

## Analisa Performa Algoritma C4.5 dalam Mendeteksi Tuberculosis pada Fitur GLCM Citra *Chest X-Ray*

Imam Junaedi<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> Program Studi Teknik Komputer Kontrol, Fakultas Teknik, Politeknik Negeri Madiun  
Jl. Serayu No.84, Pandean, Taman, Pandean, Kec. Taman, Kota Madiun  
<sup>1)</sup> imam.junaedi@pnm.ac.id

### Abstrak

Tuberculosis (TB) merupakan penyakit yang umumnya menyerang organ paru-paru. Indonesia memiliki permasalahan *underreporting* dan *underdiagnosis* kasus TB. Chest x-ray (CXR) merupakan salah satu sarana utama dalam pendeteksian TB pada paru-paru. CXR memiliki sensitifitas yang tinggi dalam mendeteksi abnormalitas paru-paru yang menjadi ciri-ciri penderita TB pada pasien yang tidak menunjukkan gejala TB. Pendeteksian TB pada CXR dapat dibantu dengan menggunakan *Computer Aided Diagnosis* (CAD) dan *machine learning*. Penelitian ini menganalisa performa algoritma C4.5 dalam mendeteksi TB pada fitur GLCM citra CXR. Algoritma C4.5 dalam mengklasifikasi TB pada CXR menggunakan GLCM diuji dengan menggunakan metode *cross-validation* pada *2-fold* hingga *5-fold*. Algoritma C4.5 pada penelitian pada uji *5-fold* memiliki performa tertinggi dengan akurasi sebesar 78,09%, sensitifitas sebesar 80,52% dan spesifisitas 75,62%. Algoritma C4.5 mampu mengenali citra berlabel TB lebih baik, hal ini dibuktikan dengan nilai sensitifitas yang lebih besar dibandingkan dengan nilai spesifisitas.

**Kata kunci:** *decision tree*, C4.5, CXR, GLCM, *machine learning*

### Abstract

*Tuberculosis (TB) is a disease that generally attacks the lungs. TB cases in Indonesia have issues of underreporting and underdiagnosis. Chest x-ray (CXR) is one of the main methods to detect TB in the lungs. CXR has high sensitivity in detecting lung abnormalities characteristic of TB sufferers in patients who are asymptomatic of TB. TB detection in CXR can be assisted using Computer Aided Diagnosis (CAD) and machine learning. This study analyzes C4.5 algorithm performance in detecting TB using GLCM feature of CXR images. The C4.5 algorithm in classifying TB in CXR images using the GLCM feature tested using the cross-validation method at 2-fold up to 5-fold. C4.5 algorithm in this case has the highest performance in the 5-fold test with 78.09% accuracy, 80.52% sensitivity and 75.62% specificity. Algorithm C4.5 is able to recognize images labeled with TB better and is proven by the sensitivity value being greater than the specificity value.*

**Keywords:** *decision tree*, C4.5, CXR, GLCM, *machine learning*

## 1. PENDAHULUAN

Tuberculosis (TB) adalah penyakit yang umumnya menyerang organ paru-paru [1]. TB merupakan penyakit yang beresiko menyebabkan kematian bila tidak ditangani dengan serius. Indonesia pada 2021 memiliki rata-rata kejadian 354 kasus untuk setiap 100.000 populasi [2]. Namun, jumlah kasus yang tercatat tersebut masih belum dapat mewakili kejadian TB di Indonesia yang sesungguhnya. Berdasarkan laporan dari WHO, pada 2021 terdapat kesenjangan global antara prediksi kejadian TB dan jumlah pasien baru yang terdiagnosa TB. Indonesia merupakan negara nomor dua yang menyumbang nilai kesenjangan tersebut [3]. Kesenjangan ini

disebabkan karena masih banyaknya *underreporting* dan *underdiagnosis* kasus TB. Hal ini menunjukkan bahwa banyak kasus TB di Indonesia yang masih belum terdeteksi dan dilaporkan, sehingga angka kasus TB yang sebenarnya dapat memiliki angka yang lebih besar. Untuk mengatasi kesenjangan tersebut diperlukan peningkatan usaha dalam pendeteksian TB.

*Chest x-ray* (CXR) merupakan salah satu sarana utama dalam pendeteksian TB pada paru-paru [4]. CXR memiliki sensitifitas yang tinggi dalam mendeteksi abnormalitas paru-paru yang menjadi ciri-ciri penderita TB pada pasien yang tidak menunjukkan gejala TB. Pendeteksian TB pada CXR dapat dibantu dengan menggunakan komputer. Sistem pendeteksian penyakit dengan bantuan komputer ini disebut dengan *Computer Aided Diagnosis* (CAD). Komputer mampu mengenali dan mengklasifikasi citra CXR menggunakan *metode machine learning*. Citra CXR diklasifikasikan menggunakan *machine learning* berdasarkan fitur statistik yang diekstraksi dari citra CXR.

*Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) adalah salah satu fitur statistik yang dapat diekstraksi dari citra CXR. Fitur GLCM pada citra CXR telah banyak digunakan untuk mendeteksi TB, salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Y. Agussationo, I. Soesanti, & W. Najib pada 2018 [6]. Pada penelitian tersebut, dilakukan klasifikasi terhadap citra CXR yang diperoleh dari 33 pasien dengan keluaran hasil klasifikasi berupa citra normal dan abnormal. Fitur GLCM pada penelitian tersebut mampu mengklasifikasi citra CXR dengan tingkat akurasi sebesar 96,96%. Penelitian lain juga telah dilakukan oleh I. Junaedi, E. Yudaningsyuh, dan R. Rahmadwati pada 2019 [7]. Pada penelitian yang dilakukan oleh I. Junaedi digunakan sebanyak 78 citra CXR. Hasil dari penelitian tersebut adalah sistem memiliki akurasi 100% dalam mendeteksi citra CXR normal, 98,72% dalam mendeteksi citra CXR dengan PTB (*primary tuberculosis*) dan 98,72% dalam mendeteksi citra CXR dengan STB (*secondary TB*).

Algoritma C4.5 digunakan dalam mengklasifikasi fitur GLCM yang diperoleh dari citra CXR pada penelitian ini. Algoritma C4.5 digunakan pada *machine learning* untuk mengklasifikasi data statistik. Penelitian ini akan menganalisa performa dari algoritma C4.5 dalam mendeteksi penyakit TB pada fitur GLCM citra CXR.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

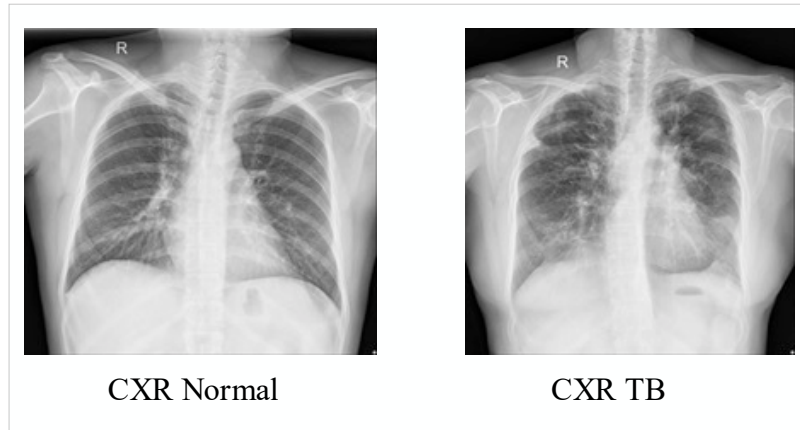
### 2.1 Tuberculosis (TB)

TB merupakan penyakit infeksius yang berpotensi sangat berbahaya yang umumnya menyerang paru-paru. *Mycobacterium Tuberculosis* merupakan bakteri penyebab TB. Bakteri *Mycobacterium Tuberculosis* memiliki sifat aerobik, sehingga bakteri ini berkembang biak dengan sangat baik di dalam organ paru-paru yang banyak mengandung oksigen. Bakteri ini menyebarkan penyakit TB melalui *droplet* saat penderita TB sedang batuk, bersin bahkan saat berbicara. Ukuran *droplet* ini sangat kecil yaitu berdiameter sekitar 1 hingga 5 micron. *Droplet* ini mampu bertahan di udara hingga beberapa jam, tergantung dari kondisi lingkungannya.

Gejala pasien yang mengidap TB berupa batuk berkepanjangan (hingga 2 minggu lebih), nyeri di dada, sesak nafas, demam, berkeringat saat malam, turunnya berat badan, hingga kelelahan. Gejala TB yang sifatnya sangat umum ini dapat menyebabkan *under-diagnosis* karena kemiripannya dengan gejala HIV tingkat lanjut. Untuk mengatasi *under-diagnosis*, TB dideteksi dengan menggunakan alat bantu berupa CXR.

### 2.2 CXR

CXR sejatinya adalah alat bantu diagnosa tambahan untuk TB. CXR digunakan untuk mendeteksi abnormalitas pada rongga dada pada umumnya dan tidak secara spesifik digunakan untuk mendeteksi TB. CXR direkomendasikan bagi *suspect* TB yang memiliki hasil uji dahak yang negatif. CXR merupakan alat diagnosa yang sangat bermanfaat untuk mendeteksi TB pada paru-paru ketika gejala TB yang muncul sangat minim atau ketika penyakit masih dalam tahap awal. Gambar 1 menunjukkan citra CXR pada paru-paru normal dan citra CXR pada paru-paru penderita TB.



Gambar 1. Citra CXR Normal dan TB

Pada beberapa studi, hasil pembacaan citra CXR oleh para ahli menunjukkan adanya kesalahan baca (*error-rate*) sekitar 20% yang mengakibatkan *under-reading* maupun *over-reading*. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, maka diagnosa TB dengan menggunakan CXR dapat dibantu dengan menggunakan *machine learning*. Citra CXR dapat diklasifikasikan menggunakan *machine learning* dengan menggunakan fitur-fitur yang ada pada citra tersebut. Salah satu fitur yang sering digunakan untuk mengklasifikasi citra CXR adalah GLCM.

### 2.3 GLCM

GLCM merupakan metode analisis tekstur statistik orde kedua. GLCM menggambarkan hubungan spasial antar piksel dan mendefinisikan seberapa sering kombinasi piksel hadir dalam gambar dalam arah dan jarak tertentu [8]. Fitur GLCM yang diekstraksi pada penelitian ini terdiri atas 12 fitur sebagai berikut:

- Kontras

Kontras adalah ukuran intensitas dari variasi level keabuan suatu piksel terhadap piksel didekatnya. Persamaan (1) merupakan persamaan untuk menghitung kontras dari sebuah citra, dimana matrix  $P[i, j]$  adalah matrix GLCM dengan nilai keabuan  $i$  dan  $j$ .

$$\text{kontras} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 = P[i, j] \quad (1)$$

- Korelasi

Korelasi adalah ukuran hubungan dari piksel referensi dengan piksel yang ada disekitarnya di dalam sebuah citra. Korelasi dihitung dengan menggunakan persamaan (2),  $\mu_x$  dan  $\mu_y$  merupakan notasi untuk mean sedangkan  $\sigma_x$  dan  $\sigma_y$  merupakan notasi untuk standar deviasi.

$$\text{korelasi} = \sum_i \sum_j \frac{ij P_a(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

- Energi

Energi adalah ukuran dari keseragaman lokal (*local uniformity*) tingkat keabuan. Pada citra polos, energi akan bernilai satu. Persamaannya ditunjukkan pada persamaan (3).

$$\text{energi} = \sum_i \sum_j P^2[i, j] \quad (3)$$

- Homogenitas

Homogenitas adalah nilai distribusi dari piksel matriks *co-occurrence* dengan arah diagonal. Homogenitas diperoleh dari persamaan (4).

$$\text{homogenitas} = \sum_i \sum_j \frac{P[i,j]}{1+|i-j|} \quad (4)$$

- *Mean*

*Mean* ( $\mu$ ) adalah nilai rerata dari piksel suatu citra. *Mean* diperoleh dari persamaan (5). Pada persamaan (5),  $p(i, j)$  merupakan nilai piksel pada titik  $(i, j)$  pada citra berukuran  $M \times N$ .

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (5)$$

- *Deviasi standar*

Deviasi standar ( $\sigma$ ) merupakan ukuran yang menggambarkan dispersi di area lokal. Deviasi standar diperoleh dengan menggunakan persamaan (6).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p(i, j) - \mu)^2} \quad (6)$$

- *Entropi*

Entropi adalah nilai keacakan distribusi level keabuan. Entropi diperoleh dengan menggunakan persamaan (7).

$$\text{entropi} = \sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \quad (7)$$

- *RMS*

RMS (*Root Mean Square*) merupakan kalkulasi RMS pada setiap garis atau kolom masukan sesuai dengan dimensi vektor masukan. RMS diperoleh dari persamaan (8), dimana  $I_{ij}$  adalah intensitas dari pada citra berukuran  $M \times N$  dan  $\bar{I}$  adalah intensitas rata-rata dari nilai piksel pada citra.

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{ij} - \bar{I})^2} \quad (8)$$

- *Variance*

*Variance* adalah akar kuadrat dari  $\sigma$ . *Variance* dinyatakan seperti pada persamaan (9).

$$\text{variance} = \sqrt{\sigma} \quad (9)$$

- *Smoothness*

*Smoothness* merupakan metode dalam memilih blok citra yang dengan nilai *noise* yang kecil. *Smoothness* diperoleh dengan menggunakan persamaan (10).

$$\text{Smoothness} = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2} \quad (10)$$

- *Kurtosis*

*Kurtosis* (K) adalah ukuran dari jangkauan distribusi normal. *Kurtosis* diperoleh dengan menggunakan persamaan (11).

$$K = \left\{ \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left[ \frac{p(i,j)-\mu}{\sigma} \right]^4 \right\} - 3 \quad (11)$$

- *Skewness*

*Skewness* (S) adalah derajat distribusi asimetris dari sebuah piksel. *Skewness* diperoleh dengan menggunakan persamaan (12).

$$S = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left( \frac{p(i,j)-\mu}{\sigma} \right)^3 \quad (12)$$

## 2.4 Algoritma C4.5

C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan dalam pembuatan pohon keputusan (*decision tree*). *Decision tree* adalah metode klasifikasi yang menggunakan struktur pohon sebagai representasi dari hasil klasifikasinya. Setiap atribut direpresentasikan dengan bentuk titik (*node*), nilai dari atribut direpresentasikan dalam bentuk ranting (*branch*), dan kelas (*class*) direpresentasikan dengan akar (*root*).

Langkah-langkah dalam pembuatan *decision tree* dengan algoritma C4.5 dimulai dengan mempersiapkan data latih. Data latih diperoleh dari data yang telah diklasifikasikan menjadi beberapa kelas. Langkah berikutnya adalah menghitung jumlah akar pada pohon. Atribut dengan gain tertinggi akan menjadi akar pertama. Entropi perlu dikalkulasi terlebih dahulu sebelum melakukan perhitungan gain. Entropi diperoleh dengan persamaan (13), sedangkan gain diperoleh menggunakan persamaan (14).

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} - p_i * \log_2 p_i \quad (13)$$

Keterangan:

S = himpunan kasus

n = jumlah partisi S

|S<sub>i</sub>| = Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| = Jumlah kasus dalam S

p<sub>i</sub> = proporsi dari S<sub>i</sub> terhadap S

$$Gain(S, A) = Entropi(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropi(S_i) \quad (14)$$

Keterangan:

A = atribut

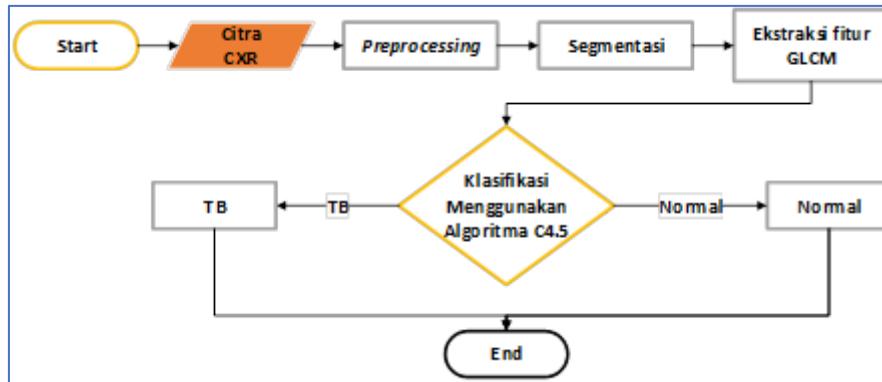
n = jumlah partisi atribut A

|S<sub>i</sub>| = Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| = Jumlah kasus dalam S

## 3. METODE PENELITIAN

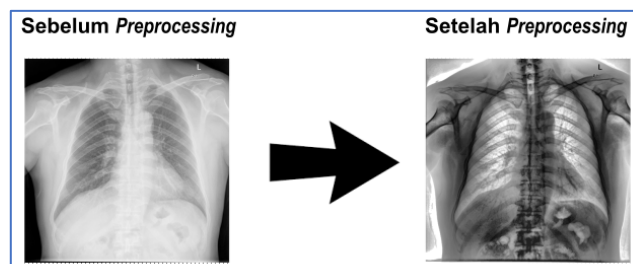
Metode yang digunakan dalam penelitian ini dimulai dengan *preprocessing*, dilanjutkan dengan segmentasi, lalu ekstraksi fitur, dan akhirnya klasifikasi. Penelitian ini menggunakan sebanyak 566 citra CXR berformat .png dari Shenzhen chest x-ray set[9]. Citra CXR yang digunakan meliputi 279 citra CXR berlabel normal dan 287 citra chestx-ray berlabel TB. Fitur citra CXR yang dioalah adalah GLCM dan diklasifikasi menggunakan algoritma C4.5. Blok diagram proses klasifikasi citra ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Blok diagram proses klasifikasi citra CXR

### 3.1 Preprocessing

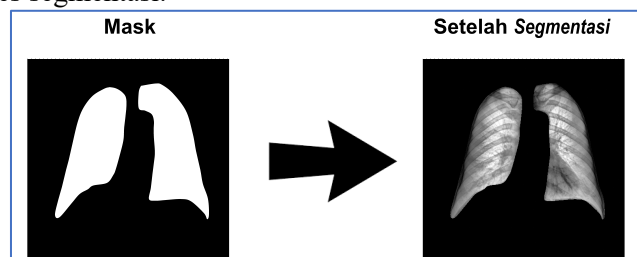
*Preprocessing* merupakan tahapan awal dalam proses pengolahan citra CXR. *Preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini meliputi pengurangan ukuran citra, mempertajam fitur citra yang akan diekstraksi, mengurangi noise pada citra. Citra CXR ukurannya dirubah menjadi 520 x 520 piksel. Fitur pada citra CXR dikuatkan dengan menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Filter yang digunakan untuk meredam noise pada citra adalah filter gaussian. Filter gaussian mempermudah deteksi tepi pada citra. Gambar 3 menunjukkan gambar CXR sebelum dan sesudah melalui *preprocessing*.



Gambar 3. CXR setelah melalui proses *preprocessing*

### 3.2 Segmentasi

Segmentasi adalah tahapan pemisahan *Region of Interest* (ROI) dari sebuah obyek dari gambar latarnya. Segmentasi pada CXR digunakan untuk memisahkan paru-paru dari CXR secara keseluruhan. Segmentasi citra CXR menggunakan *mask* yang telah dibuat sebelumnya. *Mask* pada penelitian ini diperoleh dari Shenzhen *chest x-ray set* [9]. Gambar 4 menunjukkan citra CXR setelah melalui proses segmentasi.



Gambar 4. CXR setelah melalui proses segmentasi

### 3.3 Ekstraksi Fitur

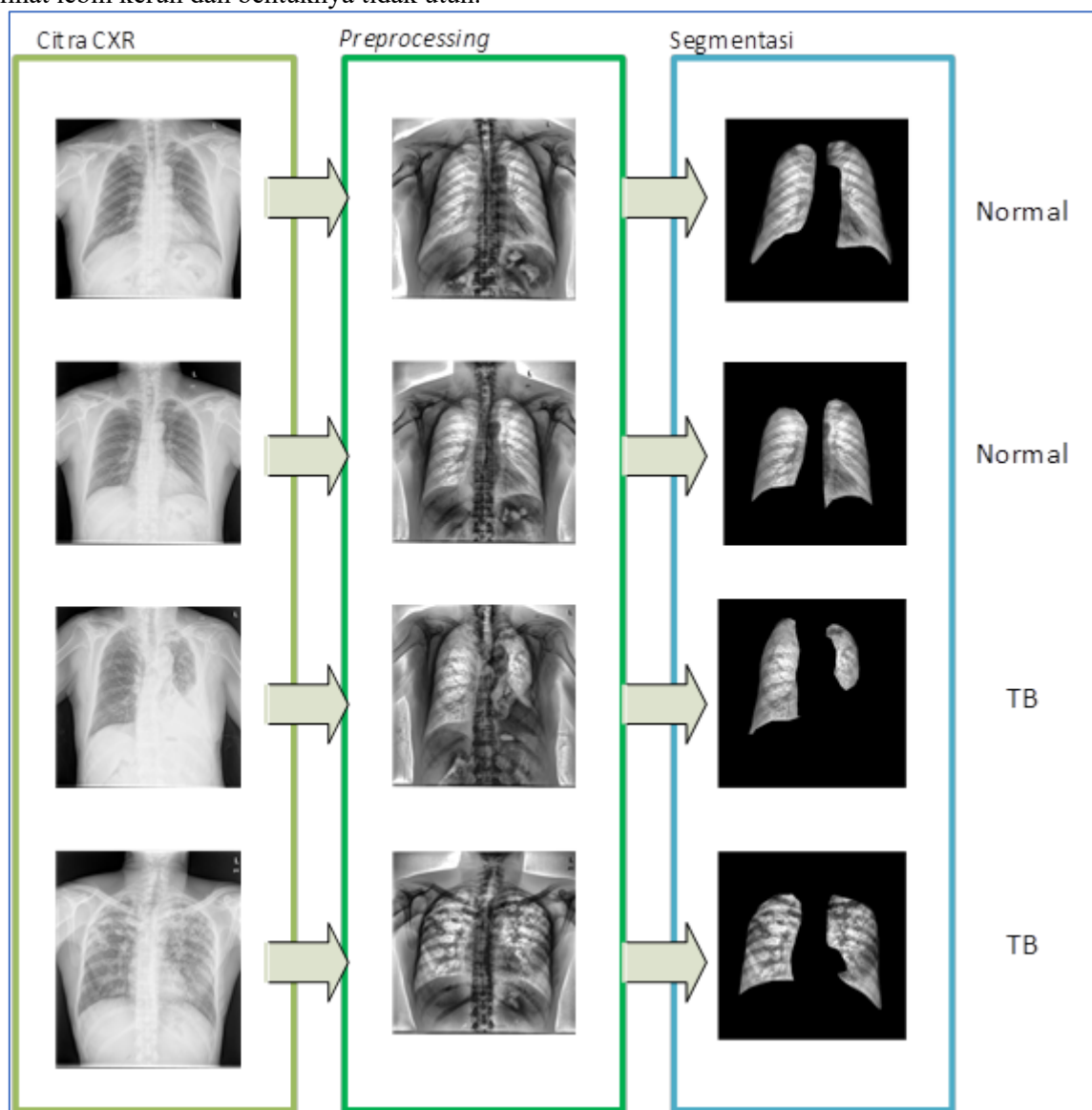
Fitur citra CXR yang diekstraksi pada penelitian ini adalah fitur GLCM. Fitur GLCM yang diekstraksi terdiri atas 12 fitur yaitu, kontras, correlation, energi, homogenitas, mean, deviasi standar, entropi, *root mean square* (RMS), variance, *smoothness*, kurtosis dan *skewness*.

### 3.4 Klasifikasi

Fitur GLCM yang telah diperoleh dari citra CXR selanjutnya diklasifikasikan dengan menggunakan algoritma C4.5. Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan dalam pembuatan pohon keputusan (*decision tree*).

## 4. PEMBAHASAN

CXR perlu diolah dengan *preprocessing*, dilanjutkan dengan segmentasi dan diakhiri dengan ekstraksi fitur sebelum diklasifikasikan menggunakan algoritma C4.5. *Preprocessing* dilakukan untuk mempertajam fitur pada citra CXR. Citra CXR yang telah dipertajam selanjutnya disegmentasi menggunakan *mask*. Segmentasi digunakan untuk memisahkan paru-paru dari citra lainnya pada CXR. Hasil dari tahapan tersebut ditunjukkan pada gambar 5. Hasil segmentasi pada citra CXR yang berlabel normal dan berlabel TB akan memiliki perbedaan. Citra CXR normal akan menunjukkan bidang paru-paru yang bersih, sedangkan pada citra CXR TB cenderung terlihat lebih keruh dan bentuknya tidak utuh.



Gambar 5. Hasil *preprocessing* dan segmentasi citra CXR

Citra CXR yang telah disegmentasi akan diekstraksi fitur GLCMnya. GLCM yang diekstraksi sejumlah 12 fitur. Sebagian hasil ekstraksi fitur ditunjukkan pada Tabel 1. Fitur yang telah berhasil

diekstraksi selanjutnya akan diklasifikasi menggunakan algoritma C4.5 Algoritma C4.5 diukur performansinya dengan aplikasi Weka 3.9 [10]. Metode validasi yang dipakai untuk pengukuran performansi algoritma C4.5 adalah *cross-validation*. Metode *cross-validation* yang digunakan adalah 2-fold hingga 5-fold. Uji *cross-validation* menunjukkan prosentase keberhasilan klasifikasi serta *confusion matrix*. Pada Gambar 6, pada uji 5-fold *cross-validation* diperoleh tingkat keberhasilan dalam melakukan klasifikasi adalah sebesar 78,0919%. Confusion matrix yang diperoleh pada 2-fold hingga 5-fold *cross-validation* ditunjukkan pada tabel 1.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      442          78.0919 %
Incorrectly Classified Instances    124          21.9081 %
Kappa statistic                    0.5622
Mean absolute error                 0.3319
Root mean squared error             0.4169
Relative absolute error             66.3862 %
Root relative squared error        83.3938 %
Total Number of Instances          566

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.749   0.186   0.805     0.749   0.776     0.564   0.780   0.749   TB
                0.814   0.251   0.759     0.814   0.785     0.564   0.780   0.725   normal
Weighted Avg.   0.781   0.218   0.783     0.781   0.781     0.564   0.780   0.737

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
215 72 | a = TB
 52 227 | b = normal
    
```

Gambar 6. Uji algoritma C4.5 dengan metode 5-fold *cross-validation*

Tabel 1. *Confusion matrix* pada uji 2-fold, 3-fold, 4-fold dan 5-fold *cross-validation*

Cross-validation	TP	FP	FN	TN
2-fold	204	83	50	229
3-fold	204	83	52	227
4-fold	217	70	57	222
5-fold	215	72	52	227

Parameter yang menunjukkan performa algoritma C4.5 dalam mengklasifikasi citra CXR yang diukur pada penelitian ini meliputi akurasi, sensitifitas dan spesifisitas. Variabel yang digunakan untuk perhitungan parameter performa kalkulasi diperoleh dari *confusion matrix*. Variabel tersebut meliputi TN (*true negative*), FN (*false negative*), TP (*true positive*) dan FP (*false positive*). TN merupakan jumlah hasil klasifikasi yang tepat pada kelas negatif. FN merupakan jumlah hasil klasifikasi yang tidak tepat pada kelas negatif. TP merupakan jumlah hasil klasifikasi yang tepat pada kelas positif, dan FN merupakan jumlah hasil klasifikasi yang salah pada kelas positif. Kelas positif pada penelitian ini adalah kelas citra CXR yang berlabel TB, sedangkan kelas negatif merupakan kelas citra CXR yang berlabel normal.

Akurasi merupakan ukuran seberapa tepat sistem mampu mengklasifikasikan data. Sensitifitas merupakan ukuran seberapa tepat sistem mampu mengenali kelas positif. Spesifisitas merupakan ukuran seberapa tepat sistem mampu mengenali kelas negatif. Akurasi, sensitifitas dan spesifisitas dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (15), (16) dan (17)

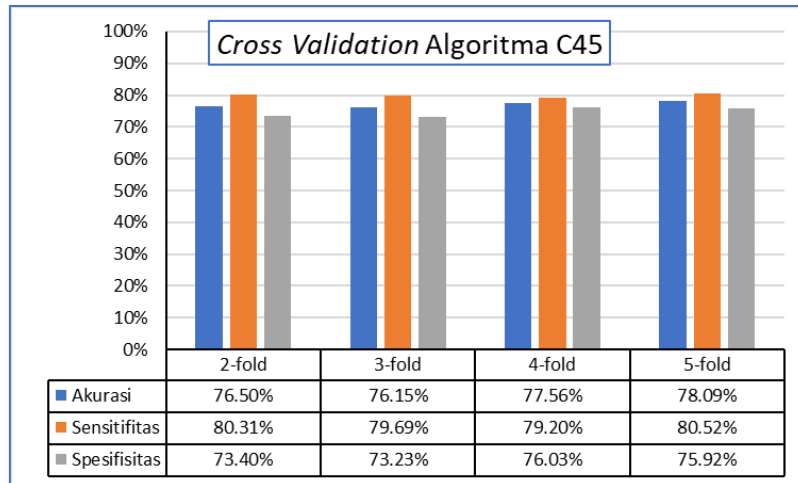
$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{15}$$

$$sensitifitas = \frac{TP}{TP+FN} \tag{16}$$



$$\text{spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \tag{17}$$

Hasil uji validasi performa algoritma C4.5 menggunakan metode *cross-validation* ditunjukkan pada Gambar 7. Hasil pengujian menunjukkan performa algoritma C4.5 tertinggi diperoleh saat pengujian *5-fold* yaitu dengan akurasi sebesar 78,09%, sensitifitas sebesar 80,52% dan spesifisitas 75,62%. Nilai sensitifitas yang lebih besar dari nilai spesifisitas menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu mengenali citra CXR berlabel TB dengan lebih baik dibandingkan dengan mengenali citra CXR berlabel normal.



Gambar 7. Hasil uji validasi performa algoritma C4.5 menggunakan metode *cross-validation*

## 5. KESIMPULAN

Algoritma C4.5 dalam mengklasifikasi TB pada citra CXR dengan menggunakan fitur GLCM telah berhasil diuji dengan menggunakan aplikasi Weka 3.8. Algoritma C4.5 pada penelitian ini memiliki performa tertinggi pada uji *5-fold cross validation* dengan akurasi sebesar 78,09%, sensitifitas sebesar 80,52% dan spesifisitas 75,62%. Algoritma C4.5 mampu mengenali citra berlabel TB lebih baik dibandingkan dengan citra berlabel normal, hal ini dibuktikan dengan nilai sensitifitas yang lebih besar dibandingkan dengan nilai spesifisitas.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Parvizi and G. K. Kim, Tuberculosis in High-yield orthopaedics, London: Elsevier Health Sciences, 2010, pp. 473–474.
- [2] “Tuberculosis profile: Indonesia,” TB profile. [Online]. Available: [https://worldhealthorg.shinyapps.io/tb\\_profiles/?\\_inputs\\_&entity\\_type=%22country%22&lan=%22EN%22&iso2=%22ID%22](https://worldhealthorg.shinyapps.io/tb_profiles/?_inputs_&entity_type=%22country%22&lan=%22EN%22&iso2=%22ID%22). [Accessed: 27-Jan-2023].
- [3] “Global tuberculosis report 2022,” World Health Organization. [Online]. Available: <https://www.who.int/teams/global-tuberculosis-programme/tb-reports/global-tuberculosis-report-2022>. [Accessed: 27-Jan-2023].
- [4] “Chest radiography in tuberculosis detection: Summary of current who recommendations and guidance on programmatic approaches,” World Health Organization, 14-Dec-2016. [Online]. Available: <https://www.who.int/publications-detail-redirect/9789241511506>. [Accessed: 27-Jan-2023].
- [5] P. K. Bhagat, P. Choudhary, and K. M. Singh, “A comparative study for brain tumor detection in MRI images using texture features,” Sensors for Health Monitoring, pp. 259–287, 2019.

- [6] Y. Agussationo, I. Soesanti, and W. Najib, "Klasifikasi citra X-ray diagnosis tuberkulosis berbasis FITUR statistis," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 2, no. 3, pp. 736–745, 2018.
- [7] I. Junaedi, E. Yudaningtyas, and R. Rahmadwati, "Tuberculosis detection in chest X-ray images using optimized gray level co-occurrence matrix features," 2019 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT), 2019.
- [8] P. K. Bhagat, P. Choudhary, and K. M. Singh, "A comparative study for brain tumor detection in MRI images using texture features," *Sensors for Health Monitoring*, pp. 259–287, 2019.
- [9] S. Jaeger, S. Candemir, S. Antani, Y.-X. J. WZ ang, P.-X. Lu, and G. Thoma, "Two public chest x-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases," *Quantitative imaging in medicine and surgery*, vol. 4, no. 6, p. 475, 2014
- [10] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Cambridge, MA: Morgan Kaufmann, 2016.

#### **Biodata Penulis**

**Imam Junaedi**, lahir di Malang, 25 September 1990. Menempuh jenjang pendidikan Sarjana di Jurusan Teknik Elektro Universitas Brawijaya dan dilanjutkan dengan jenjang Magister dengan keminatan Sistem Komunikasi dan Informatika, Jurusan Teknik Elektro Universitas Brawijaya.