

Deteksi TB Dari Citra X-Ray Menggunakan Teknik Analisis Citra Digital

Ali Imron

Departemen Ilmu Komputer dan
Elektronika

Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam

Universitas Gadjah Mada
Yogyakarta, Indonesia

aliimronfilayatyaqih@mail.ugm.ac.id

Dwi Gusna

Departemen Ilmu Komputer dan
Elektronika

Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam

Universitas Gadjah Mada
Yogyakarta, Indonesia

dwigusna@mail.ugm.ac.id

Sapto Nugroho

Departemen Ilmu Komputer dan
Elektronika

Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam

Universitas Gadjah Mada
Yogyakarta, Indonesia

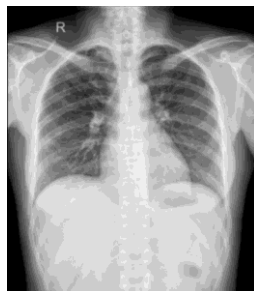
sapto.nugroho@mail.ugm.ac.id

Abstrak— Radiografi dada (CXR) merupakan alat penting dalam diagnosis Tuberkulosis (TB), namun interpretasinya membutuhkan keahlian dan ketersediaan tenaga terlatih. Untuk meningkatkan efisiensi, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi TB berbasis Pengolahan Citra Digital (DIP). Metodologi yang digunakan mengikuti alur proses ESFERM (*Enhancement, Segmentation, Feature Extraction and Representation, dan Matching*). Indikator lesi TB yang dianalisis pada citra CXR meliputi infiltrat, konsolidasi, kavitas, efusi pleura, fibrosis, dan kalsifikasi. Hasil citra diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk membedakan antara citra normal dan positif TB. Dihasilkan tiga model dengan pendekatan pengolahan citra dan proses pengambilan fitur yang berbeda. Perbedaan ini bertujuan untuk membandingkan teknik segmentasi dan fitur yang paling berdampak. Menggunakan dataset "Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database", hasil pengujian menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 96,78% (Model 2). Akurasi sistem perlu divalidasi klinis lebih lanjut.

Kata kunci— *pengolahan citra digital, radiografi dada, deteksi tuberkulosis, ESFERM, ekstraksi fitur, support vector machine (SVM), analisis citra medis*

I. PENDAHULUAN

Radiografi dada (Chest X-Ray/CXR) merupakan salah satu alat skrining yang paling umum digunakan dalam diagnosis tuberkulosis (TB) karena sifatnya yang cepat, relatif murah, dan mampu menampilkan indikasi visual kelainan paru. Namun, interpretasi CXR sangat bergantung pada keahlian radiolog, ketersediaan tenaga kesehatan terlatih, serta adanya variasi subjektivitas antarpembaca. Tantangan ini semakin besar di wilayah dengan sumber daya terbatas, yang umumnya juga memiliki beban TB tinggi. Untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi skrining, WHO pada tahun 2021 merekomendasikan penggunaan *Computer-Aided Detection* (CAD) sebagai pembaca otomatis pengganti manusia untuk analisis CXR digital pada individu berusia di atas 15 tahun [1].



Gambar 1. Citra X-ray Paru

Foto rontgen dada (CXR atau radiografi dada) merupakan alat penting dalam jalur diagnosis TB, tetapi keterbatasan jumlah radiolog atau tenaga kesehatan yang mampu menafsirkan CXR, serta terbatasnya infrastruktur fasilitas CXR, menjadi tantangan di daerah dengan sumber daya terbatas, yang umum terjadi di wilayah dengan beban TB tinggi [2]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa pendekatan CAD dapat memberikan hasil diagnosis mendekati radiolog, dengan efisiensi waktu yang lebih baik dan variasi pembacaan yang lebih rendah. Salah satu penelitian menunjukkan bahwa ekstraksi fitur tekstur dan bentuk pada CXR, dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine* (SVM), dapat memberikan performa deteksi yang kompetitif [3], [4].

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi TB berbasis DIP yang terdiri atas tahapan disebut ESFERM, yaitu *Enhancement* (Prapemrosesan), *Segmentation* (Segmentasi), *Feature Extraction* (Ekstraksi Fitur) and *Representation*, dan *Matching*. Alur proses ini memberikan struktur analisis yang sistematis dan interpretatif. Hasil citra dari proses ESFERM kemudian dilakukan klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM). Aspek fitur pada citra CXR memuat beberapa fitur dengan karakteristik unik yang dapat dijadikan indikator deteksi paru-paru TB. Fitur yang dimaksud sebagai berikut :

• Infiltrat dan konsolidasi

Infiltrat dan konsolidasi adalah area opasitas (buram atau putih) yang mencerminkan penumpukan cairan atau sel inflamasi. Perbedaan digital utama terletak pada homogenitas dan tekstur. Konsolidasi cenderung lebih padat dan homogen, sedangkan infiltrat lebih tidak merata dan heterogen [5]. Deteksi infiltrat dan konsolidasi dilakukan melalui fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), yang menghitung nilai kontras, homogenitas, energi, dan entropi untuk membedakan area buram yang tidak merata dari konsolidasi yang lebih padat [6].

• Kavitas

Kavitas atau rongga adalah salah satu tanda TB yang paling khas. Kavitas muncul sebagai area gelap (radiolusen) yang dikelilingi oleh dinding tebal yang terang [7]. Deteksi kavitas menggunakan blob detection dengan menganalisis area terang yang memiliki lubang gelap di dalamnya sebagai indikasi rongga berdinding tebal [8].

- Efusi pleura

Efusi pleura adalah penumpukan cairan di ruang pleura, yang terlihat sebagai area opasitas di bagian bawah paru-paru. Deteksi efusi pleura melalui analisis profil intensitas vertikal, dengan mengamati peningkatan intensitas yang signifikan pada 10–20% bagian bawah paru dan hilangnya sudut *costophrenic* [9]

- Fibrosis

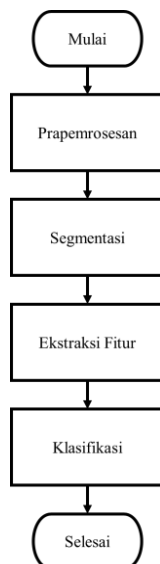
Fibrosis adalah terbentuknya jaringan parut di paru-paru akibat proses penyembuhan dari infeksi [6]. Muncul sebagai garis-garis tipis atau pola retikular, sedangkan kalsifikasi sebagai bintik-bintik kecil yang sangat padat. Deteksi fibrosis menggunakan Gabor filter serta operator tepi seperti Sobel, Prewitt, dan Canny untuk mengidentifikasi pola linear berorientasi yang mencerminkan jaringan parut.

- Kalsifikasi

Kalsifikasi paru pada tuberkulosis adalah proses pengendapan kalsium di jaringan paru, tampak sebagai area dengan densitas tinggi (berwarna lebih putih) [8]. Deteksi kalsifikasi menggunakan metode *high thresholding* pada piksel berintensitas sangat tinggi, kemudian dianalisis ukuran, bentuk, dan kepadatannya untuk membedakannya dari derau (*noise*) atau pola gangguan lain.

Perlu diingat bahwa indikator ini digunakan sehingga didapat suatu nilai sebagai penentuan keputusan, namun indikator ini masih perlu konsultasi dari dokter atau ahli terkait radiologi paru

II. METODOLOGI

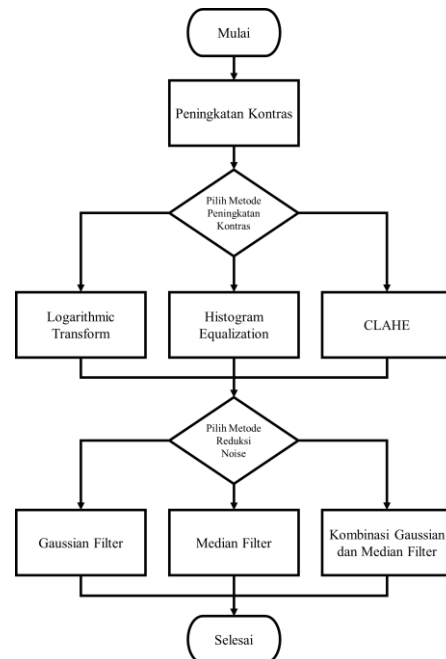


Gambar 2. Pipeline Metodologi

Alur kerja sistem secara umum diusulkan pada Gambar 1 berdasarkan ESFERM seperti yang telah disebutkan, spesifiknya *Enchanment* (Prapemrosesan), *Segmentation* (Segmentasi), dan *Feature Extraction* (Ekstraksi Fitur) and *Representation*. Kemudian, hasil dari proses ekstraksi fitur akan diklasifikasikan dengan *Support Vector Machine* (SVM).

Pada penelitian ini dihasilkan tiga variasi model yaitu model 1, 2, dan 3. Model-model tersebut memiliki perbedaan namun masih sama secara alur ESFERM.

A. Prapemrosesan Citra

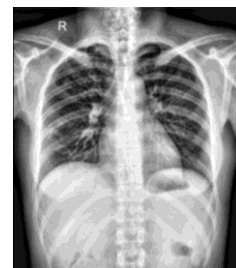


Gambar 3. Diagram Alur Prapemrosesan

Prapemrosesan terdiri dari dua tahap utama yaitu peningkatan kontras citra dan reduksi derau (*noise*) citra

1) Peningkatan Kontras

- Gamma Correction
Pada model 1 dilakukan peningkatan kontras menggunakan *gamma correction* untuk menggelapkan area paru secara global
- Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)
Pada model 2 dan 3 digunakan CLAHE untuk membagi citra menjadi beberapa blok kecil (*tiles*) dan menerapkan peningkatan kontras untuk tiap blok serta memiliki mekanisme *clip limit* yang mencegah noise ikut diperkuat, sehingga lebih sesuai untuk citra medis dengan variasi intensitas tinggi. Sebuah penelitian menunjukkan bahwa studi perbandingan antara teknik CLAHE dan teknik ekualisasi histogram global konvensional menghasilkan teknik yang pertama (CLAHE) lebih unggul dari keduanya[10].



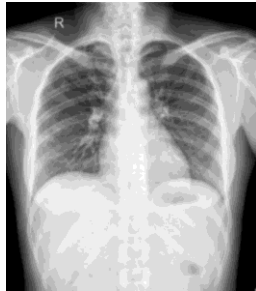
Gambar 4. Hasil peningkatan kontras

Histogram Equalization dan Logarithmic Transform tidak diterapkan pada ketiga model karena penerapan salah satu metode peningkatan kontras dinilai sudah cukup

2) Reduksi Derau (Noise)

- Filter Gaussian

Model 2 menerapkan filter ini untuk mereduksi noise acak (*random noise*) dengan menghaluskan citra, sementara [11].



Gambar 5. Hasil reduksi derau (*noise*)

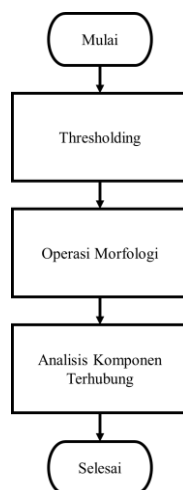
- Filter Median

Filter median digunakan untuk *noise* impulsif karena filter ini menggantikan nilai piksel dengan median dari tetangga sekitarnya, yang lebih tidak sensitif terhadap nilai ekstrim [11]. Filter ini tidak diterapkan pada model

- Filter Bilateral

Model 3 menggunakan filter bilateral. Bilateral filter Secara efektif mengurangi *noise* (derau) sambil mempertahankan detail citra yang penting, hal ini bermanfaat dalam berbagai bidang termasuk pencitraan medis, kontrol kualitas industri, dan pemrosesan media digital[12].

B. Segmentasi



Gambar 6. Diagram Alur Segmentasi

1) Thresholding

- Global Thresholding

Model 1 menggunakan *Global Thresholding* untuk memisahkan tubuh pasien dari latar belakang hitam

menggunakan batas nilai piksel 20, membuang noise agar sistem fokus memproses area tubuh saja.

- Adaptive Thresholding

Dalam pengembangan model 1, *adaptive thresholding* digunakan untuk mensegmentasi paru-paru dari wilayah tubuh. Menggunakan statistik distribusi warna (mean & standar deviasi) untuk menentukan batas gelap/terang secara dinamis bagi setiap citra, memastikan paru-paru TBC yang keruh tetap terdeteksi dan tidak dianggap sebagai bagian dari tubuh.

- Metode Otsu

Metode Otsu digunakan pada model 2 dan model 3 untuk melakukan *global thresholding* otomatis yang membagi citra menjadi dua kelas: foreground (paru-paru) dan background serta mampu menghasilkan segmentasi yang lebih objektif tanpa perlu penentuan threshold secara manual. Algoritma Otsu menentukan ambang optimal berdasarkan minimisasi varians intra-kelas, sehingga cocok untuk citra CXR dengan distribusi intensitas yang berbeda antara jaringan paru dan struktur tulang[13].

- Watershed

Model 3 menggunakan algoritma Watershed karena kemampuannya yang terbukti dalam menghasilkan partisi citra yang lengkap tanpa putus. Menurut Ng et al.[14], selain proses komputasinya yang cepat dan intuitif, metode ini sangat efektif karena tidak memerlukan penyambungan kontur manual meskipun diterapkan pada citra dengan kontras rendah.



Gambar 7. Hasil thresholding

2) Komponen Terhubung

Komponen terhubung adalah kumpulan piksel yang saling bersentuhan menjadi satu objek. Ini membantu komputer memilih objek terbesar (tubuh) dan membuang objek kecil terpisah (*noise*/sampah). Dalam penelitian ini komponen terhubung digunakan dalam pengembangan model 1 dan 2.



Gambar 8. Hasil komponen terhubung

3) Operasi Morfologi

Hasil dari thresholding yang secara visual terlihat ada lubang mungkin juga terdapat mask yang terhubung oleh area kecil, dilakukan operasi berikut:

- Erosi untuk mengikis bagian tepi *mask*
- Dilasi untuk mengembangkan bagian tepi *mask*
- Opening untuk menghilangkan noise di luar *mask*
- Closing untuk menutup lubang kecil pada *mask*

Ketiga model menerapkan kernel atau *structuring element* pada operasi morfologi dengan bentuk *disk* atau lingkaran



Gambar 9. Hasil operasi morfologi dilasi

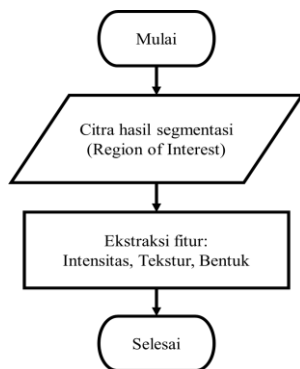
4) Convex Hull

Untuk mengatasi masalah *over-segmentation* yang umum terjadi pada algoritma Watershed ataupun metode lain, kami menerapkan metode penggabungan wilayah berbasis Convex Hull untuk setiap model yang dikembangkan. Metode ini secara efektif mengidentifikasi dan menyatukan kembali partisi-partisi yang terfragmentasi dengan menganalisis irisan geometris antar wilayah, sehingga menghasilkan segmentasi objek yang lebih utuh dan akurat [15].



Gambar 10. Hasil convex hull

C. Ekstraksi Fitur



Gambar 11. Diagram Alur Ekstraksi Fitur

Metode untuk ekstraksi fitur citra paru yang telah disegmentasi atau *region of interest* (ROI) akan dibahas menurut tipe fitur sebagai berikut:

1) Fitur Intensitas

Pada model 1, fitur intensitas diekstrak sebagai zonal untuk membedakan paru atas dan paru bawah. Setelah paru dibagi menjadi dua – 50% ke atas dan 50% ke bawah – diperoleh rata-rata intensitas paru-paru bagian atas dan bawah. Nilai ini berfungsi untuk memeriksa apakah paru-paru bawah terkena fibrosis atau tidak.

Pada model 2 dan 3, fitur intensitas yang diekstrak adalah rata-rata, standar deviasi, nilai maksimum, nilai minimum, dan *skewness*.

2) Fitur Tekstur

Fitur tekstur diekstrak menggunakan GLCM dan LBP. Fitur-fitur GLCM antara lain Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, Energy, Correlation, dan ASM. GLCM menyediakan informasi tekstur yang komprehensif dan efektif dalam menangkap properti statistik global dari citra/gambar sedangkan LBP efisien secara komputasi dan kuat (robust) terhadap perubahan skala keabuan yang monoton [16]. Untuk tiap model, ekstraksi fitur GLCM menggunakan parameter sebagai berikut :

TABLE I. PARAMETER GLCM

Model	<i>distance</i>	<i>angle</i>
1	1	0°
2	1	0°, 45°, 90°, 135°
3	1	0°, 45°, 90°, 135°

Ekstraksi fitur LBP menggunakan parameter radius 1 dan 8 piksel tetangga. Setelah itu, dibentuk histogram dari LBP yang sudah diperoleh. Diambil 10 bins pertama sebagai fitur atau statistik dari histogram agar vektor fitur konsisten panjangnya.

3) Fitur Bentuk

- Kavitas atau lubang dideteksi dengan Blob detection, filter Gabor, atau diterapkan Histogram of Oriented Gradients (HOG) untuk menangkap bentuk lingkaran lubang.
- Efusi atau cairan di bagian paru bawah yang dapat mengubah sudut *costophrenic*. Dapat dihitung properti geometris dari maskernya yaitu *eccentricity* dan *solidity*.

TABLE II. EKSTRAKSI FITUR TIAP MODEL

Model	Fitur	Jumlah Fitur
1	GLCM, Entropy, Zonal, Blobs, Gradient	5
2	Intensitas, GLCM, LBP, Bentuk, HOG	4
3	Intensitas, GLCM, LBP, Bentuk, HOG	4

Tabel II menunjukkan fitur-fitur yang diekstraksi dari model 1, 2, dan 3.

D. Klasifikasi

Implementasi algoritma Support Vector Machine (SVM) dilakukan sebagai model pembelajaran mesin untuk klasifikasi citra medis, di mana fitur-fitur yang diekstraksi dari citra paru digunakan untuk membedakan secara akurat antara kasus TB dan non-TB.

E. Dataset

Digunakan dataset dari situs Kaggle bernama *Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database* oleh Tawsifur Rahman dan rekan-rekan[17]. Dataset ini terdiri atas dua subfolder, yaitu folder “Normal” berisi citra X-ray dada normal (non-TB) yang berjumlah 3.500 citra, dan folder “Tuberculosis” berisi citra CXR terindikasi positif tuberculosis (TB) yang berjumlah 700 citra.

TABLE III. DATASET

Normal	3.500
TB	700
Jumlah	4.200

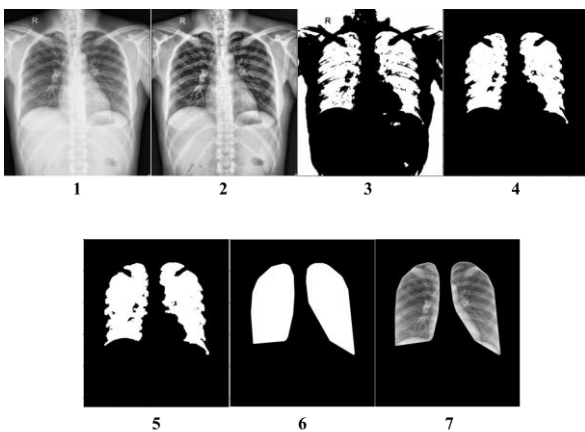
Dataset dibagi menjadi dua subset, yaitu 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data pengujian. Pembagian ini memastikan bahwa model SVM dilatih menggunakan sebagian besar data yang tersedia, sementara evaluasi kinerja dilakukan pada data yang benar-benar baru, sehingga hasil pengujian lebih objektif dan mencerminkan kemampuan generalisasi model.

III. HASIL DAN ANALISIS

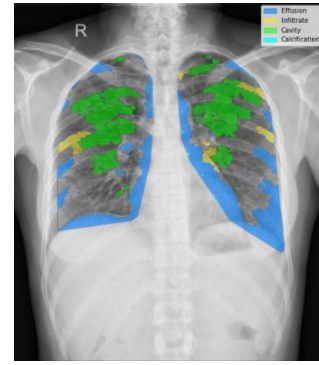
Penelitian dilakukan menggunakan data sekunder berupa citra Sinar-X (X-ray) dada yang bersumber dari data publik “*Tuberculosis (TB) Chest X-ray Database*”[17]. Data ini diperoleh dari platform Kaggle.

Kami membuat tiga model dengan perlakuan berbeda seperti yang sudah disebutkan di atas.

A. Hasil eksperimen



Gambar 12. Pengolahan citra



Gambar 13. Hasil segmentasi dengan indikator lesi

Gambar 12 adalah alur umum ketiga model dalam segmentasi area paru-paru pada citra CXR. Gambar 13 adalah hasil akhir dari ketiga model yang dibuat, ditunjukkan hasil sebaran lesi efusi, infiltrat, kavitas, dan kalsifikasi pada paru-paru. Setelah dilakukan pengujian, didapatkan hasil akurasi dari tiga model didapat seperti tabel berikut:

TABLE IV. AKURASI

Model	Akurasi	Presisi	Recall		F1-Score
			Non-TB	TB	
1	91,79%	92%	92%	92%	92%
2	96,78%	97%	97%	97%	92%
3	96%	96%	96%	96%	96%

B. Kendala eksperimen

Pengembangan sistem menghadapi kendala dataset yang sangat bervariasi dan tidak seimbang dari berbagai sumber, yang membatasi generalisasi model klasifikasi. Selain itu, terdapat hambatan karena kurangnya *ground truth* yang detail untuk lokalisasi lesi TB, sehingga sulit mengembangkan fitur deteksi yang spesifik. Oleh karena itu, akurasi sistem harus divalidasi secara klinis lebih lanjut sebelum dapat diterapkan di lingkungan nyata.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan tiga model sistem deteksi Tuberkulosis (TB) dari citra X-ray dada (CXR) menggunakan pendekatan Pengolahan Citra Digital (DIP) berbasis alur ESFERM dan klasifikasi dengan Support Vector Machine (SVM).

- Variasi Model: Ketiga model memiliki teknik DIP yang sama tetapi dengan proses pengambilan fitur dan teknik segmentasi yang berbeda, memberikan perbandingan valid mengenai dampak masing-masing teknik terhadap pembuatan model *machine learning*.
- Perbandingan Kinerja: Model 2 menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi sebesar 96,78%, diikuti Model 3 sebesar 96%, dan Model 1 sebesar 91,79%.
- Kendala: Pengembangan sistem menghadapi kendala data set yang sangat bervariasi dan tidak seimbang, serta kurangnya *ground truth* detail untuk lokalisasi lesi TB, yang membatasi kemampuan generalisasi model.

REFERENSI

- [1] World Health Organization, "Module 2: Screening WHO operational handbook on tuberculosis Systematic screening for tuberculosis disease," 2021.
- [2] S. Vijayan *et al.*, "Implementing a chest X-ray artificial intelligence tool to enhance tuberculosis screening in India: Lessons learned," *PLOS Digital Health*, vol. 2, no. 12, p. e0000404, Dec. 2023, doi: 10.1371/journal.pdig.0000404.
- [3] S. Jaeger *et al.*, "Automatic Tuberculosis Screening Using Chest Radiographs," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 33, no. 2, pp. 233–245, Feb. 2014, doi: 10.1109/TMI.2013.2284099.
- [4] T. Shakya, R. B. Jeyavathana, and P. K. Kumar, "Retracted: Improved Accuracy in Automatic Detection of Tuberculosis Disease from Lung CT images using Support Vector Machine Classifier over K-Nearest Neighbours Classifier," in *2022 International Conference on Cyber Resilience (ICCR)*, IEEE, Oct. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICCR56254.2022.9996067.
- [5] S. Bakheet and A. Al-Hamadi, "Automatic detection of COVID-19 using pruned GLCM-Based texture features and LDCRF classification," *Comput Biol Med*, vol. 137, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.compbiomed.2021.104781.
- [6] I. A. Ahmed, E. M. Senan, H. S. A. Shatnawi, Z. M. Alkhraisha, and M. M. A. Al-Azzam, "Multi-Techniques for Analyzing X-ray Images for Early Detection and Differentiation of Pneumonia and Tuberculosis Based on Hybrid Features," *Diagnostics*, vol. 13, no. 4, p. 814, Feb. 2023, doi: 10.3390/diagnostics13040814.
- [7] K. Dheda, H. Booth, J. F. Huggett, M. A. Johnson, A. Zumla, and G. A. W. Rook, "Lung Remodeling in Pulmonary Tuberculosis," *J Infect Dis*, vol. 192, no. 7, pp. 1201–1209, Oct. 2005, doi: 10.1086/444545.
- [8] Rui Shen, I. Cheng, and A. Basu, "A Hybrid Knowledge-Guided Detection Technique for Screening of Infectious Pulmonary Tuberculosis From Chest Radiographs," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 57, no. 11, pp. 2646–2656, Nov. 2010, doi: 10.1109/TBME.2010.2057509.
- [9] M. Hassan *et al.*, "Imaging of pleural disease," *Breathe*, vol. 20, no. 1, p. 230172, Mar. 2024, doi: 10.1183/20734735.0172-2023.
- [10] G. R. Vidhya and H. Ramesh, "Effectiveness of Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Technique on Multispectral Satellite Imagery," in *Proceedings of the International Conference on Video and Image Processing*, New York, NY, USA: ACM, Dec. 2017, pp. 234–239. doi: 10.1145/3177404.3177409.
- [11] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Trans Syst Man Cybern*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, Nov. 1973, doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- [12] H. Shi and N. Kwok, "An integrated bilateral and unsharp masking filter for image contrast enhancement," in *2013 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, IEEE, Jul. 2013, pp. 907–912. doi: 10.1109/ICMLC.2013.6890412.
- [13] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Trans Syst Man Cybern*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, Jan. 1979, doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [14] H. P. Ng, S. Huang, S. H. Ong, K. W. C. Foong, P. S. Goh, and W. L. Nowinski, "Medical image segmentation using watershed segmentation with texture-based region merging," in *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, Aug. 2008, pp. 4039–4042. doi: 10.1109/IEMBS.2008.4650096.
- [15] V. K. Singh and N. Kumar, "CoBRA: convex hull based random walks for salient object detection," *Multimed Tools Appl*, vol. 81, no. 21, pp. 30283–30303, Sep. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-12470-6.
- [16] I. Beghaura, M. Benssalah, and F. Sbargoud, "Feature Extraction for Pneumonia Diagnosis Using Conventional Methods," in *2024 1st International Conference on Electrical, Computer, Telecommunication and Energy Technologies (ECTE-Tech)*, IEEE, Dec. 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ECTE-Tech62477.2024.10851007.
- [17] T. Rahman *et al.*, "Reliable Tuberculosis Detection Using Chest X-Ray With Deep Learning, Segmentation and Visualization," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 191586–191601, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3031384.