

# Ekstraksi Fitur Citra Radiografi *Thorax* Menggunakan DWT dan *Moment Invariant*

(*Feature Extraction of Thorax Radiography Image Using DWT and Moment Invariant*)

I Gede Pasek Suta Wijaya<sup>[1]\*</sup>, Ditha Nurcahya Avianty<sup>[1]</sup>, Fitri Bimantoro<sup>[1]</sup>, Rina Lestari<sup>[2]</sup>

<sup>[1]</sup>Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram  
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

<sup>[2]</sup>Fakultas Kedokteran, Universitas Mataram  
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

Email: gpsutawijaya@unram.ac.id, dithanurcahya55@gmail.com, bimo@unram.ac.id, drrinalestari@gmail.com

\**Penulis korespondensi*

**Abstract** COVID-19 is an infectious disease caused by the coronavirus family, namely severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (SARS-CoV-2). The fastest method to identify the presence of this virus is a rapid antibody or antigen test, but confirming the positive status of a COVID-19 patient requires further examination. Lung examination using chest X-ray images taken through X-rays of COVID-19 patients can be one way to confirm the patient's condition before/after the rapid test. This paper proposes a feature extraction model to detect COVID-19 through chest radiography using a combination of Discrete Wavelet Transform (DWT) and Moment Invariant features. In this case, Haar wavelet transform and seven Hu moments were used to extract image features in order to find unique features that represent chest radiographic images as suspected COVID-19, pneumonia, or normal. To find out the uniqueness of the proposed features, it is coupled with the kNN and generic ANN classification techniques. Based on the performance parameters assessed, it turns out that the wavelet-based and moment invariant thorax radiographic image feature model can be used as a unique feature associated with three categories: Normal, Pneumonia, and Covid-19. This is indicated by the accuracy value of 82.7% in the kNN classification technique and the accuracy, precision, and recall of 86%, 87%, and 86% respectively with the ANN classification technique.

**Key words:** COVID-19, Radiographic Image, Features Extraction, Discrete Wavelet Transformation, Moment Invariant, kNN, Artificial Neural Networks.

## I. PENDAHULUAN

*Corona Virus Disease* (COVID-19) merupakan penyakit menular dengan gejala klinis seperti flu, batuk, dan demam yang disebabkan oleh virus corona SARS-CoV-2 yang awalnya muncul di Wuhan, China pada akhir Desember 2019. COVID-19 telah menjadi pandemi yang terjadi di banyak negara di seluruh dunia. Untuk di Indonesia COVID-19 telah menulari 377.541 orang. Penyebaran COVID-19 terjadi sangat cepat dengan cakupan luas karena penyebarannya terjadi dari kontak manusia ke manusia melalui percikan *droplet* dari saluran

pernafasan orang yang terinfeksi. Penularan juga dapat terjadi ketika kita menyentuh wajah setelah menyentuh permukaan yang terkontaminasi oleh virus. Tenaga Kesehatan di beberapa negara cukup kewalahan menangani pandemi ini yang dibuktikan dengan beberapa nakes baik dokter maupun perawat terinfeksi COVID-19 hingga menyebabkan kematian.

Infeksi COVID-19 dapat menimbulkan gejala ringan, sedang, atau berat. Gejala klinis utama yang muncul yaitu demam (suhu  $>38^{\circ}\text{C}$ ), batuk, dan kesulitan bernapas. Selain itu, dapat disertai dengan sesak memberat, *fatigue*, *myalgia*, gejala gastrointestinal (diare, mual, dan nyeri abdomen), sakit tenggorokan, kongesti nasal, hemoptisis, dan sakit kepala. Metode yang dianjurkan untuk deteksi COVID-19 adalah amplifikasi asam nukleat dengan *real-time Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR) atau *swab test* yang dilakukan secara berulang. Namun, pengujian ini membutuhkan waktu pengujian yang lama, tenaga pengujian yang terlatih, dan peralatan yang mahal dan rumit.

Teknik lain untuk menentukan kasus suspek COVID-19 adalah dengan melihat ada tidaknya pneumonia (Kementerian Kesehatan RI, 2020) menggunakan citra foto *thorax*. Pemeriksaan foto *thorax* dapat dilakukan dengan cepat, murah dan banyak tersedia di berbagai fasilitas kesehatan. Pemeriksaan citra radiografi thorax untuk mengevaluasi progresivitas penyakit COVID-19 pada pasien yang dicurigai baik secara epidemiologi, klinis dan laboratorium sambil menunggu diagnosis RT PCR-nya. Oleh karena itu, penentuan suspek COVID-19 seorang pasien dapat dilakukan berdasarkan informasi dari citra *thorax*.

Berdasarkan hal tersebut, maka untuk dapat melakukan diagnosa citra foto *thorax*, maka pada penelitian ini diusulkan suatu teknik ekstraksi fitur berbasis *Discrete Wavelet Transforms* (DWT) dan *Moment Invariant*. Fitur ini diharapkan dapat merepresentasikan ciri unik dari citra radiografi *thorax* yang berasosiasi dengan tiga jenis kategori yaitu Normal, Pneumonia, dan COVID-19.

## II. TINJAUAN PUSTAKA DAN TEORI PENUNJANG

Definisi kasus COVID-19 menurut Pedoman Pencegahan dan Pengendalian COVID-19 Kementerian Kesehatan RI 2020, yaitu:

1. Kasus Suspek merupakan seseorang yang memiliki salah satu dari kriteria berikut:
  - a) Orang dengan Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) dan pada 14 hari terakhir sebelum timbul gejala memiliki riwayat perjalanan atau tinggal di negara/wilayah Indonesia yang melaporkan transmisi lokal. ISPA yaitu demam ( $\geq 38^{\circ}\text{C}$ ) atau riwayat demam; dan disertai salah satu gejala/tanda penyakit pernapasan seperti: batuk atau sesak nafas atau sakit tenggorokan atau pilek atau pneumonia ringan hingga berat.
  - b) Orang dengan salah satu gejala/tanda ISPA dan pada 14 hari terakhir sebelum timbul gejala memiliki riwayat kontak dengan kasus konfirmasi/probable COVID-19.
  - c) Orang dengan ISPA berat/pneumonia berat yang membutuhkan perawatan di rumah sakit dan tidak ada penyebab lain berdasarkan gambaran klinis yang meyakinkan. Pneumonia berat pasien remaja atau dewasa adalah pasien dengan demam atau dalam pengawasan infeksi saluran napas, ditambah satu dari: frekuensi napas  $>30$  x/menit, distres pernapasan berat, atau saturasi oksigen ( $\text{SpO}_2$ )  $<90\%$  pada udara kamar.
2. Kasus Probable merupakan seseorang ditetapkan sebagai kasus suspek dengan ISPA Berat/ARDS/meninggal dengan gambaran klinis yang meyakinkan COVID-19 dan belum ada hasil pemeriksaan laboratorium RT-PCR.
3. Kasus Konfirmasi merupakan seseorang yang dinyatakan positif terinfeksi virus COVID-19 yang dibuktikan dengan pemeriksaan laboratorium RT-PCR. Kasus konfirmasi dibagi menjadi dua yaitu: terkonfirmasi dengan gejala (simptomatik) dan tanpa gejala (asimptomatik)

Diagnosis COVID-19 ditegakkan dengan anamnesis, pemeriksaan fisis, dan pemeriksaan penunjang[1]. Manifestasi klinis yang dijumpai pada COVID-19 bervariasi mulai dari asimtomatik sampai dengan gejala berat dan membutuhkan perawatan intensif. Laporan penelitian pertama terhadap 41 pasien yang terdiagnosis COVID-19 [13], menyatakan bahwa gejala tersering yang dialami pasien COVID-19 ialah demam (98%), batuk (76%), mialgia atau fatigue (44%). Sedangkan gejala lain yang kurang umum dijumpai ialah produksi sputum (28%), sakit kepala (8%), hemoptisis (5%), dan diare (3%). Setengah dari pasien timbul sesak dalam satu minggu. Pada kasus berat perburukkan secara cepat dan progresif, seperti ARDS, syok septik, asidosis metabolik yang sulit dikoreksi dan perdarahan atau disfungsi sistem koagulasi dalam beberapa hari. Pada beberapa pasien, gejala yang muncul ringan, bahkan tidak disertai dengan demam. Kebanyakan pasien memiliki prognosis baik, dengan sebagian kecil

dalam kondisi kritis bahkan meninggal[2]. Anamnesis terutama gambaran riwayat perjalanan atau riwayat kontak erat dengan kasus terkonfirmasi atau bekerja di fasyankes yang merawat pasien infeksi COVID-19 atau berada dalam satu rumah atau lingkungan dengan pasien terkonfirmasi COVID-19 disertai gejala klinis dan komorbid (Direktorat Jenderal Pencegahan dan Pengendalian Penyakit Kementerian Kesehatan RI, 2020). Pemeriksaan fisis paru didapatkan inspeksi dapat tidak simetris statis dan dinamis, fremitus raba mengeras, redup pada daerah konsolidasi, suara napas bronkovesikuler atau bronkial dan ronki kasar[2].

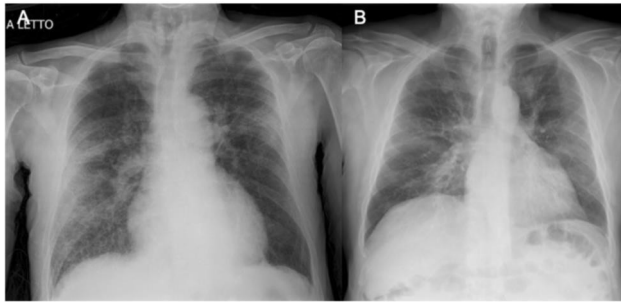
Pelaporan citra foto thorax untuk COVID-19 dapat diklasifikasikan menjadi[3]:

1. Normal : tidak terdapat gambaran COVID 19. Dapat dikorelasikan dengan RT-PCR apabila terdapat indikasi.
2. *Classic/ probable* COVID 19: terdapat opasitas multiple pada paru predominan pada lobus inferior dan perifer; cenderung lebih banyak bilateral daripada unilateral.
3. *Indeterminate for* COVID 19: tidak memenuhi gambaran *classic* COVID 19 ataupun nonCOVID 19.
4. *Non* COVID 19: terdapat gambaran seperti pneumothorax, pneumonia lobaris, efusi pleura, edema pulmonum, dan lain-lain

Penelitian[4] pada 234 pasien yang telah terkonfirmasi COVID 19 dengan RT PCR memperlihatkan kelainan pada foto thorax pada sebanyak 94,9 % pasien. Temuan tersebut meliputi *reticular-nodular opacities* (66,6%), *ground glass opacities* (GGO) (62,8%), serta konsolidasi (57,7%) dan nodul pada pulmo (23,5%). Gambaran GGO dan konsolidasi secara bersamaan pada foto thorax pasien yang sama ditemukan pada 35,5 % kasus. Sedangkan temuan lain yang tidak spesifik yaitu terdapat tanda-tanda congesti vascular (39,3%), cardiomegaly (29,9%), efusi pleura (16,6%), dan pneumothorax (2,4%). Distribusi lesi memperlihatkan lokasi terbanyak pada area perifer (57,7%) dan regio basal paru (58,5%). Kelainan lebih banyak ditemukan pada kedua paru/bilateral dibandingkan unilateral.

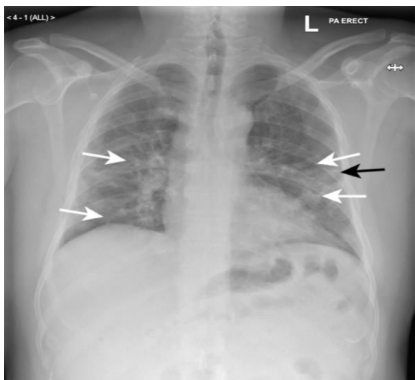


Gambar 1. Konsolidasi perifer pada pneumonia COVID-19 yang tampak konsolidasi subpleural bilateral [4].

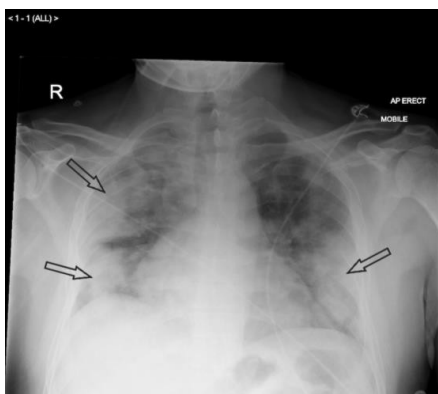


Gambar 2. Pneumonia COVID-19 dengan keterlibatan interstitial: penebalan reticular-nodular difus pada peri broncho-vascular dan ground glass opacity difus terutama pada regio perihilar dan subpleural paru bilateral[4].

Pada pneumonia COVID-19 terdapat peningkatan densitas pada paru atau opasitas paru yang dapat mengaburkan sebagian corakkan paru dan dapat menjadi gambaran *ground glass opacity/ground glass pattern*. Gambaran opasitas linear juga dapat dijumpai bersama dengan *ground glass opacity* dengan karakteristik perifer, coarse, garis putih horizontal, *bands* dan retikuler. Sedangkan konsolidasi pada pneumonia terutama pada kasus yang berat dapat tampak apabila opasitas pada paru telah menyebabkan hilangnya gambaran corakkan paru tersebut[5].



Gambar 3. Pneumonia COVID-19 dengan ground glass opacity [5].



Gambar 4. Pneumonia COVID-19 berat dengan konsolidasi perifer di kedua paru dan hilangnya corakkan paru pada aspek basal dan medial [5].

Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penggunaan *Wavelet* atau *Moment Invariant* sebagai metode ekstraksi fitur telah banyak dilakukan dan telah menunjukkan unjuk kerja yang baik yang ditunjukkan tingkat akurasi yang tinggi. Secara rinci rangkuman penelitian sebelum tersebut disajikan pada Tabel I. Berdasarkan penelitian sebelumnya

Berdasarkan penelitian-penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, dapat dilihat bahwa metode ekstraksi fitur DWT maupun *moment invariant* dapat bekerja dengan baik untuk pengklasifikasian citra radiografi. Oleh karena itu, dilakukan penelitian yang memadukan kedua metode ekstraksi fitur tersebut dengan harapan akurasi yang lebih dalam melakukan pengenalan COVID-19 yang dapat berguna sebagai aid-assist di bidang Kesehatan.

#### A. Discrete Wavelet Transform (DWT)

Transformasi *Wavelet* Secara umum yang dimaksud dengan Transformasi *Wavelet* adalah dekomposisi dari suatu sinyal dengan suatu fungsi  $\Psi_s, \tau(t)$  yang telah terdilatasi dan tertranslasi yang disebut sebagai *mother wavelet*. Dengan kata lain sinyal tersebut direpresentasikan sebagai jumlah dari kumpulan *dilated-version* dan *translated-vesion* fungsi induk *wavelet*. Kumpulan fungsi-fungsi tersebut didefinisikan pada persamaan (1)[6].

$$\psi_{s,t}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (1)$$

Di mana  $s$  merupakan parameter dilatasi ( $s \in \text{real}$ ) dan  $\tau$  merupakan parameter translasi ( $\tau \in \text{real}$ ). Parameter  $s$  menunjukkan lebar dari kurva *wavelet*, sehingga apabila nilai  $s$  diperbesar akan semakin lebarlah kurva *wavelet* dan apabila nilai  $s$  diperkecil maka kurva *wavelet* akan semakin kecil. Sedangkan parameter  $\tau$  menunjukkan lokalisasi dari kurva *wavelet* yang terpusat pada ruang  $t = \tau$ . Untuk data-data diskrit seperti citra, diperlukan DWT sehingga Persamaan (2) menjadi[6]:

$$\psi_{s,t}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - \tau); j, k \in Z \quad (2)$$

Variabel-variabel  $j$  dan  $k$  adalah *integer* yang menskalakan dan menggeser fungsi *mother wavelet* untuk menghasilkan jenis-jenis *wavelet* seperti Haar *wavelet*. Lebar *wavelet* ditunjukkan oleh skala  $s$  dan posisinya ditunjukkan oleh  $\tau$ . Transformasi *wavelet* diskrit bertujuan untuk mengurangi redudansi yang terjadi pada transformasi kontinu dengan cara mengambil nilai diskrit dari parameter  $s$  dan  $\tau$ . Fungsi *wavelet* pada persamaan (1) pertama kali dikenalkan oleh *Grossman dan Morlet*, sedangkan persamaan (2) oleh *Daubechies*. Pada fungsi *Grossman-Morlet*,  $s$  merupakan parameter dilatasi dan  $\tau$  merupakan parameter translasi. Sedangkan pada fungsi *Daubechies*, parameter dilatasi diberikan oleh  $2^j$  dan parameter translasi oleh  $\tau$ . Kedua fungsi  $\Psi$  dapat dipandang sebagai *mother wavelet*, dan harus memenuhi kondisi [6]:

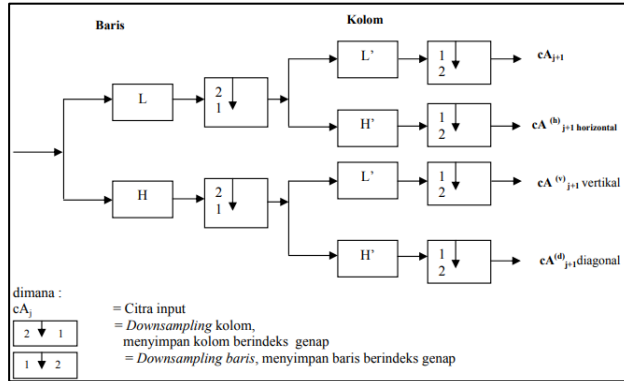
TABEL I. PENELITIAN TERKAIT EKSTRAKSI FITUR DENGAN DWT DAN *MOMENT INVARIANT*

No	Penulis	Judul	Keterangan	Akurasi
1	C.M. Naveen Kumar et al.	<i>Design and Implementation of an Efficient Level Set Segmentation and Classification for Brain MR Images</i> [7]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan terdiri dari citra MRI otak yang dikumpulkan dari berbagai rumah sakit</li> <li>- Hasil segmentasi gambar selanjutnya diproses dengan metode DWT dengan <i>filter</i> Daubechies (Db4), Symlets (sym4), dan Biorthogonal (bio3.7, bio 3.9 and bio4.4)</li> <li>- Klasifikasi dilakukan dengan metode BP-ANN</li> </ul>	94,8%
2	R. Arulmurugan, H. Anandakumar	<i>Early Detection of Lung Cancer Using Wavelet Feature Descriptor and Feed Forward Back Propagation Neural networks Classifier</i> [8]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan adalah 150 CT scan paru paru pasien yang terdiri dari 110 citra kanker dan 40 citra non-kanker</li> <li>- Ekstraksi fitur dilakukan dengan metode <i>wavelet</i> Daubechies (db1, db2, and db4)</li> <li>- Klasifikasi menggunakan BP-ANN</li> </ul>	92,61%
3	CMAK Zeelan Basha et al.	<i>An Effective and Reliable Computer Automated Technique for Bone Fracture Detection</i> [9]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan sejumlah 300 citra X-Ray patah tulang</li> <li>- Ekstraksi fitur menggunakan Haar <i>Wavelet Transform</i> dan <i>Scale-Invariant Feature Transform</i> lalu dilakukan K-means <i>clustering</i> berdasarkan metode “<i>Bags of Words</i>”</li> <li>- Klasifikasi dengan BP-ANN</li> </ul>	93,4%
4	Shradhananda Beura et al.	<i>Mammogram classification using two dimensional discrete wavelet transform and gray-level co-occurrence matrix for detection of breast cancer</i> [10]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Terdapat 2 skenario uji dengan data yang berbeda. Skenario uji 1 menggunakan MIAS database yang terdiri dari 322 citra dan skenario uji 2 menggunakan DDSM.yang terdiri dari 550 citra.</li> <li>- Ekstraksi fitur yang digunakan adalah <i>wavelet</i> Biorthogonal (bio4.4) dan GLCM</li> <li>- Klasifikasi menggunakan BP-ANN</li> <li>- Pengujian kelas dibagi menjadi 2, yaitu normal vs abnormal dan ganas vs jinak</li> </ul>	Normal vs abnormal = 98% (MIAS), 98,8% (DDSM) Ganas vs jinak = 94,2% (MIAS) 97,4% (DDSM)
5	Neha Rani, Sharda Vashisth	<i>Brain Tumor Detection and Classification with Feed Forward Back-Prop Neural network</i> [11]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan adalah 220 MRI Images pada otak dengan kelas normal dan abnormal Haar <i>Wavelet Transform</i> digunakan untuk <i>pre-processing</i> citra.</li> <li>- Setelah itu, dilakukan analisis statistic yaitu <i>mean, standard deviation, variance, entropy, connectivity, dan number of objects</i></li> <li>- Klasifikasi dilakukan dengan BP-ANN</li> </ul>	99,2%
6	Jin Hong, Zhi-Hai Lu	<i>Cerebral Microbleeds Detection via Discrete Wavelet Transform and Back Propagation Neural network</i> [12]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan sebanyak 137,676 citra MRI dengan 2 kelas, yaitu CMB (<i>Cerebral Microbleeding</i>) dan Non-CMB</li> <li>- Ekstraksi fitur dilakukan dengan metode Daubechies <i>Wavelet</i> (db3) dan PCA</li> <li>- Metode klasifikasi yang digunakan adalah BP-ANN</li> </ul>	88,43± 0,97%
7	Nasirudin, Agus Harjoko	Klasifikasi Berdasar Bentuk dengan Menggabungkan 2D <i>Moment Invariant</i> Dan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Daun Tanaman Anggrek[13]	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Data yang digunakan sebanyak 228 citra daun tanaman anggrek yang didapatkan secara <i>convenience sampling</i>.</li> <li>- Ekstraksi fitur yang digunakan adalah <i>Moment Invariant</i></li> <li>- Klasifikasi menggunakan BP-ANN</li> </ul>	91,71%

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (3)$$

Pada pengolahan citra, digunakan Transformasi *Wavelet* dua dimensi. Hal tersebut dikarenakan citra

merupakan bentuk sinyal dalam ruang dimensi dua. Di dalam proses dekomposisinya, DWT dua dimensi dilakukan dengan memproses baris dan kolom secara terpisah, yang dapat digambarkan sesuai pada Gambar 5 [14]:



Gambar 5. Proses Dekomposisi Sinyal[14]

Pada Gambar 5, proses dekomposisi di atas dapat dijelaskan bahwa proses Transformasi *Wavelet* dilakukan atas baris-baris dan kolom-kolom. Citra direpresentasikan sebagai sinyal dua dimensi yang dimasukkan ke dalam dua blok yaitu blok H yang merupakan filter pelolos rendah atau *Low Pass Filter* dan blok G yang merupakan filter pelolos tinggi atau *High Pass Filter*[14].

### B. Moment Invariant

*Moment Invariant* adalah fungsi non-linear yang *invariant* terhadap rotasi, *translasi* dan skala dalam *moment* geometri citra. *Moment invariant* mentransformasikan fungsi citra  $f(x,y)$  pada sistem diskrit dimana  $x$  adalah baris dan  $y$  adalah kolom[15].

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^H x^p y^q f(x, y) \quad (4)$$

di mana:

$m$  = *Moment* Citra;  $p, q$  = Orde *Moment*;  $f$  = Nilai intensitas warna citra;  $x, y$  = Koordinat piksel;  $H, W$  = Tinggi dan lebar citra.

Untuk memperoleh *moment invariant* terhadap rotasi, maka *moment* pusat diperoleh menggunakan Persamaan (5).

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^H (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (5)$$

*Moment* pusat yang terbentuk sensitif terhadap transformasi rotasi dan penskalaan. Maka dari itu, dilakukan normalisasi terhadap  $\mu_{pq}$  melalui Persamaan (6) dan (7).

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad (6)$$

$$\gamma = \left(\frac{p+q}{2}\right) + 1 \quad (7)$$

Berdasarkan normalisasi sebelumnya, dapat dihitung tujuh vektor *moment invariant* dengan Persamaan (8) sampai dengan Persamaan (14).

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (8)$$

$$\varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (9)$$

$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (10)$$

$$\varphi_4 = (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (11)$$

$$\varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} - \eta_{12})[(\eta_{30} - \eta_{12})^2 - \eta_{12}][(\eta_{30} - \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{12})(\eta_{21} - \eta_{03})^2 [3(\eta_{30} - \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] \quad (12)$$

$$\varphi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (13)$$

$$\varphi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) + \eta_{03}[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2] \quad (14)$$

## III. METODE EKSTRAKSI FITUR

### A. Alat dan bahan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra radiografi thorax [16] yang terdiri dari tiga kelas yaitu COVID-19, pneumonia, dan normal. Jumlah citra untuk setiap kelas sebanyak 1345 citra *thorax*. Gambar dari masing-masing kelas dalam format citra dengan resolusi 1024x1024 piksel.

Alat-alat yang digunakan dalam proses penelitian ini terbagi menjadi dua bagian, yaitu perangkat keras seperti Tabel II dan perangkat lunak seperti pada Tabel III.

TABEL II. SPESIFIKASI PERANGKAT KERAS

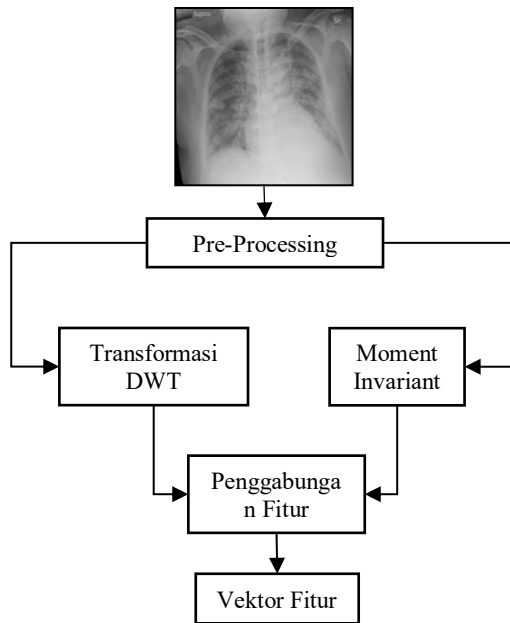
No.	Hardware	Spesifikasi
1	Prosesor	AMD A9-9420 Radeon R5, 5 Compute Cores 2C @ 3.00GHz x 3
2	GPU	Radeon R5
3	RAM	4 GB

TABEL III. PERANGKAT LUNAK YANG DIGUNAKAN

No.	Software	Spesifikasi
1	Operating System	Windows 10 64bit
2	Programming Language	Python 3.8.5
3	Microsoft Office	Office 2019
4	Text Editor	JupyterLab, Visual Studio Code

### B. Metode Ekstraksi Fitur

Secara sederhana proses ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan metode DWT dan *Moment Invariant* dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 6. Ekstraksi fitur terdiri atas beberapa proses yaitu *Pre-Processing*, transformasi DWT, perhitungan *moment invariant* dan penggabungan fitur.



Gambar 6. Blok Diagram Ekstraksi Fitur

C. Pre-processing

Pre-processing dilakukan dengan memperbaiki citra agar didapatkan hasil yang optimal. Tahap pre-processing yang dilakukan adalah grayscale, resize dan normalisasi.

a. Grayscale

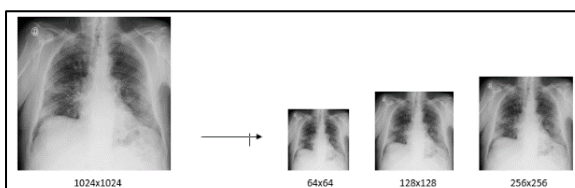
Grayscale adalah proses perubahan citra agar menjadi citra dengan warna keabuan. Grayscale memiliki kisaran corak monokromik (abu-abu), mulai dari hitam pada intensitas paling lemah hingga putih pada intensitas paling kuat. Pada penelitian ini, proses ini dibutuhkan untuk meringankan kerja sistem.

b. Resize

Resize adalah proses perubahan piksel citra. Pada proses ini, citra yang berukuran awal 1024x1024 piksel diubah menjadi ukuran 64x64, 128x128, dan 256x256 untuk mempermudah dan mempercepat proses komputasi dan melihat pengaruh size pada penelitian. Contoh proses resize dapat dilihat pada Gambar 7.

c. Normalisasi

Normalisasi adalah proses mengubah nilai menjadi 0 sampai 1. Hal ini dimaksudkan agar data tidak memiliki rentang yang terlalu jauh. Normalisasi dilakukan dengan memperkecil nilai tiap pikselnya dengan membagi masing-masing piksel dengan 255. Contoh proses normalisasi dapat dilihat pada Gambar 8.



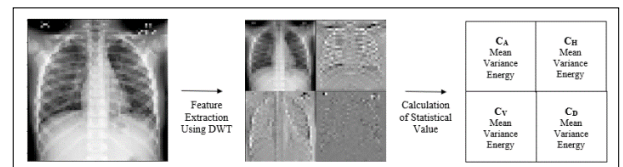
Gambar 7. Proses Resizing Citra[17]

100	16	122	→	0.392	0.063	0.478
32	56	213		0.125	0.219	0.835
79	14	26		0.310	0.055	0.102

Gambar 8. Contoh Proses Normalisasi

D. Transformasi DWT dan Moment Invariant

Citra yang dihasilkan dari tahap pre-processing selanjutnya akan masuk ke tahap ekstraksi ciri menggunakan metode DWT dan moment invariant. Filter yang digunakan pada DWT adalah wavelet Daubechies orde pertama (Haar). Langkah ini dilakukan dengan menggunakan library “PyWavelets” untuk mendapatkan komponen aproksimasi, horizontal, vertikal, dan diagonal yang akan digunakan sebagai input untuk menghitung nilai statistik. Nilai statistik yang dihitung adalah mean, varians, dan energi. Proses ekstraksi menggunakan metode DWT disajikan pada Gambar 9.



Gambar 9. Proses Transformasi DWT [17]

Selanjutnya komponen aproksimasi (C\_A) yang merupakan komponen yang paling mirip dengan citra asli akan diekstraksi menggunakan metode moment invariant. Proses ekstraksi menggunakan metode moment invariant disajikan pada Gambar 108.

	Approximation component.png
$\phi_1$	0.16276407596556242
$\phi_2$	0.026555625477610725
$\phi_3$	4.28057395545598e-05
$\phi_4$	0.0004818795427940936
$\phi_5$	-6.916438479932948e-08
$\phi_6$	3.6081291901626007e-06
$\phi_7$	1.6752194357134434e-08

Gambar 10. Proses perhitungan moment invariant[17].

E. Penggabungan Fitur

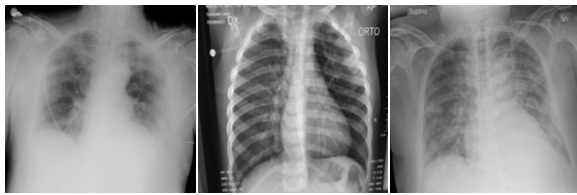
Penggabungan Fitur ini bertujuan untuk menyusun vektor hasil dari proses DWT dan moment invariant menjadi vektor fitur yang akan dianalisa tingkat keunikannya. Teknik penggabungan fitur ini menggunakan teknik concatenate. Dari satu buah image akan diekstrak sebanyak 18 elemen nilai yang merepresentasikan keunikan dari citra radiografi thorax yang berasosiasi dengan jenis normal, pneumonia, dan Covid-19.

IV. HASIL PENGUJIAN DAN DISKUSINYA

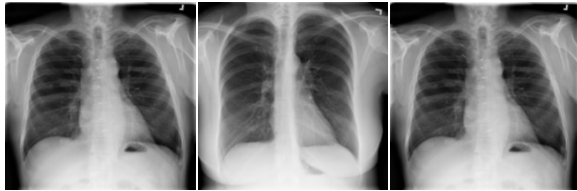
A. Sampel Data Uji

Untuk mengetahui keunikan vektor fitur, maka model ekstraksi fitur diuji menggunakan dataset yang dikumpulkan oleh tim peneliti dari Qatar University, Qatar dan University of Dhaka, Bangladesh dengan kolabolator mereka dari Pakistan dan Malaysia. Dataset terdiri berjumlah 15153 citra yang terdiri dari 3 kelas yaitu kelas

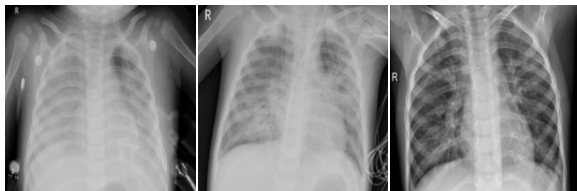
citra COVID-19 sebanyak 3616, normal sebanyak 10192, dan *pneumonia* sebanyak 1345. Contoh sampel dari ketiga kelas disajikan pada Gambar 11, 12, dan 13.



Gambar 11. Dataset Kelas COVID-19



Gambar 12. Dataset Kelas Normal



Gambar 13. Dataset Kelas Normal

**B. Parameter Pengujian**

Adapun parameter yang digunakan dalam pengujian ini adalah akurasi, *precision*, dan *recall* yang dihitung dari *confusion matrix*.

**1. Confusion Matrix**

*Confusion matrix* adalah metode yang digunakan untuk menguji model yang dihasilkan pada tahap *training*. Tabel IV merupakan *confusion matrix* dari penelitian ini.

TABEL IV. CONFUSION MATRIX

		Predicted Class		
		COVID-19	Normal	Pneumonia
Actual Class	COVID-19	True COVID-19	False Normal	False Pneumonia
	Normal	False COVID-19	True Normal	False Pneumonia
	Pneumonia	False COVID-19	False Normal	True Pneumonia

**2. Akurasi**

Perhitungan akurasi model dari kelas COVID-19 dapat dilakukan dengan Persamaan (15):

$$accuracy = \frac{(T_{COVID})+(T_{Pneu})+(T_{Normal})}{Total} \quad (15)$$

**3. Presisi**

Presisi (*precision*) adalah tingkat ketepatan model untuk memprediksi kelas yang sesuai dengan kelas

sebenarnya. Presisi berguna untuk menentukan dampak dari *false* COVID-19 (dalam kelas COVID-19), dimana model mendeteksi kelas lain sebagai kelas COVID-19, yang berarti Presisi -nya rendah. Perhitungan Presisi model untuk kelas COVID-19 dapat dilakukan dengan Persamaan (16).

$$precision = \frac{(T_{COVID})}{(T_{COVID})+(F_{COVID})} \quad (16)$$

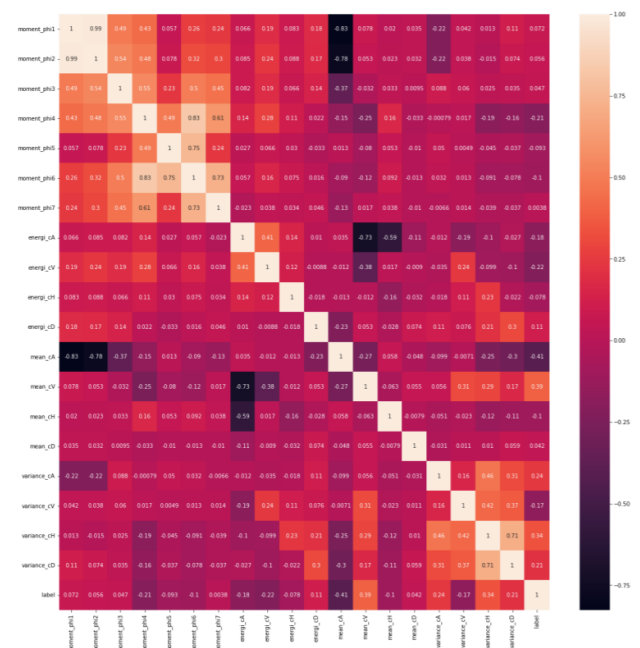
**4. Recall**

*Recall* adalah tingkat keberhasilan model dalam menemukan kembali suatu informasi. *Recall* berguna untuk menentukan dampak dari *false* normal dan *false pneumonia* pada *actual class* COVID-19, dimana model seharusnya mendeteksi *input* sebagai COVID-19 namun model melakukan kesalahan, yang berarti *recall* bernilai rendah. Hal ini berbahaya karena model yang dibangun sebagai seharusnya bisa mengklasifikasikan kelas COVID-19 dengan baik sehingga meminimalisir kesalahan yang menyebabkan kelas COVID-19 tidak terprediksi. Perhitungan *recall* model untuk kelas COVID-19 dapat dilakukan dengan Persamaan (17).

$$recall = \frac{(T_{COVID})}{(T_{COVID})+(F_{Pneu})+(F_{Normal})} \quad (17)$$

**C. Unjuk Kerja Fitur**

Untuk mengetahui apakah model fitur dapat digunakan untuk membeda ketiga kelas citra radiografi thorax: normal, pneumonia, dan Covid-19, maka akan dilakukan analisa covariance yang direpresentasikan pada Gambar 14.



Gambar 14. Peta korelasi antar 18 elemen fitur

Gambar 14 menunjukkan bahwa beberapa elemen fitur memiliki nilai korelasi yang tinggi yang berarti tidak semua fitur dapat digunakan untuk pengklasifikasian. Namun sebagai langkah awal akan diujikan fitur untuk klasifikasi tiga kelas citra masukkan dengan teknik klasifikasi kNN. Hasil akurasi yang diberikan adalah sebesar 82.74% yang menunjukkan bahwa kombinasi fitur wavelet dan *moment invariant* potensial untuk klasifikasi citra thorax.

Selanjutnya, fitur diujikan pada klasifikasi ANN generik dua *hidden layer* dengan masing-masing layer diset 64 neuron. Hasil pengujian memberikan nilai akurasi sebesar 86%, presisi sebesar 87% , dan *recall* sebesar 86%. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model dapat mengenali *true COVID-19* dengan baik dan mengurangi jumlah *false normal* dan *false pneumonia*. Performa *recall* sangat penting pada kasus ini dikarenakan risiko citra *actual COVID-19* diklasifikasi sebagai *false normal* atau *false pneumonia* lebih sedikit.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan diperoleh hasil yang memuaskan sehingga model ekstraksi fitur DWT dan *moment invariant* cukup baik digunakan untuk membedakan ketiga kategori dari citra radiografi *thorax* masukkan yaitu Normal, Pneumonia, dan Covid-19

#### V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan parameter unjuk kerja yang dinilai ternyata model fitur citra radiografi *thorax* berbasis *wavelet* dan *moment invariant* dapat digunakan sebagai ciri unik yang berasosiasi dengan tiga kategori: Normal, Pneumonia, dan Covid-19. Hal ini tunjukkan dengan nilai akurasi sebesar 82.7% pada teknik klasifikasi kNN dan akurasi, presisi, dan *recall* sebesar 86%, 87%, dan 86% secara berurutan dengan teknik klasifikasi ANN generik dua *hidden layer*. Hal ini menunjukkan bahwa model fitur usulan sangat potensial digunakan untuk mendiagnosis penyakit pneumonia dan covid-19.

Selanjutnya penelitian dapat diarahkan untuk mencari model klasifikasi yang terbaik untuk model fitur ini seperti SVM, Naïve Bayes, atau ANN dengan parameter yang lebih rinci.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Handayani, D. R. Hadi, F. Isbaniah, E. Burhan, and H. Agustin, "Corona Virus Disease 2019," *J. Respirologi Indones.*, vol. 40, no. 2, pp. 119–129, 2020.
- [2] World Health Organization, "Indonesia: WHO Coronavirus Disease (COVID-19) Dashboard | WHO Coronavirus Disease (COVID-19) Dashboard."
- [3] M. Roddie, "COVID-19: CXR reporting," 2020. [https://www.bir.org.uk/media/421273/covid\\_advice\\_sheet\\_2.pdf](https://www.bir.org.uk/media/421273/covid_advice_sheet_2.pdf).
- [4] D. Cozzi *et al.*, "Chest X-ray in new Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) infection: findings and correlation with clinical outcome," *Radiol. Med.*, p. 1, 2020.
- [5] J. Cleverley, J. Piper, and M. M. Jones, "The role of chest radiography in confirming covid-19 pneumonia.," *BMJ*, vol. 370, p. m2426, Jul. 2020, doi: 10.1136/bmj.m2426.
- [6] M. P. Harini, "Pengenalan Pola Wajah Manusia menggunakan Transformasi Wavelet dan LDA (Linear Discriminant Analysis)," Institut Teknologi Telkom, 2007.
- [7] C. M. N. Kumar, B. Ramesh, and J. Chandrika, "Design and Implementation of an Efficient Level Set Segmentation and Classification for Brain MR Images," in *Dash S., Bhaskar M., Panigrahi B., Das S. (eds) Artificial Intelligence and Evolutionary Computations in Engineering Systems. Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer, New Delhi, 2016, pp. 559–568.
- [8] R. Arulmurugan and H. Anandakumar, "Early Detection of Lung Cancer Using Wavelet Feature Descriptor and Feed Forward Back Propagation Neural Networks Classifier," in *Hemanth D., Smys S. (eds) Computational Vision and Bio Inspired Computing. Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics*, vol. 28, Springer, Cham, 2018, pp. 103–110.
- [9] C. Basha, T. Padmaja, and G. Balaji, "An Effective and Reliable Computer Automated Technique for Bone Fracture Detection," *EAI Endorsed Trans. Pervasive Heal. Technol.*, vol. 5, p. 162402, Jul. 2018, doi: 10.4108/eai.13-7-2018.162402.
- [10] S. Beura, B. Majhi, and R. Dash, "Mammogram classification using two dimensional discrete wavelet transform and gray-level co-occurrence matrix for detection of breast cancer," *Neurocomputing*, pp. 1–14, 2015, doi: 10.1016/j.neucom.2014.12.032.
- [11] N. Rani and S. Vashisth, "Brain Tumor Detection and Classification with Feed Forward Back-Prop Neural Network," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 146, no. 12, pp. 1–6, 2016, doi: 10.5120/ijca2016910738.
- [12] J. Hong and Z. Lu, "Cerebral Microbleeds Detection via Discrete Wavelet Transform and Back Propagation Neural Network," in *2nd International Conference on Social Science, Public Health and Education (SSPHE 2018)*, 2019, vol. 196, no. Ssphe 2018, pp. 228–232, doi: <https://dx.doi.org/10.2991/ssphe-18.2019.54>.
- [13] Nasirudin and A. Harjoko, "Klasifikasi Berdasar Bentuk dengan Menggabungkan 2D Moment Invariant Dan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Daun Tanaman Anggrek," *TEKNOMATIKA*, vol. 4, no. 2, pp. 31–48, May 2020.
- [14] H. T. Saksono, A. Rizal, and K. Usman, "Pendeteksian Kanker Paru-Paru Dengan Menggunakan Transformasi Wavelet Dan Metode Linear Discriminant Analysis," *Maj. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 9, 2010.



- [15] R. Yulianti, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Moment Invariant dan Support Vector Machine," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 91–98, 2019, doi: 10.29303/jcosine.v3i2.181.
- [16] T. Rahman *et al.*, "COVID-19 Chest Radiography Database," 2020. .
- [17] Ditha Nurcahya Avianty, I. G. P. S. Wijaya, F. Bimantoro, R. Lestari, and T. D. Cahyawati, "COVID-19 Prediction Based on DWT and Moment Invariant Features of Radiography Image Using the Artificial Neural Network Classifier," in *6th ORL-head & Neck Oncology Conference*, 2021.