

Deteksi Abnormalitas Tuberkulosis pada Citra X-Ray Dada dengan Skema Ekstraksi Fitur Secara Hierarkis

Salmaa Ceiba Abdillah

Dep. Ilmu Komputer dan Elektronika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Gadjah Mada
Sleman, Indonesia
NIM 23/521206/PA/22409

Ivan Zuhri R. Syahrial

Dep. Ilmu Komputer dan Elektronika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Gadjah Mada
Sleman, Indonesia
NIM 24/540342/PA/22939

Kenji Ratanaputra

Dep. Ilmu Komputer dan Elektronika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Gadjah Mada
Sleman, Indonesia
NIM 24/534421/PA/22664

Farsya Nabila Tori

Dep. Ilmu Komputer dan Elektronika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Gadjah Mada
Sleman, Indonesia
NIM 24/543855/PA/23113

Abstrak—Tuberkulosis (TBC) masih menjadi ancaman kesehatan global yang signifikan sehingga deteksi dini memegang peranan krusial dalam keberhasilan penanganan dan perawatan pasien. Penelitian ini mengusulkan sistem Computer-Aided Diagnosis (CAD) untuk mendeteksi TBC dari citra *rontgen* toraks (chest x-ray) menggunakan pendekatan ekstraksi fitur hierarkis dan klasifikasi *machine learning*.

Sistem yang diusulkan menerapkan *pipeline* pemrosesan citra yang komprehensif, dimulai dengan tahap prapemrosesan menggunakan Gaussian Filter dan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), yang dilanjutkan dengan segmentasi paru-paru menggunakan metode Inverted Otsu Thresholding dan operasi morfologi. Tiga jenis fitur diekstraksi dari Region of Interest (ROI) paru-paru, meliputi fitur bentuk geometris (*geometrical shape features*), fitur statistik orde pertama (*first order statistic*), dan fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM).

Pendekatan klasifikasi hierarkis diterapkan pada model Support Vector Machine (SVM) dan Gaussian Naive Bayes. Pada tahap pertama, klasifikasi awal dilakukan berbasis fitur bentuk, yang kemudian dilanjutkan ke tahap kedua untuk prediksi akhir menggunakan seluruh fitur yang telah diekstraksi.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model SVM mencapai tingkat akurasi antara 70% hingga 75%, sedangkan model Gaussian Naive Bayes berada pada kisaran 65%. Pendekatan hierarkis yang diusulkan terbukti memberikan peningkatan kinerja dibandingkan dengan pendekatan satu tahap (*single-stage*). Dengan demikian, sistem ini menawarkan solusi yang andal serta efektif secara biaya (*cost-effective*) sebagai alat skrining awal TBC, khususnya untuk wilayah dengan keterbatasan fasilitas medis.

Kata Kunci—Analisis Tekstur, Computer-Aided Diagnosis (CAD), Ekstraksi Fitur Hierarkis, Naive Bayes, Segmentasi Paru, Support Vector Machine (SVM), Tuberkulosis, X-Ray.

I. PENDAHULUAN

Tuberkulosis (TBC) merupakan salah satu penyakit menular yang sangat berbahaya. Hingga saat ini, TBC masih menjadi masalah di dunia kesehatan. Menurut World Health Organization (WHO), TBC merupakan salah satu penyebab utama kematian akibat penyakit menular [1]. Tingginya angka kasus TBC ini dipengaruhi oleh beberapa faktor utama, seperti keterlambatan dalam deteksi dini, keterbatasan tenaga medis, dan akses terhadap fasilitas kesehatan yang belum merata di berbagai daerah.

Di Indonesia sendiri, TBC memiliki jumlah kasus yang cukup tinggi setiap tahunnya. Indonesia menempati peringkat kedua di dunia untuk jumlah kasus TBC tertinggi setelah India. Pemerintah memperkirakan sekitar 1.090.000 kasus baru setiap tahun dan ribuan kematian terkait TBC terjadi setiap jamnya.

Deteksi dini TBC sangat penting. Salah satu metode pemeriksaan yang umum digunakan adalah foto *rontgen* dada (Chest X-Ray/CXR). Metode ini relatif terjangkau dan bersifat non-invasif. Namun, interpretasi citra *rontgen* sangat bergantung pada pengalaman dan ketelitian radiolog. Pada beberapa kasus, citra *rontgen* dapat menunjukkan pola yang samar atau mirip dengan penyakit paru lainnya, sehingga memungkinkan terjadinya kesalahan diagnosis.

Seiring berkembangnya teknologi, sistem berbasis komputer atau Computer-Aided Diagnosis (CAD) mulai banyak digunakan untuk membantu analisis citra medis. Penelitian ini akan berfokus pada perbandingan kinerja antara Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes (NB) dalam klasifikasi citra medis dengan skema ekstraksi fitur hierarkis.

A. Tujuan

Tujuan dari kegiatan ini adalah:

- 1) Mengembangkan rancangan program awal untuk menganalisis citra *rontgen* dada dalam mendeteksi TBC.
- 2) Mengimplementasikan dua metode pembelajaran mesin, yaitu SVM dan Naive Bayes.
- 3) Membandingkan performa kedua metode tersebut dalam hal akurasi dan efektivitas.

B. Manfaat

Manfaat yang diharapkan adalah memberikan hasil perbandingan metode sebagai referensi penelitian lanjutan, menjadi langkah awal pengembangan sistem bantu diagnosis yang lebih cepat dan murah, serta membantu mempercepat pengambilan keputusan medis.

II. LATAR BELAKANG

A. Dasar Teori Pengolahan Citra Medis

1) X-Ray Sebagai Modalitas Citra Diagnostik

Dalam lanskap pencitraan diagnostik medis yang terus berevolusi, radiografi X-ray mempertahankan peran yang vital dan unik, meskipun ia merupakan modalitas tertua yang berakar dari penemuan revolusioner Wilhelm Conrad Roentgen pada tahun 1895 [2]. Berdasarkan buku *Medical Imaging Systems: An Introductory Guide* (2018) [3], radiografi dideskripsikan sebagai proses menciptakan gambar proyeksi dua dimensi dengan mengukur seberapa banyak energi X-ray yang diserap saat melewati anatomi tubuh sebelum mencapai detektor. Kemampuannya ini memosisikannya sebagai teknik proyeksi visualisasi struktur internal mendasar dan menjadi rujukan awal sebelum digunakannya modalitas yang lebih kompleks, seperti Computed Tomography (CT) dan Magnetic Resonance Imaging (MRI), serta didukung oleh faktor praktis berupa kehematan biaya dan kemudahan akses (*readily accessible and cost-effective*), terbukti dengan lebih dari 50% dari jutaan pemeriksaan diagnostik di Inggris pada 2022 adalah X-ray [8].

2) Segmentasi Paru-Paru Berbasis Region of Interest (ROI)

Area aplikasi utama pencitraan X-ray adalah pemeriksaan fraktur dan perubahan sistem tulang. Dalam konteks pengolahan citra medis, radiografi dada berfungsi sebagai alat *screening* dan triage lini pertama yang krusial untuk penyakit paru-paru, seperti TBC. Ia mampu mengidentifikasi tanda khas penyakit ini, seperti konsolidasi, nodul, infiltrat, atau kavitas [1]. Namun, keberhasilan identifikasi anomali yang akurat sangat bergantung pada pemrosesan citra yang luas tersebut menjadi area fokus yang lebih terperinci.

Mengatasi tantangan citra proyeksi dua dimensi, salah satu langkah krusial pada metode yang dijalankan adalah segmentasi yang mengisolasi batas anatomi paru-paru dari struktur sekitar yang tidak relevan. Konsep segmentasi yang digunakan adalah *Region of Interest* (ROI) karena citra X-ray pada dasarnya adalah citra keabuan (*grayscale*) dengan kontras dan

resolusi yang terbatas. Sering kali batas antara paru-paru dan struktur sekitarnya, seperti tulang, kabur akibat superposisi [9]. Karena alasan ini, alih-alih mencoba mensegmentasi seluruh objek secara sempurna, lebih efektif untuk mendefinisikan ROI untuk berfokus pada intensitas piksel yang abnormal, seperti area konsolidasi yang lebih padat, yang secara signifikan dapat mempercepat akurasi deteksi anomali.

3) Ekstraksi Fitur Citra

Langkah krusial berikutnya dalam alur pengolahan citra medis adalah ekstraksi fitur, yaitu proses kuantifikasi piksel menjadi nilai-nilai numerik yang dapat dikategorikan menjadi bentuk, intensitas, dan tekstur [10]. Terdapat tiga kategori utama fitur yang digunakan:

- **Fitur bentuk (*shape*):** Berfokus pada atribut geometris anomali yang terdeteksi, seperti luas area, perimeter, atau kebundaran yang esensial untuk membedakan nodul terisolasi dari lesi konsolidasi yang bentuknya tidak teratur [10].
- **Fitur statistik (*statistical*):** Mendeskripsikan distribusi nilai intensitas piksel dalam ROI yang mencakup rata-rata, standar deviasi, dan *skewness* yang mencerminkan tingkat kepadatan lesi [10].
- **Fitur tekstur (*texture*):** Mengidentifikasi perubahan halus atau pola berulang dan hubungan spasial antarpiksel, seperti tekstur granular yang menjadi penanda TBC [10].

Dengan menggabungkan ketiga fitur tersebut, dihasilkan basis komprehensif untuk menentukan diagnosis akhir.

B. Tinjauan Pustaka

1) Kajian Literatur

Kajian ini merujuk pada tinjauan sistematis oleh Hansun et al. [4] yang menganalisis penggunaan *Computer Vision* dan *Artificial Intelligence* (AI) untuk mendeteksi TBC dari citra X-ray. Tinjauan tersebut mengonfirmasi bahwa model berbasis *Machine Learning* dan AI secara umum telah menunjukkan peningkatan performa yang signifikan, bahkan mampu melampaui kemampuan diagnostik radiolog manusia dalam beberapa kasus. Namun, studi ini menyoroti tiga tantangan utama, yaitu:

- 1) Kurangnya homogenitas dalam metodologi yang digunakan, seperti variasi teknik segmentasi dan ekstraksi fitur.
- 2) Kebutuhan akan dataset yang lebih besar dan bervariasi untuk validasi model yang kuat.
- 3) Masalah transparansi atau *explainability* model.

Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengembangan metodologi ekstraksi fitur kuantitatif dan terstandarisasi dari ROI yang jelas, guna menghasilkan basis diagnosis TBC berbasis citra yang lebih terinterpretasi.

2) Dasar-Dasar Metodologi

Dasar metodologi penelitian ini berakar pada kerangka kerja yang dikembangkan oleh Chandra et al. [5] yang mengusulkan skema Ekstraksi Fitur Hierarkis untuk deteksi anomali TBC

dari citra X-ray. Inti dari metode ini adalah meniru proses interpretasi yang dilakukan oleh radiolog ahli melalui kombinasi sistematis antara pemrosesan citra dan model pembelajaran *machine learning*. Kerangka kerja tersebut secara eksplisit melibatkan tahap segmentasi paru-paru untuk mengisolasi ROI diikuti dengan ekstraksi dan kombinasi fitur-fitur yang terstruktur dan berlapis. Fitur-fitur ini mencakup karakteristik bentuk, statistik, dan tekstur yang telah dibahas, kemudian diumpungkan ke model ML untuk klasifikasi. Pendekatan hierarkis dan terstruktur ini memberikan landasan metodologis yang kuat, memastikan bahwa proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dalam penelitian ini bersifat terukur, terinterpretasi, dan terbukti efektif untuk diagnosis berbasis citra *machine learning*.

III. METODOLOGI

A. Akuisisi Data

Pada proyek ini, dataset yang kami gunakan merupakan kumpulan data publik *Chest X-Ray* (CXR) untuk eksperimen dan validasi model. Pembagian data untuk pelatihan/validasi/tes atau penggunaan K-Fold Cross-Validation juga dicatat sesuai eksperimen yang akan kami laksanakan.

1) Dataset Shenzhen

Sumber utama kami menggunakan dataset populer, yaitu Shenzhen set [6], [7]. Dataset ini terdiri dari 662 CXR images (336 terdeteksi TBC dan 326 terdeteksi normal). Penggunaan dataset publik ini memudahkan dalam melakukan eksperimen dan juga perbandingan dengan studi lain.

B. Pemrosesan Awal

1) Noise Removal

Pada studi referensi, metode yang diterapkan adalah Guided Image Filter (kernel 3×3). Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mereduksi *noise* sambil mempertahankan tepi dan tekstur lokal. Hal ini penting untuk mempermudah dalam mengidentifikasi kerusakan akibat penyakit TBC. Secara matematis, output filter dinyatakan sebagai bentuk linier lokal $q_i = a_k I_i + b_k$ pada window lokal w_k dengan koefisien a_k & b_k diestimasi dari data lokal sehingga tepi tidak blur berlebihan.

Pada proyek ini, tahap *preprocessing* yang digunakan adalah Gaussian filter. Gaussian filter adalah filter linier yang melakukan konvolusi citra dengan kernel berbobot mengikuti fungsi Gaussian dua dimensi sehingga piksel yang lebih dekat ke pusat window mendapat bobot lebih besar dibanding yang jauh. Secara matematis, kernel Gaussian dinyatakan sebagai:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

dengan keterangan:

- x, y adalah koordinat relatif terhadap pusat kernel
- σ adalah deviasi standar yang mengontrol lebar sebaran Gaussian (*smoothing strength*)

Output citra terfilter pada posisi (i, j) yang diperoleh melalui operasi konvolusi berupa:

$$q(i, j) = \sum_{u=-k}^k \sum_{v=-k}^k G(u, v) I(i + u, j + v) \quad (2)$$

C. Segmentasi Citra

Pada segmentasi citra, kami menggunakan dua parameter pada modul segmentasi, seperti pada studi referensi, yakni

Sensitive Segmentation

Pada konfigurasi ini, jumlah iterasi pendaftaran non-rigid ditingkatkan sehingga proses registrasi menjadi lebih elastis dan hasilnya “menyatu” pada fitur berkontras tinggi, seperti ruang udara paru. Dengan menggunakan nilai ambang masker yang relatif tinggi, hanya piksel dengan kepercayaan tinggi pada *soft mask* yang dipertahankan sehingga segmen yang dihasilkan sangat sensitif terhadap perubahan bentuk rongga udara akibat lesi. Masker sensitif ini berguna untuk ekstraksi fitur bentuk dan geometri, seperti perimeter, *eccentricity*, area, *convexity* yang membantu mendeteksi deformasi batas paru yang diinduksi TBC.

Insensitive Segmentation

Pada konfigurasi ini jumlah iterasi pendaftaran dikurangi sehingga registrasi menjadi kurang elastis dan menghasilkan batas yang lebih konservatif yang mengikuti anatomi umum paru. Dengan nilai ambang masker yang lebih rendah, masker yang dihasilkan bersifat lebih inklusif karena memasukkan area udara normal sekaligus daerah konsolidasi atau abnormal yang berdekatan dengan paru. Masker inklusif ini cocok untuk ekstraksi fitur tekstur, seperti *First-Order Statistical Features* (FOSF) dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) pada beberapa orientasi, yang diperlukan untuk mendeteksi pola patologis yang tidak selalu mengubah batas anatomi secara jelas.

1) Thresholding

Mengacu pada studi referensi, segmentasi paru dilakukan dengan pendekatan pendaftaran non-rigid terhadap sekumpulan citra rujukan untuk membentuk *soft anatomical template* (*soft mask*). Konversi dari *soft mask* kontinu menjadi masker biner dilakukan dengan menerapkan ambang (*mask threshold*). Pendekatan ini memungkinkan pengendalian tingkat sensitivitas segmentasi: ambang tinggi mengekstrak area udara paru yang “bersih” (*air-cavity*), sedangkan ambang rendah menghasilkan batas paru yang lebih inklusif yang juga memasukkan area terkonsolidasi.

Kunci untuk menghasilkan dua jenis masker segmentasi dari setiap citra, sejalan dengan skema ekstraksi fitur hierarkis yang diusulkan. Pemilihan nilai ambang batas ini secara strategis mengontrol sensitivitas segmentasi untuk tujuan analisis yang berbeda:

- ***Sensitive Segmentation:*** Nilai ambang yang tinggi ini hanya akan mempertahankan piksel-piksel dengan kontras paling gelap, yang secara efektif mengisolasi area **rongga udara (*air cavity*)** dari struktur lainnya. Masker yang dihasilkan menjadi sangat fokus pada bentuk rongga

udara dan ideal untuk ekstraksi fitur berbasis bentuk (*shape features*).

- **Insensitive Segmentation:** Nilai ambang yang rendah menghasilkan model paru yang lebih umum dan inklusif. Masker ini tidak hanya mencakup rongga udara normal, tetapi juga area konsolidasi atau abnormal di sekitarnya sehingga membentuk **batas anatomi paru-paru** secara keseluruhan. Masker ini cocok untuk ekstraksi fitur statistik dan tekstur.

2) Operasi Morfologi

Setelah tahap thresholding, langkah selanjutnya adalah penyempurnaan mask biner paru-paru melalui serangkaian operasi morfologi. Tahap ini sangat krusial untuk member-sihkan *noise*, mengisi lubang (*holes*), dan menyatukan bagian-bagian terputus pada mask yang dihasilkan. Tujuan utamanya adalah untuk memastikan. Region of Interest (ROI), yaitu area paru-paru, terdefinisi dengan jelas dan akurat sebelum proses ekstraksi fitur dilakukan. Sesuai dengan pendekatan hierarkis yang diusulkan dalam penelitian ini, dua jenis segmentasi paru-paru yang berbeda diperlukan: segmentasi sensitif untuk mengekstrak fitur bentuk dan segmentasi insensitif untuk fitur statistik dan tekstur. Untuk mencapai kedua tujuan ini dari satu citra biner awal, operasi morfologi yang digunakan adalah Closing. Operasi Closing efektif dalam menutupi lubang dalam objek tanpa perlu mengubah bentuk dasarnya secara menyeluruh.

D. Ekstraksi Fitur

Pada proyek ini, proses ekstraksi fitur menggunakan tiga metode untuk mengekstrak bentuk, statistik, dan tekstur.

1) Fitur Geometris Berdasarkan Bentuk (*Shape-based Geometrical Features*)

Paru-paru yang terinfeksi atau mengalami perubahan patologi seperti konsolidasi, efusi pleura, dan *atelectasis* sering memperlihatkan perubahan geometri pada mask paru dibandingkan paru sehat. Misalnya pengurangan tinggi paru, asimetri kiri dan kanan, atau perubahan proporsi lebar terhadap tinggi di beberapa lokasi. Fitur bentuk (*shape features*) diekstraksi untuk menguantifikasi perubahan-perubahan ini secara numerik sehingga dapat melengkapi fitur intensitas dan tekstur (FOSF + GLCM) dalam proses klasifikasi atau deteksi TBC. Perhitungan fitur bentuk dilakukan pada mask paru kiri dan kanan yang dihasilkan dari tahap segmentasi sensitif (*air-cavity*). Makna dari fitur-fitur bentuk yang diekstrak adalah sebagai berikut.

- $h_l \leftarrow \text{height}(lm_k)$: tinggi (piksel) paru kiri, dihitung dari *bounding box* region secara vertikal.
- $h_r \leftarrow \text{height}(rm_k)$: tinggi (piksel) paru kanan.
- $h_{diff} = h_l - h_r$: selisih tinggi antara paru kiri dan kanan; ukuran asimetri vertikal.
- $R_i^l = w_i^l/h_l$: rasio lebar/tinggi untuk paru kiri pada lima garis *scan* vertikal yang dipilih secara sama jarak di dalam *bounding box* paru. Rasio ini menangkap perubahan proporsi di beberapa level paru (atas–tengah–bawah).

- $R_i^r = w_i^r/h_r$: rasio lebar/tinggi untuk paru kanan pada lima garis *scan* vertikal yang sama.
- $p_l \leftarrow \text{perimeter}(pm_k)$: perimeter mask paru kiri (pixel). Perimeter akan bertambah jika tepi mask menjadi lebih *ragged/irregular*.
- $p_r \leftarrow \text{perimeter}(rm_k)$: perimeter mask paru kanan.
- $e_l \leftarrow \text{eccentricity}(lm_k)$: *eccentricity* (keelangan) region paru kiri; nilai 0 berarti lingkaran sempurna, nilai mendekati 1 berarti region sangat memanjang.
- $e_r \leftarrow \text{eccentricity}(rm_k)$: *eccentricity* region paru kanan.

2) First-Order Statistical Features (FOSF)

Paru-paru yang sehat biasanya memiliki distribusi kecerahan yang cukup seragam, yaitu gelap karena berisi udara. Jika di paru-paru terdapat TBC, biasanya muncul bercak-bercak putih karena jaringan, cairan, atau lesi. Dengan menggunakan metode FOSF, fitur-fitur yang dapat diekstrak meliputi:

- Mean (rata-rata): rata-rata kecerahan paru-paru pada citra
- Varians: variasi tingkat kecerahan paru-paru
- Standar deviasi: ukuran penyimpangan nilai kecerahan terhadap rata-ratanya
- *Skewness*: kemiringan distribusi kecerahan, apakah condong ke gelap atau terang
- Kurtosis: menunjukkan seberapa runcing atau datar puncak distribusi kecerahan piksel
- Entropi: mengukur tingkat kompleksitas distribusi kecerahan
- *Smoothness*: mengukur seberapa halus perubahan intensitas piksel, apakah citra terlihat rata atau banyak variasi tajam
- *Uniformity*: mengukur seberapa merata distribusi intensitas piksel, semakin tinggi nilainya berarti citra makin seragam

3) Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Seperti yang disebutkan sebelumnya, pada paru-paru dengan TBC, muncul pola bercak-bercak putih yang menciptakan tekstur khas. Statistik sederhana, seperti mean dan varians tidak cukup untuk menangkap pola spasial antarpiksel. Misalnya, dua citra bisa punya rata-rata kecerahan sama, tapi teksturnya berbeda (satu halus, satu berbintik). Maka dari itu, perlu ditambahkan fitur yang bisa lebih merepresentasikan tekstur citra.

GLCM dapat menghitung seberapa sering pasangan piksel dengan tingkat keabuan tertentu muncul bersebelahan dalam arah tertentu. Dari matriks ini dapat diambil fitur tekstur yang mewakili kontras, keteraturan, dan kompleksitas pola. Dari studi referensi dalam Chandra (2020) [5], diambil 22 fitur statistik dari GLCM yang kemudian dihitung untuk 4 arah ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$).

Fitur-fitur GLCM yang diambil di studi referensi (total 17 fitur) adalah sebagai berikut.

- Entropy, Sum entropy, Difference entropy, Contrast
- Homogeneity I, Homogeneity II
- Correlation I, Correlation II
- Cluster Prominence, Cluster Shade, Sum of squares

- Maximum probability, Dissimilarity
- Information measure of correlation I, Information measure of correlation II
- Inverse difference normalized, Inverse difference moment normalized.

E. Klasifikasi Hierarkis

Dalam studi referensi, diterapkan metode klasifikasi secara hierarkis dengan fitur-fitur yang sudah diekstrak tidak langsung dimasukkan sekaligus dalam *classifier*. Hal ini disesuaikan dengan praktik dokter sesungguhnya, yaitu mulai dari melihat bentuk paru-paru untuk mengidentifikasi perubahan bentuk. Jika terdapat perubahan bentuk yang signifikan, maka dapat langsung dikategorikan sebagai paru-paru yang terinfeksi TBC. Jika tidak terlihat adanya perubahan bentuk yang signifikan, akan dilakukan pengecekan lanjutan, yaitu dengan mengidentifikasi tekstur paru-paru. Apabila ditemukan tekstur (bercak putih) pada paru-paru, maka paru-paru akan dikategorikan sebagai paru-paru yang terinfeksi TBC.

Terdapat dua tahap klasifikasi:

- 1) **Tahap 1:** hanya menggunakan fitur bentuk. Beberapa penyakit paru, seperti *pleural effusion* dan fibrosis, langsung mengubah bentuk paru. Sehingga jika bentuk paru sudah jelas abnormal, maka akan langsung dicurigai terinfeksi TBC.
- 2) **Tahap 2:** jika tahap 1 menyatakan paru-paru normal, dilakukan analisis lanjutan dengan memerhatikan fitur-fitur tekstur. Citra akan diproses dengan semua fitur lengkap (bentuk + FOSF + GLCM) untuk membantu mendeteksi kasus TBC yang tidak mengubah bentuk paru, tetapi muncul pola bercak/tekstur.

Dengan begitu, proses klasifikasi dapat mengurangi kompleksitas komputasi untuk kasus TBC yang mengakibatkan perubahan bentuk paru-paru, serta dapat meningkatkan akurasi klasifikasi.

F. Pemodelan

Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan antara dua model pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes (NB). Model SVM dipilih karena berdasarkan tinjauan pustaka simetris *Machine and Deep Learning for Tuberculosis Detection on Chest X-Rays* [4], model SVM paling banyak digunakan dalam tugas klasifikasi TBC dari citra X-ray dada, serta memiliki hasil akurasi paling tinggi. Sedangkan model Naive Bayes dipilih karena memiliki kompleksitas komputasi rendah sehingga dapat memaksimalkan efisiensi.

1) Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan data dari kelas berbeda dengan margin terbesar. SVM mencari garis (2D), bidang (3D), atau *hyperplane* (dimensi lebih tinggi) yang memisahkan kelas dengan jarak terjauh dari titik data terdekat di masing-masing kelas. Titik data terdekat yang menentukan margin disebut *support vectors*.

Secara matematis, SVM mencari *hyperplane* terbaik dengan rumus berikut:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (3)$$

Keterangan:

- w = vektor bobot
- x = vektor fitur input
- b = bias

Model ini bertujuan memaksimalkan margin antara dua kelas dengan kondisi:

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, \forall i \quad (4)$$

Keterangan:

- x_i = vektor fitur data ke- i
- $y_i \in \{-1, +1\}$ = label kelas
- w = vektor bobot *hyperplane*
- b = bias

Kondisi $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$ memastikan semua data terklasifikasi dengan benar dan margin terjaga.

Decision score dari SVM akan memberi ukuran berupa seberapa yakin model terhadap prediksi. Semakin jauh sebuah data point dari *hyperplane*, semakin tinggi tingkat *confidence level*, dan sebaliknya. Kemudian untuk mencari probabilitas sesungguhnya, akan digunakan *Platt Scaling* atau *Isotonic Regression*.

2) Naive Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menggunakan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen. Secara sederhana, model akan menghitung peluang suatu data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan frekuensi atau distribusi fitur dalam *training data* atau data latih.

Formula Teorema Bayes:

$$P(Kelas|Fitur) = \frac{P(Fitur|Kelas) \cdot P(Kelas)}{P(Fitur)} \quad (5)$$

Pada model Naive Bayes, semua fitur dianggap tidak saling memengaruhi. Walau di dunia nyata sering tidak benar, tetapi metode ini bisa cukup efektif dan relatif cepat. Meskipun demikian, asumsi independensi terkadang terlalu kuat, sehingga prediksi bisa menjadi kurang akurat jika fitur sangat bergantung satu sama lain.

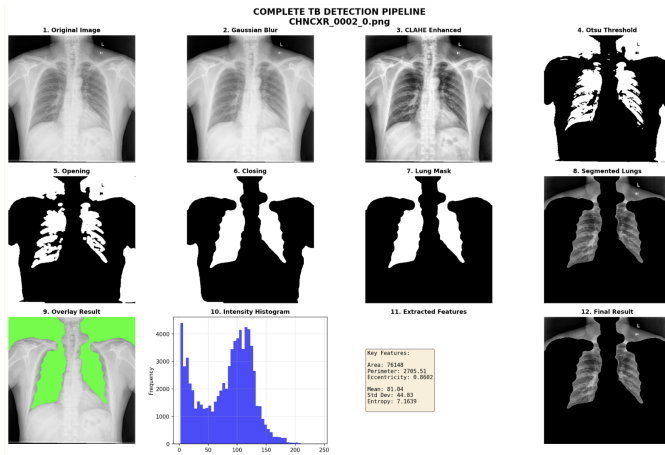
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Prapemrosesan dan Segmentasi

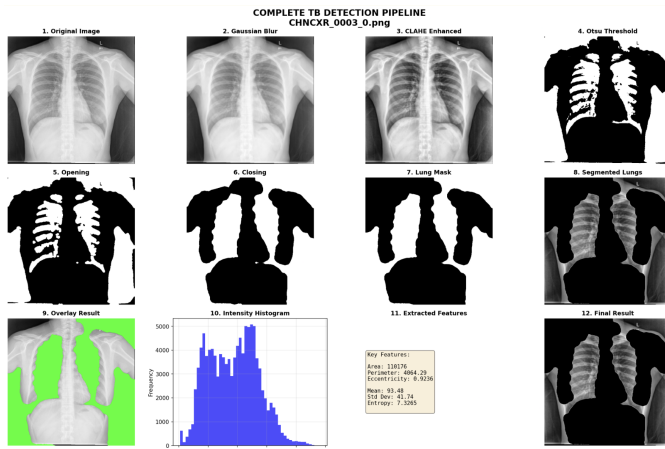
Tahap awal melibatkan perbaikan kualitas citra dan pemisahan area paru-paru. Penerapan *Gaussian Filter* dan CLAHE berhasil meningkatkan kontras lokal dan mereduksi *noise*, yang mempermudah proses *thresholding*. Namun, hasil segmentasi menunjukkan variabilitas kualitas.

Pada citra dengan kontras tinggi antara paru dan latar belakang, metode *Inverted Otsu Thresholding* yang diikuti operasi morfologi *Closing* berhasil mengisolasi area paru dengan baik. Namun, pada beberapa kasus, masker segmentasi

yang dihasilkan kurang akurat (memotong sebagian paru atau memasukkan area tulang selangka), seperti yang terlihat pada hasil visualisasi masker yang kurang baik. Ketidaktepatan segmentasi ini berpengaruh pada ekstraksi fitur bentuk dan tekstur selanjutnya.



(a)



(b)

Gambar 1. Visualisasi *pipeline*. (a) Hasil segmentasi citra optimal (*mask* rapi). (b) Hasil segmentasi tidak sempurna (*mask* kurang baik).

B. Hasil Ekstraksi Fitur

Sistem mengekstraksi total 21 fitur pada tahap kedua (hierarki level 2), yang terdiri dari fitur bentuk (*shape*), statistik orde pertama (FOSF), dan tekstur (GLCM).

- **Fitur Bentuk:** Meliputi luas (*area*), keliling (*perimeter*), dan *eccentricity*. Contoh hasil ekstraksi menunjukkan nilai *eccentricity* sebesar 0.8662 untuk citra normal dan 0.9236 untuk citra dengan masker yang kurang sempurna.
- **Fitur Tekstur dan Statistik:** Histogram intensitas menunjukkan distribusi piksel yang berbeda antara area paru normal (cenderung seragam gelap) dan area abnormal (terdapat bercak putih/konsolidasi).

C. Evaluasi Kinerja Klasifikasi

Perbandingan kinerja antara model *Support Vector Machine* (SVM) dan *Gaussian Naive Bayes* (NB) dilakukan menggunakan skema hierarkis dua tahap (terlihat pada tabel 1).

1) Kinerja Support Vector Machine (SVM)

Model SVM menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan Naive Bayes. Berdasarkan pengujian pada data uji, SVM mencapai akurasi keseluruhan sebesar 75.94%. Detail metrik evaluasi untuk SVM adalah sebagai berikut:

- **Akurasi:** 76%
- **Recall (Kelas TBC):** 0.90 (Sangat tinggi, menunjukkan kemampuan baik dalam mendeteksi kasus positif).
- **Precision (Kelas TBC):** 0.71
- **F1-Score:** 0.79 untuk kelas TBC dan 0.71 untuk kelas Normal.

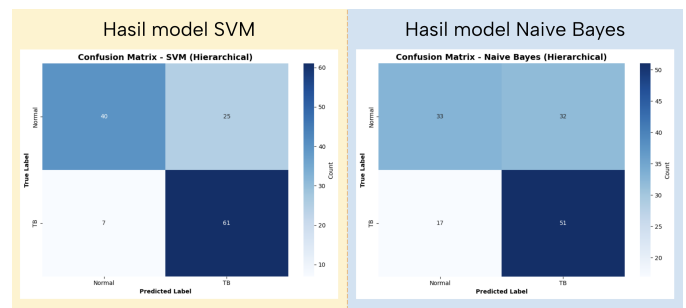
Berdasarkan *Confusion Matrix* SVM, model berhasil memprediksi dengan benar 61 data TBC dan 40 data Normal. Namun, terdapat 25 data Normal yang salah diklasifikasikan sebagai TBC (*False Positive*), dan 7 data TBC yang tidak terdeteksi (*False Negative*).

2) Kinerja Naive Bayes (NB)

Model Naive Bayes menghasilkan kinerja yang lebih rendah dengan akurasi 63.16%. Metrik evaluasi menunjukkan:

- **Akurasi:** 63%
- **Recall (Kelas TBC):** 0.75.
- **Precision (Kelas TBC):** 0.61.
- **F1-Score:** 0.68 untuk kelas TBC dan 0.57 untuk kelas Normal.

Confusion Matrix Naive Bayes menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi, dengan 32 data Normal salah diprediksi sebagai TBC dan 17 data TBC gagal dideteksi.



Gambar 2. Perbandingan *Confusion Matrix*. (Kiri) Hasil klasifikasi SVM menunjukkan akurasi prediksi kelas TBC yang lebih tinggi. (Kanan) Hasil klasifikasi Naive Bayes menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih besar.

D. Analisis dan Diskusi

Hasil eksperimen mengonfirmasi bahwa pendekatan hierarkis dengan SVM lebih efektif dibandingkan Naive Bayes dalam kasus ini. SVM memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik pada ruang fitur dimensi tinggi (21 fitur gabungan). Tingginya nilai *Recall* pada SVM (0.90) sangat krusial untuk aplikasi medis karena meminimalkan *False Negative* (pasien sakit yang didiagnosis sehat) adalah prioritas utama.

Tabel 1
Perbandingan Kinerja Klasifikasi Antara Metode SVM dan Naive Bayes

Metode	Performance measures				Akurasi Total (%)
	Precision (%)	Recall (%)	F ₁ -measure (%)	Error rate (%)	
SVM (Hierarchical)	71.00	90.00	79.00	24.06	75.94
Naive Bayes (Hierarchical)	61.00	75.00	68.00	36.84	63.16

Nilai Precision, Recall, dan F1-measure diambil berdasarkan performa terhadap Kelas TBC (Abnormal). Error rate dihitung dari (100% - Akurasi).

Namun, akurasi keseluruhan (75.94%) masih berada di bawah hasil penelitian referensi yang mencapai di atas 90%. Analisis kesalahan menunjukkan dua faktor utama penyebab hal ini:

- 1) **Masalah Segmentasi:** Seperti yang diamati pada visualisasi hasil, segmentasi yang tidak sempurna menyebabkan fitur bentuk (*shape*) menjadi tidak akurat dan fitur tekstur tercemar oleh piksel dari tulang atau latar belakang. Ini menjelaskan tingginya angka *False Positive* (25 kasus pada SVM), di mana tekstur tulang atau *noise* dianggap sebagai lesi TBC.
- 2) **Keterbatasan Naive Bayes:** Asumsi independensi fitur pada Naive Bayes tidak terpenuhi dengan baik karena adanya korelasi antara fitur bentuk dan tekstur GLCM sehingga performanya jauh di bawah SVM.

Secara keseluruhan, sistem membuktikan bahwa fitur bentuk dan tekstur dapat digunakan untuk deteksi TBC. Namun, perbaikan pada tahap segmentasi paru sangat diperlukan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) untuk deteksi TBC dari citra *rontgen* toraks menggunakan pendekatan ekstraksi fitur hierarkis dan klasifikasi *machine learning*. Sistem menerapkan *pipeline* komprehensif yang mencakup prapemrosesan dengan Gaussian Filter dan CLAHE, segmentasi paru-paru menggunakan Otsu Thresholding, serta ekstraksi tiga jenis fitur (bentuk geometris, statistik menggunakan FOSF, dan tekstur menggunakan GLCM). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) mencapai kinerja yang lebih baik dengan akurasi 75.94% dan recall 90%, jauh melampaui performa Gaussian Naive Bayes yang hanya mencapai akurasi 63.16%. Tingginya nilai *recall* pada SVM sangat krusial dalam konteks medis karena meminimalkan risiko *False Negative*, yaitu pasien sakit yang tidak terdeteksi.

Pendekatan klasifikasi hierarkis dua tahap yang diusulkan terbukti memberikan peningkatan kinerja dibandingkan metode satu tahap, dengan meniru proses interpretasi radiolog yang dimulai dari analisis bentuk paru-paru sebelum memeriksa tekstur secara detail. Meskipun demikian, sistem masih menghadapi keterbatasan utama pada kualitas segmentasi yang bervariasi, terutama pada citra dengan kontras rendah, yang menyebabkan akurasi keseluruhan (75.94%) masih berada di bawah studi referensi. Secara keseluruhan,

sistem ini menawarkan solusi yang andal dan *cost-effective* sebagai alat skrining awal TBC, khususnya untuk wilayah dengan keterbatasan fasilitas medis, meskipun perbaikan pada tahap segmentasi paru-paru masih sangat diperlukan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi di penelitian selanjutnya.

REFERENSI

- [1] World Health Organization. "WHO consolidated guidelines on tuberculosis. Module 2: Screening systematic screening for tuberculosis disease." ISBN 978-92-4-002267-6, 2021.
- [2] A. Taylor, "Illuminating health: The evolution and significance of X-ray imaging," *Imaging Med.*, vol. 15, no. 6, pp. 133-134, 2023.
- [3] A. Maier et al., "X-ray imaging," in *Medical imaging systems: An introductory guide*, Springer, 2018, pp. 165-186.
- [4] S. Hansun et al., "Machine and deep learning for tuberculosis detection on chest X-rays: Systematic literature review," *JMIR*, vol. 25, e43154, 2023.
- [5] T. B. Chandra et al., "Automatic detection of tuberculosis related abnormalities in Chest X-ray images using hierarchical feature extraction scheme," *Expert Systems with Applications*, vol. 158, 113514, 2020.
- [6] S. Candemir et al., "Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with non-rigid registration," *IEEE TMI*, vol. 33, no. 2, pp. 577-590, 2014.
- [7] S. Jaeger et al., "Two public chest X-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases," *Quant. Imaging Med. Surg.*, vol. 4, no. 6, pp. 475-477, 2014.
- [8] I. U. Haq et al., "Advancements in medical radiology through multi-modal machine learning," *Bioengineering*, vol. 12, no. 5, p. 477, 2025.
- [9] K. Doi, "Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential," *Comp. Med. Imag. and Graph.*, vol. 31, pp. 198-211, 2007.
- [10] V. Kumar et al., "Radiomics: The process and the challenges," *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 30, no. 9, pp. 1234-1248, 2012.