) hingga Persamaan (16) (Witten dkk., 2011; Khusna, 2016)

:

a. Akurasi

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (14)$$

b. Sensitivitas adalah kemampuan prediksi untuk memilih kelas tertentu dari data set dan sesuai True Positive Rate (TPR).

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (15)$$

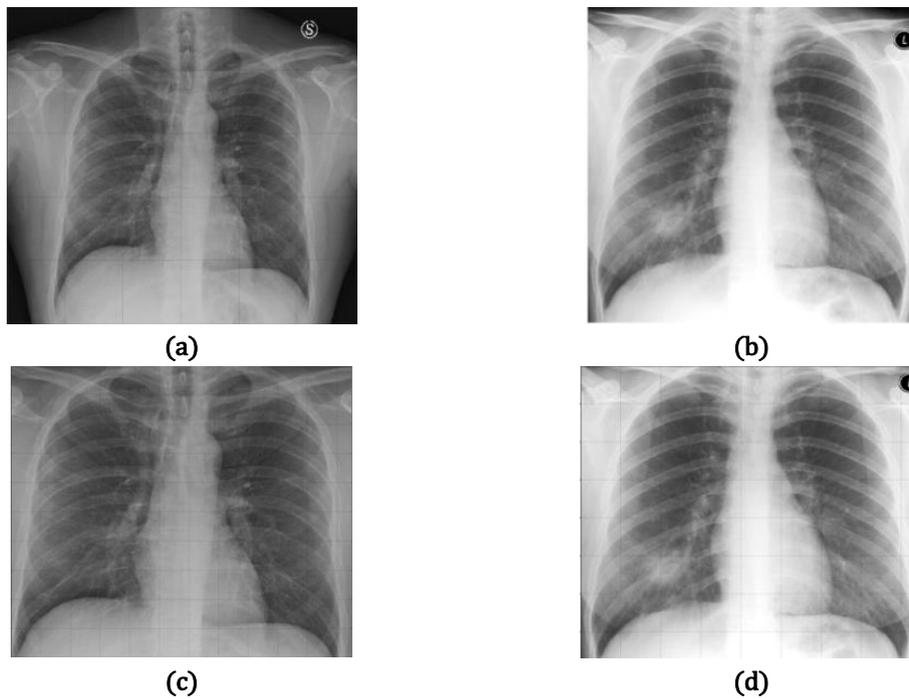
c. Spesifisitas adalah permasalahan ukuran dalam dua kelas. Nilai sesuai dengan True Negative Rate (TNR).

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (16)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

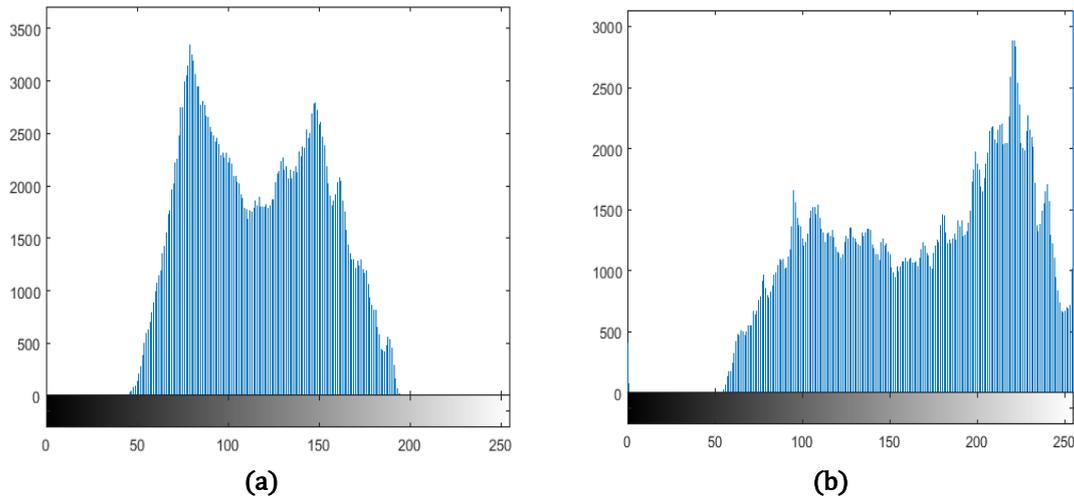
Gambar 1 menunjukkan sampel citra rontgen toraks pasien COVID-19 dan SARS sebelum dan setelah *pre-procesing*. Pada tahapan *cropping* yang telah dilakukan, bagian citra yang tidak dibutuhkan dalam diagnosis seperti latar belakang hitam pada sudut citra yang bukan bagian dada pasien telah berhasil dihilangkan. Citra telah berhasil diseragamkan pada ukuran 512 x 512 piksel pada tahapan *re-size*. Sebelum proses *re-size* ini, citra rontgen toraks terdiri dari beragam piksel. Selain itu, citra yang tadinya dalam skala RGB telah berhasil diubah menjadi skala abu-abu. Skala RGB diwakili dengan *truecolor* yang terdiri 24 bit per piksel yang ditentukan oleh tiga buah bilangan bulat

antara 1 sampai dengan 255. Berbeda dengan skala abu-abu yang merupakan citra dengan nilai intensitas dalam derajat keabuan, biasanya dalam skala 0 sampai 255.



Gambar 1. Citra Rontgen Toraks pada Pasien (a) COVID-19 sebelum Pre-Processing, (b) SARS sebelum Pre-Processing, (c) COVID-19 setelah Pre-Processing, (d) SARS setelah Pre-Processing

Gambar 2 menunjukkan hasil histogram citra rontgen toraks pasien COVID-19 dan SARS. Histogram ini merupakan tampilan visual dari sebaran data piksel rontgen toraks pada skala abu-abu dari skala 0 sampai dengan 255 derajat keabuan. Kedua citra rontgen toraks pasien COVID-19 dan SARS memiliki pola histogram yang berbeda. Histogram pada pasien COVID-19 memiliki pola sebaran yang tidak merata, hanya terkumpul ditengah-tengah sumbu-x yang merupakan tingkatan aras keabuan, sehingga citra rontgen toraks pasien COVID-19 menunjukkan citra yang buram. Histogram pada pasien SARS memiliki pola sebaran yang merata pada tingkatan aras keabuannya, sehingga citra rontgen toraks pasien SARS menunjukkan citra yang terang.



Gambar 2. Histogram dari cita Rongent Toraks pada pasien (a) COVID-19, dan (b) SARS

Telah dilakukan ekstraksi ciri tekstur menggunakan 10 ciri tekstur, terdiri dari 6 atribut dari histogram dan 4 atribut dari GLCM. Atribut dari GLCM terdiri dari energi, kontras, korelasi, dan homogenitas, sedangkan atribut dari histogram terdiri dari mean, standar deviasi, varian, entropi, kemiringan, dan kurtosis. Hasil rata-rata dari ekstraksi ciri tekstur ditunjukkan dalam Tabel 1. Atribut yang memiliki selisih nilai rata-rata yang besar yaitu standar deviasi, varian, dan mean. Sedangkan atribut yang memiliki selisih nilai rata-rata yang kecil yaitu kontras, korelasi, dan homogenitas. Selisih ini menunjukkan gambaran umum perbedaan ciri tekstur pada citra rontgen toraks pada pasien COVID-19 dan SARS.

Tabel 1. Nilai Rata-rata Ciri Tekstur pada Pasien COVID-19 dan SARS

No	Atribut	Rata-rata COVID-19	Rata-rata SARS	Selisih Nilai Rata-rata
1	Mean	121,0289 ± 17,0366	165,0699 ± 18,4477	44,041 ± 1,4111
2	Standar Deviasi	40,0901 ± 8,3215	52,1171 ± 8,8501	12,027 ± 0,5286
3	Varian	1675,6522 ± 750,3915	2816,5217 ± 892,7293	1140,8695 ± 142,3378
4	Entropy	7,1648 ± 0,2335	7,4836 ± 0,1966	0,3188 ± 0,0369
5	Kemiringan	-0,0593 ± 0,2693	-0,3237 ± 0,2337	-0,2644 ± 0,0356
6	Kurtosis	2,1087 ± 0,4182	2,1901 ± 0,2918	0,0814 ± 0,1264
7	Energi	0,2431 ± 0,0572	0,1606 ± 0,0275	0,0825 ± 0,0297
8	Kontras	0,0849 ± 0,0203	0,082 ± 0,0164	0,0029 ± 0,0039
9	Korelasi	0,9788 ± 0,0079	0,9836 ± 0,0062	0,0048 ± 0,0017
10	Homogenitas	0,9664 ± 0,0105	0,9598 ± 0,0057	0,0066 ± 0,0048

Nilai rata-rata pada ciri tekstur ditambahkan dengan nilai setandar deviasinya, hal ini dilakukan untuk melihat sebaran datanya. Standar deviasi yaitu algoritma yang digunakan untuk mencari sebaran atau simpangan rata-rata pada sebuah data (Nafi'iyah, 2016). Atau dengan kata lain standar deviasi merupakan rumus ilmu statistik yang dapat digunakan untuk mengukur simpangan data selain pengukuran probabilitas (Hanafi, 2014). Atribut yang mempunyai sebaran data seragam (homogen) yaitu entropi, kemiringan, kurtosis, kontras, korelasi, homogenitas, dan energi.

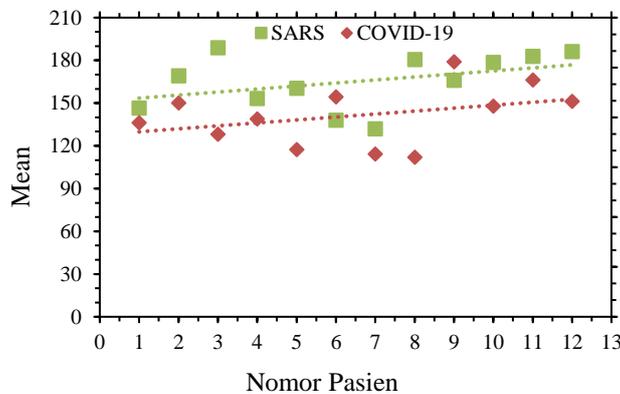
Sedangkan atribut yang mempunyai sebaran data tidak seragam (acak) yaitu mean, varian, dan standar deviasi.

Nilai rata-rata gain ratio ditunjukkan pada Tabel 2. Gain ratio merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menentukan batas kebutuhan sebuah atribut dalam klasifikasi data. Nilai nol menunjukkan bahwa atribut tidak berpengaruh dalam proses klasifikasi data, sedangkan nilai lebih besar dari nol menunjukkan bahwa atribut berpengaruh dalam proses klasifikasi data. Pengaruh akan semakin besar, jika nilai gain mendekati satu atau sama dengan 1. Berdasarkan nilai rata-rata gain ratio dalam penelitian ini, nilai atribut yang berpengaruh pada proses klasifikasi adalah mean, varian, standar deviasi, kurtosis, energi, dan entropi karena memiliki nilai yang lebih besar daripada nol. Sedangkan nilai atribut yang tidak berpengaruh yaitu korelasi, kontras, homogenitas dan kemiringan karena memiliki nilai nol. Selanjutnya akan ditampilkan tiga besar peringkat atribut untuk analisis data.

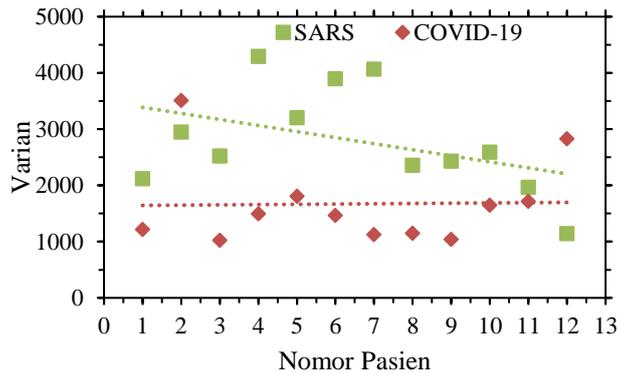
Tabel 2. Hasil rata-rata Gain ratio

No	Atribut Ciri	Gain
1	Mean	0,575
2	Varian	0,465
3	Standar Deviasi	0,465
4	Kurtosis	0,437
5	Energi	0,437
6	Entropi	0,375
7	Korelasi	0
8	Kontras	0
9	Homogenetas	0
10	Kemiringan	0

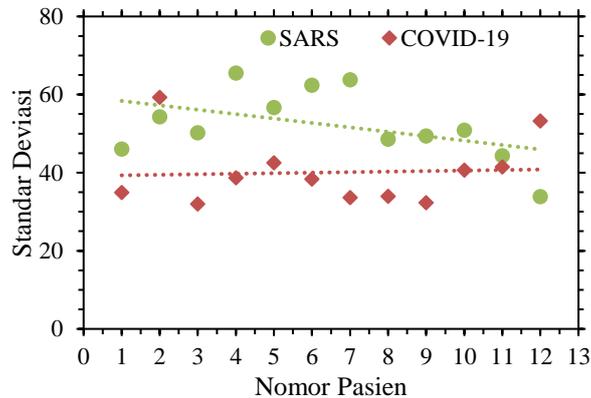
Gambar 3 menunjukkan atribut dengan peringkat tiga besar yang berpengaruh pada proses klasifikasi. Penyajian data pada grafik, dilengkapi dengan garis yang merupakan linier *tradeline* untuk melihat perbedaan sebaran data ciri tekstur pasien COVID-19 dan SARS. Atribut pertama yaitu mean menunjukkan bahwa kecerahan pada citra pasien SARS lebih cerah dibandingkan dengan pasien COVID-19. Atribut kedua yaitu varian menunjukkan bahwa ukuran kekontrasan pada citra pasien SARS lebih kontras dibandingkan dengan pasien COVID-19. Terakhir yaitu standar deviasi menunjukkan bahwa tingkat penyebaran data suatu ukuran pada citra pasien SARS lebih banyak dibandingkan pada citra pasien COVID-19.



(a)



(b)



(c)

Gambar 3. Nilai Atribut yang Berpengaruh pada Proses Klasifikasi (a) Mean, (b) Varians, (c) dan Standar Deviasi

Hasil dari *confusion matrix* ditunjukkan pada Tabel 3. Hasil *confusion matrix* menunjukkan hasil nilai TP (true positive) sebesar 11, TN (true negative) sebesar 11, FP (false positive) sebesar 1, dan FN (false negative) sebesar 1. Nilai TP merupakan pasien COVID-19 yang terdeteksi sebagai pasien COVID-19, TN merupakan pasien COVID-19 yang terdeteksi sebagai pasien SARS, FP merupakan pasien SARS yang terdeteksi sebagai pasien SARS, dan FN merupakan pasien SARS yang terdeteksi sebagai pasien COVID-19. Hasil menunjukkan bahwa metode ini cukup akurat untuk klasifikasi COVID-19 dan SARS untuk data yang terbatas 24 data.

Tabel 3. Hasil *Confusion Matrix*

TP	FN	FP	TN	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
11	1	1	11	91,67%	91,67%	91,67%

Selanjutnya klasifikasi MLP menghasilkan nilai akurasi sebesar 91,67%, nilai sensitivitas 91,67%, dan nilai spesifisitas 91,67%. Sensitivitas dan spesifisitas memiliki nilai yang sama karena hasil dari TP, TN, FN, FP menunjukkan pola nilai yang sama. Penelitian sebelumnya untuk identifikasi kasus COVID-19 menggunakan citra rontgen toraks dibandingkan dengan hasil tes RT-PCR didapatkan hasil sensitivitas radiografi rontgen toraks kasus positif COVID-19 meningkat seiring waktu (dari sensitivitas 55% pada 2 hari menjadi 79% pada > 11 hari), sedangkan spesifisitasnya menurun seiring waktu (dari 83% menjadi 70%) (Stephanie dkk., 2021). Sementara itu, meskipun temuan pencitraan infeksi coronavirus tidak spesifik dan memiliki tumpang tindih yang signifikan

antara infeksi COVID-19 dan SARS, ada beberapa perbedaan penting. Temuan citra rontgen toraks dan CT awal yang paling umum adalah GGO (*Ground Glass Opacity*) dan konsolidasi dengan dominasi perifer dan lesi yang akhirnya menyebar ke kedua paru-paru saat penyakit berkembang dan fibrosis paru dapat berkembang setelah tindak lanjut jangka panjang. Fitur pencitraan yang membantu menentukan hasil klinis atau prognosis infeksi coronavirus adalah tingkat kelainan parenkim (Franquet dkk., 2020). Oleh karena itu, metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat meningkatkan akurasi citra rontgen toraks dan dapat dijadikan perangkat tambahan untuk tenaga kesehatan dalam membedakan kasus COVID-19 dan SARS.

SIMPULAN

Telah dilakukan klasifikasi citra rontgen toraks untuk membedakan kasus COVID-19 dan SARS berbasis ciri tekstur menggunakan metode MLP dengan citra digital yang berjumlah 12 citra COVID-19 dan 12 citra SARS. Metode yang digunakan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas sebesar 91,67%. Hasil klasifikasi dalam penelitian ini menunjukkan bahwa ciri tekstur mampu membedakan citra rontgen toraks pasien COVID-19 dan SARS secara akurat, sehingga dapat menjadi perangkat tambahan untuk memudahkan tenaga kesehatan.

REFERENSI

- Abbas Asmaa, Abdelsamea M. Mohammed, Gaber Mohamed Medhat (2020). Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network. *Applied Intelligence* (2021) 51:854–864.
- Ahmad Nazaruddin, Hadinegoro Arifyanto (2012). Metode Histogram Equalization untuk Perbaikan Citra Digital. *Seminar Nasional Teknologi Informatika & Komunikasi Terapan*.
- Ahorsu, D. K., Lin, C. Y., Imani, V., Saffari, M., Griffiths, M. D., & Pakpour, A. H. (2020). The fear of COVID-19 scale: Development and initial validation. *International Journal of Mental Health and Addiction*.
- Ahsan, M. M., E. Alam, T., Trafalis, T., & Huebner, P. (2020). Deep MLP-CNN Model Using Mixed-Data to Distinguish between COVID-19 and Non-COVID-19 Patients. *Symmetry*, 12(9), 1526. *MDPI AG*.
- Ambar, Wati Risha; Hafiz, Irsyad; Ezar, Al Rivian M (2020). Klasifikasi Pneumonia Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Algoritme*. Vol. 1, No. 1.
- Baig, A. M., Khaleeq, A., Ali, U., and Syeda, H. (2020) Evidence of the COVID-19 Virus Targeting the CNS: Tissue Distribution, Host–Virus Interaction, and Proposed Neurotropic Mechanisms. *ACS Chem. Neurosci.* 11(7), 995–998.
- B. Azhagusundari, Antony Selvadoss Thanamami (2013). Feature Selection Based on Information Gain. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*. Volume 2.
- Budiman, A. S. (2015). Segmentasi citra dan pewarnaan semu pada foto hasil röntgen. *Jurnal Teknik Komputer*, 1(2), 226–234.
- Ermawati, Eli. (2020). Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri Tekstur Pada Citra Ultrasonografi Menggunakan Scilab. Universitas Islam Negeri Walisongo.
- Hidayat R. Astuti T (2020). Diagnosis Preeklampsia pada Ibu Hamil Berdasarkan Algoritme K- Nearest Neighbour. *Jurnal Ilmu-ilmu Informatika dan Manajemen STMIK*. Vol. 14 No.2.
- Hui, D. S., Azhar, E. I., Memish, Z. A., & Zumla, A. (2022). Human Coronavirus Infections—Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS), Middle East Respiratory Syndrome (MERS), and SARS-CoV-2. *Encyclopedia of Respiratory Medicine*, 146–161.
- Franquet T, Jeong YJ, Lam HYS, Wong HYF, Chang Y, Chung MJ, Lee KS (2020). Imaging findings in coronavirus infections: SARS-CoV, MERS-CoV, and SARS-CoV-2. *Br J Radiol*; 93: 20200515.

- Khusna, D.A (2016). *Klasifikasi Lesi Citra Ultrasonografi Payudara Berdasarkan Karakteristik Tepi*. Tesis. Yogyakarta : Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.
- Kiran Shafiq Khan, Mohammed A. Mamun, Mark D. Griffiths, Irfan Ullah (2020). The Mental Health Impact of the COVID-19 Pandemic Across Different Cohorts. *Internasional Journal of Mental Health and Addiction*.
- Kyu-Myoung Lee, Kyujin Jung (2019). Factors Influencing the Response to Infectious Diseases: Focusing on the Case of SARS and MERS in South Korea. *Internasional Journal of Environmental Research and Public Health*.
- Listyalina Latifah (2017). Peningkatan Kualitas Citra Foto Rontgen Sebagai Media Deteksi Kanker Paru. *Jurnal Teknologi Informasi*. Vol. XII Nomor 34.
- L.Ladha, T.Deepa (2011). Feature Selection Methods and Algorithms. *International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE)*. Vol.3 No.5.
- McIntosh, K., & Perlman, S. (2015). Coronaviruses, Including Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS) and Middle East Respiratory Syndrome (MERS). *Mandell, Douglas, and Bennett's Principles and Practice of Infectious Diseases, 1928–1936.e2*.
- M. M.Hanafy (2014). Risiko, Proses Manajemen Risiko, dan Enterprise Risk Management. *Manag. Res. Rev.*, pp. 1-40, 2014.
- Mukhtar, M. S. (2020). Mental health and psychosocial aspects of coronavirus outbreak in Pakistan: psycho-logical intervention for public mental health crisis. *Asian Journal of Psychiatry*, 51, e102069.
- Mulyani Amalia Septi, Untaningrum Fitri (2021). Lima Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix untuk Deteksi Kemanisan Buah Semangka Tanpa Biji Dengan Klasifikasi Support Vector Machine Berbasis Raspberry Pi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informatika dan Ilmu Komputer*. Vol.5.
- M. Ghozali, H. Sumarti (2020). Deteksi Tepi Pada Citra Rontgen Penyakit COVID-19 Menggunakan Metode Sobel. *Jurnal Imejing Diagnostik*, pp. 51-59, 2020.
- N. Nafi'iyah (2016). Perbandingan Modus, Median, K_Standart Deviasi, Iterative, Mean Dan Otsu Dalam Thresholding. vol. 8, no. 2, pp. 31-36, 2016.
- Pakpour, A. H., & Griffiths, M. D. (2020). The fear of COVID-19 and its role in preventive behaviors. *Journal of Concurrent Disorders*, 2(1), 58–63.
- Purwandari Endina Putri, Andreswari Desi, Faraditha Ulva (2020). Ekstraksi Ftur Warna dan Tekstur untuk Temu Kembali Citra Batik Besurek. *Jurnal Pseudocode*. Vol. VII Nomor 1.
- R. E. Al Mamlook, S. Chen and H. F. Bzizi (2020). Investigation of the performance of Machine Learning Classifiers for Pneumonia Detection in Chest X-ray Images. *IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT)*. pp. 098-104,
- Saitem, Adi Kusworo dan Widodo Adi (2016). Analisis Citra CT Scan Kanker Paru Berdasarkan Ciri Tekstur Gray Level CO-Occurrence Matrix dan Ciri Morfologi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik. *Youngster Physics Journal*. Vol. 5, No. 2.
- Supriyadi, E (2017). Metode SVM Berbasis Pso Untuk Meningkatkan Prediksi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Sistem Informasi STMIK Antar Bangsa*. 6(4):113-120.
- Siqueria, F. R. d., Schwartz, W. R. Pedrini, H. (2013). Multi-scale Gray Level Co-occurrence Matrices for Texture Description. *Neurocomputing*, Volume 120, pp. 336-345.
- Stephanie Stephanie, Thomas Shum, Heather Cleveland, Suryanarayana R. Challa, Allison Herring, Francine L. Jacobson, Hiroto Hatabu, Suzanne C. Byrne, Kumar Shashi, Tetsuro Araki, Jose A. Hernandez, Charles S. White, Rydhwana Hossain, Andetta R. Hunsaker, Mark M. Hammer, (2021). Determinants of Chest Radiography Sensitivity for COVID-19: A Multi-Institutional Study in the United States. *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2021; 2(5):e200337.

- Suwarno, AA Abdillah (2019). Penerapan Algoritma Bayesian Regularization Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit Diabetes. *Jurnal MIPA* 39 (2).
- Wang, Zhicheng; Tang, Kun (2020). Combating COVID-19: health equity matters. *Nature Medicine*. Vol. 26.
- Witten, Ian H.; Eibe Frank Mark A. Hall (2011). *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Third Edition. USA: Morgan Kaufmann.
- Wu, Zhiyuan; Li Li, Ronghua Jin, Lianchun Liang, Zhongjie Hu, Lixin Tao, Yong Han, Wei Feng, Di Zhou, Weiming Li, Qinbin Lu, Wei Liu, Liqun Fang, Jian Huang, Yu Gu, Hongjun Li, Xiuhua Guo (2021). Texture feature-based machine learning classifier could assist in the diagnosis of COVID-19, *European Journal of Radiology*, Volume 137, 2021, 109602, ISSN 0720-048X,