

Pengembangan Aplikasi Pengolahan Citra *X-Ray* Digital Berbasis *Computer Vision* Untuk Deteksi Fraktur

Badi Amnu Pramuditya¹, Riswal Hanafi Siregar²

¹⁻² Universitas Pamulang; Jl. Raya Puspitek No. 46 buaran, serpong, Kota Tangerang Selatan.
Provinsi Banten 15310. (021) 741-2566 atau 7470 9855

¹⁻²Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
e-mail: ¹badiamnu8@gmail.com, ²dosen00268@unpam.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi *X-ray* digital memberikan peluang untuk diintegrasikan dengan metode *Computer Vision* dalam meningkatkan kualitas citra serta mendukung deteksi fraktur secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis web yang mampu melakukan pengolahan citra *X-ray* digital dan mendeteksi fraktur tulang secara efektif. Proses pengolahan citra dilakukan melalui beberapa tahapan *image enhancement*, yaitu konversi *grayscale*, peningkatan kontras menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), penyesuaian kecerahan, serta reduksi *noise* menggunakan filter *Median* dan *Gaussian blur*. Dataset diperoleh dari sumber terbuka (Google, Kaggle), dianotasi di Roboflow menjadi dua kelas (*Fracture* dan *Healthy*), lalu diproses dengan *preprocessing*, augmentasi, dan pembagian data sebelum pelatihan model. Sistem diimplementasikan pada arsitektur web menggunakan *Flask* sebagai *backend* untuk pemrosesan citra dan inferensi model, serta *React.js* sebagai *frontend* untuk menampilkan citra asli, citra hasil peningkatan, dan hasil deteksi yang dapat diunduh pengguna. Evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan akurasi sebesar 94,26%, yang menandakan bahwa model mampu membedakan citra fraktur dan *non-fraktur* dengan baik pada dataset uji. Pengujian fungsional (*Black Box* dan *White Box*) juga mengonfirmasi bahwa alur dan logika aplikasi berjalan sesuai rancangan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa aplikasi yang dikembangkan berpotensi membantu identifikasi awal kelainan tulang pada citra *X-ray* dan dapat dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem pendukung keputusan klinis.

Kata Kunci: *Computer Vision*, *X-ray* Digital, Peningkatan Gambar, Pengolahan Citra.

Abstract

The advancement of digital *X-ray* technology provides opportunities for integration with *Computer Vision* methods to enhance image quality and support automatic fracture detection. This study aims to develop a web-based application capable of processing digital *X-ray* images and effectively detecting bone fractures. The image processing stage consists of several image enhancement techniques, including grayscale conversion, contrast enhancement using the *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) method, brightness adjustment, and noise reduction using *Median* and *Gaussian blur* filters. The dataset was collected from open sources (Google and Kaggle), annotated using Roboflow into two classes (*Fracture* and *Healthy*), and then processed through *preprocessing*, augmentation, and data splitting prior to model training. The system is implemented using a web-based architecture, with *Flask* as the backend for image processing and model inference, and *React.js* as the frontend to display original images, enhanced images, and detection results that can be downloaded by users. Model evaluation using a *Confusion Matrix* shows an accuracy of 94.26%, indicating that the model is capable of effectively distinguishing between fracture and non-fracture images in the test dataset. Functional testing (*Black Box* and *White Box*) also confirms that the application workflow and logic operate as designed. This study concludes that the developed application has the potential to assist in the early identification of bone abnormalities in *X-ray* images and can be further developed into a clinical decision support system.

Keywords: *Computer Vision*, *Digital X-ray*, *Image Enhancement*, *Image Processing*.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dalam bidang medis, khususnya radiologi, telah membawa perubahan besar terhadap cara pencitraan dan analisis hasil pemeriksaan. Salah satu kemajuan tersebut adalah penggunaan perangkat *X-ray* digital yang memungkinkan pengambilan gambar secara langsung dalam bentuk digital tanpa memerlukan film atau kaset konvensional. Dengan sistem ini, hasil citra dapat disimpan, dianalisis, serta dibagikan melalui *Picture Archiving and Communication System* (PACS) secara efisien. Teknologi *X-ray* digital tidak hanya meningkatkan kecepatan pemeriksaan, tetapi juga membuka peluang untuk integrasi dengan teknologi *Computer Vision* dan *Artificial Intelligence* (AI) yang mampu membantu proses analisis citra medis secara otomatis (Najjar, 2023).

Namun demikian, kualitas citra hasil *X-ray* sering kali belum optimal karena dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kontras yang rendah dan pencahayaan yang tidak seragam. Citra yang kurang jelas dapat menyulitkan dokter atau teknisi radiologi dalam melakukan analisis dan diagnosis secara akurat. Untuk itu diperlukan proses konstruksi citra, yaitu serangkaian langkah pengolahan citra digital (*image processing*) yang bertujuan memperbaiki kualitas gambar dan menonjolkan struktur penting yang relevan secara medis. Beberapa teknik yang banyak digunakan dalam proses ini antara lain *Histogram Equalization* dan *image enhancement* yang dapat meningkatkan kejernihan dan kontras citra radiografi (Wang et al., 2024).

Seiring dengan berkembangnya *Computer Vision*, metode ini adalah fondasi penting dalam analisis citra medis. *Computer Vision* merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada bagaimana komputer dapat memahami dan menafsirkan gambar atau video sebagaimana manusia melakukannya. Dalam konteks medis, teknologi ini digunakan untuk deteksi anomali, segmentasi organ, hingga identifikasi pola penyakit. Menurut (Song et al., 2025) Integrasi *Computer Vision* dengan perangkat *X-ray* digital terbukti dapat meningkatkan efisiensi kerja rumah sakit, mengurangi kesalahan diagnosis, serta mempercepat proses analisis citra medis.

Teknik pengolahan citra berbasis *deep learning*, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *You Only Look Once* (YOLO), berperan penting dalam proses deteksi objek dan peningkatan kualitas citra

medis. YOLO dikenal sebagai model deteksi *real-time* yang efisien untuk mengidentifikasi kelainan atau area *abnormal* pada citra *X-ray*. Penelitian oleh (Parvin & Rahman, 2024) menunjukkan bahwa penerapan model YOLOv8 mampu mendeteksi serta mengklasifikasikan berbagai jenis fraktur tulang secara *real-time* pada citra *X-ray* dan MRI dengan tingkat akurasi mencapai 92% mAP, *precision* 95%, dan *recall* 93%. Selain YOLO, pendekatan *Deep Learning Image Reconstruction* (DLIR) juga banyak digunakan untuk meningkatkan kualitas citra *X-ray* dengan mengurangi *noise* sekaligus mempertahankan detail anatomi penting (Koetzier et al., 2023).

Dalam konteks pengembangan aplikasi, sistem berbasis web yang memanfaatkan *Computer Vision* untuk memberikan kemudahan bagi pengguna, untuk memproses, menganalisis, dan mengunduh hasil citra yang telah ditingkatkan kualitasnya secara langsung melalui antarmuka grafis. Dengan adanya aplikasi pengolahan citra *X-ray* Digital berbasis web, proses analisis citra menjadi lebih praktis, cepat, dan dapat diakses dari berbagai perangkat tanpa perlu instalasi tambahan. Hal ini mendukung transformasi digital di bidang kesehatan yang menekankan efisiensi, keterbukaan data, serta keakuratan hasil analisis citra medis (Budiyanta et al., 2021).

Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengembangan aplikasi pengolahan citra *X-ray* Digital berbasis *Computer Vision* untuk deteksi fraktur. Aplikasi ini dirancang untuk melakukan proses peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) dan deteksi fraktur secara otomatis dengan memanfaatkan berbagai teknik pengolahan citra digital, seperti *image enhancement* untuk peningkatan kualitas citra, serta *You Only Look Once* (YOLO) untuk mendeteksi fraktur pada citra *X-ray*.

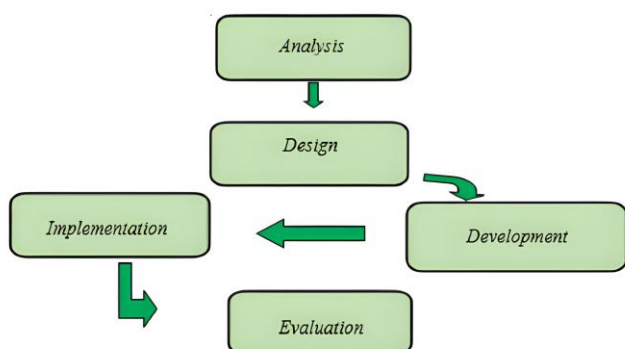
Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata terhadap pengembangan teknologi medis berbasis digital, khususnya dalam hal optimalisasi kualitas citra *X-ray* digital melalui pendekatan *Computer Vision*. Oleh karena itu, penelitian ini mengusung judul:

“PENGEMBANGAN APLIKASI PENGOLAHAN CITRA *X-RAY* DIGITAL BERBASIS *COMPUTER VISION* UNTUK DETEKSI FRAKTUR.”

II. METODE PELAKSANAAN

Penelitian ini menggunakan metode *Computer Vision* untuk mengembangkan sistem pengolahan citra *X-ray* digital yang berfungsi meningkatkan kualitas citra serta mendeteksi adanya fraktur yang ada pada citra secara otomatis.

Selain itu, digunakan metode pengembangan sistem R&D (*Research and Development*) yang berfokus pada proses penelitian terapan untuk menghasilkan produk berupa aplikasi pengolahan citra berbasis *Computer Vision*. Metode ini menekankan kepada kegiatan riset ilmiah yang dikombinasikan dengan proses pengembangan sistem secara sistematis melalui tahapan analisis, perancangan, development, implementasi, dan evaluasi.



Gambar 3.1 R&D (*Research and Development*)

Dengan pedekatan R&D (*Research and Development*) memungkinkan pengembangan aplikasi dilakukan secara bertahap dan terstruktur dari studi literatur dan analisis kebutuhan, kemudian dilanjutkan dengan proses design/perancangan (sistem & model), implementasi sistem, pengujian, hingga penyempurnaan produk berdasarkan hasil evaluasi. Dengan demikian sistem yang dihasilkan tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga memiliki validitas ilmiah dan dapat dijadikan dasar untuk pengembangan lebih lanjut di bidang penelitian dan praktik medis digital. Berikut tahapan metode R&D pada penelitian ini meliputi sebagai berikut:

1.) Studi Literatur

Tahapan ini dilakukan dengan mengumpulkan referensi dari berbagai sumber seperti jumlah jurnal ilmiah, buku, dan artikel yang relevan dengan topik penelitian, terutama mengenai pengolahan citra digital, *Computer Vision*, algoritma *You Only Look Once* (YOLO), dan *image enhancement*. Hasil dari studi literatur ini menjadi dasar teori dalam merancang sistem yang akan dikembangkan.

2.) Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data yang digunakan sebagai dasar dalam pembangunan model deteksi pada sistem. Data yang dikumpulkan berupa citra *X-ray* digital yang diperoleh dari dua sumber terbuka, yaitu Google dan Kaggle. Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model agar sistem mampu mengenali serta mengklasifikasikan citra secara akurat.

3.) Pengolahan Data

Data yang telah dikumpulkan sebelumnya, perlu melalui beberapa tahapan sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Tahap pertama adalah anotasi/*labeling*, yang dilakukan secara manual menggunakan *platform* Roboflow untuk memastikan kualitas dataset yang baik. Setiap citra diberi label dan dibagi menjadi dua kelas, yaitu *Fracture* (citra yang menunjukkan adanya kerusakan atau fraktur) dan *Healthy* (citra yang tidak terdeteksi fraktur atau dalam kondisi normal).

Setelah proses *labeling* selesai, data memasuki tahap preprocessing yang meliputi pengubahan ukuran citra menjadi 640×640 piksel, penyesuaian orientasi, *contrast adjustment*, serta augmentasi data. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi dan perubahan pada citra, sehingga model dapat beradaptasi dengan lebih baik terhadap berbagai kondisi pencitraan.

Selanjutnya dilakukan pembagian dataset (*split dataset*) menjadi tiga bagian, yaitu data latih, validasi, dan uji. Tujuan pembagian ini adalah agar model dapat dilatih, divalidasi, dan diuji secara terpisah untuk menghindari bias serta memastikan performa yang optimal.

Tahap terakhir dari pengolahan data adalah pelatihan model, di mana dataset yang telah siap digunakan untuk melatih model YOLO. Tujuan dari proses pelatihan ini adalah agar model mampu mengenali area atau pola fraktur pada citra *X-ray* secara otomatis dan akurat.

Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan tahap evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur performa model dalam mendeteksi hasil. Hasil *Confusion Matrix* memberikan gambaran mengenai jumlah prediksi benar dan salah dari masing-masing kelas (*Fracture* dan *Healthy*), serta menjadi dasar dalam perhitungan nilai akurasi model.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 3.2 Confusion Matrix

4.) Implementasi Sistem

Sistem dikembangkan menggunakan *framework* React.js pada sisi *frontend* untuk menampilkan hasil pemrosesan citra, serta Flask pada sisi *backend* yang menangani pemanggilan model dan pengolahan citra.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini berupa aplikasi web yang dapat melakukan pengolahan citra dengan mengintegrasikan metode *image enhancement* dan deteksi fraktur menggunakan model YOLOv8. Aplikasi ini dibangun menggunakan Flask sebagai *backend* dan React.js sebagai *frontend*, serta terhubung dengan basis data MySQL.

1.) Perancangan sistem

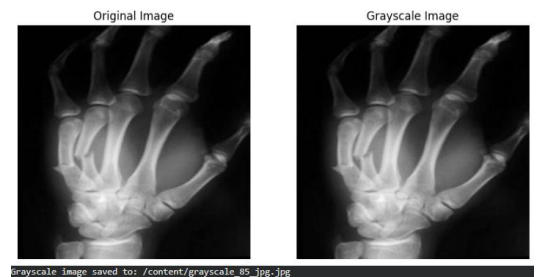
Perancangan sistem ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh terkait sistem yang akan dibangun agar dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan. Pada tahapan ini, permodelan sistem menggunakan *Unified Modelling Language* (UML) yang terdiri dari *use case diagram*, *activity diagram*, *sequence diagram*, dan *class diagram*.

2.) Implementasi *image enhancement*

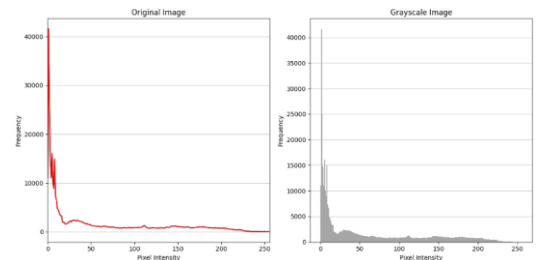
Proses *image enhancement* ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra *X-ray* sebelum dilakukan deteksi fraktur. Tahapan implementasinya meliputi:

A. Konversi citra ke *grayscale*

Tahap awal adalah mengubah citra berwarna (RGB) menjadi citra *grayscale* agar pemrosesan lebih terfokus pada struktur tulang tanpa dipengaruhi oleh warna.



Gambar 3.3 Konversi grayscale



Gambar 3.4 Histogram citra asli sebelum dan sesudah konversi

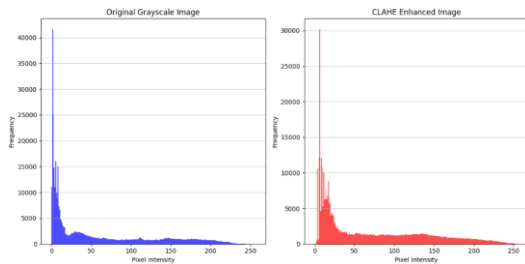
Secara visual hasilnya memang terlihat sama, namun tujuan utama proses ini bukan untuk mengubah tampilan warna gambar, melainkan untuk memastikan format citra sudah sesuai dengan kebutuhan algoritma *OpenCV*. Hal ini karena metode CLAHE hanya dapat memproses citra dengan satu kanal (*grayscale*) dan akan menghasilkan error jika diberikan citra dengan tiga kanal (RGB), yang pada akhirnya dapat menyebabkan seluruh proses *image enhancement* gagal.

B. Penyesuaian kontras lokal dengan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE)

Pada tahap ini dilakukan penyesuaian kontras lokal untuk mengatasi permasalahan seperti kontras rendah dan pencahayaan yang tidak merata yang diidentifikasi pada identifikasi masalah sebelumnya. Kontras lokal sendiri merupakan proses peningkatan kontras yang dilakukan pada area-area kecil dari citra, sehingga setiap bagian citra memperoleh peningkatan kontras sesuai kondisi intensitas di area tersebut. Dengan pendekatan ini, detail yang berada pada bagian gelap maupun terang dapat ditingkatkan secara seimbang.



Gambar 3.5 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)



Gambar 3.6 Histogram citra grayscale setelah penerapan CLAHE

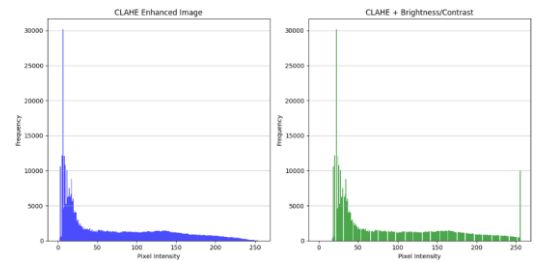
Penggunaan CLAHE sendiri dapat meningkatkan detail citra di setiap area lokal tanpa menyebabkan bagian lain menjadi terlalu terang (*over-enhancement*).

C. Penyesuaian kecerahan global

Setelah kontras ditingkatkan, dilakukan penyesuaian kecerahan citra untuk memperbaiki hasil visual pada area yang terlalu gelap atau terlalu terang. Proses ini menggunakan transformasi linear dengan parameter alpha dan beta untuk menyesuaikan kontras global dan brightness secara keseluruhan.



Gambar 3.7 Penyesuaian cahaya



Gambar 3.8 Histogram citra setelah penerapan peningkatan kecerahan global

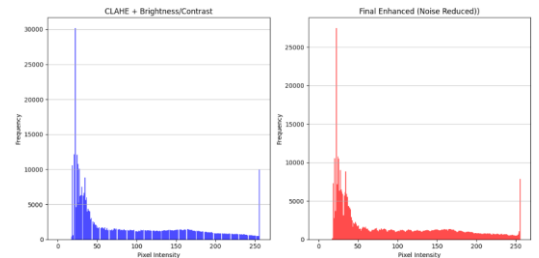
Dengan tahapan ini, citra dengan pencahayaan tidak seragam dapat dibuat dengan lebih seimbang.

D. Reduksi noise menggunakan Gaussian dan Median Blur

Tahap terakhir adalah mengurangi noise yang masih tersisa setelah peningkatan kontras dan kecerahan. Dua metode filter *Median* dan *Gaussian Blur* digunakan secara berurutan: *Median Blur* digunakan untuk menghapus *salt-and-pepper noise* (bintik putih-hitam kecil). *Gaussian Blur* untuk meratakan intensitas piksel sehingga citra tampak lebih halus.



Gambar 3.9 Reduksi noise



Gambar 3.10 Histogram reduksi noise

Hasil uji menunjukkan peningkatan signifikan pada visibilitas struktur tulang. Citra yang awalnya redup dan berkontras rendah menjadi lebih jelas dan mudah diinterpretasikan.

3.) Implementasi Model YOLOv8

Model YOLOv8 (*You Only Look Once* versi 8) digunakan dalam penelitian ini untuk melakukan deteksi area fraktur pada citra X-ray. Model ini dipilih

karena memiliki kecepatan tinggi serta tingkat akurasi yang baik dalam melakukan deteksi objek secara real-time.

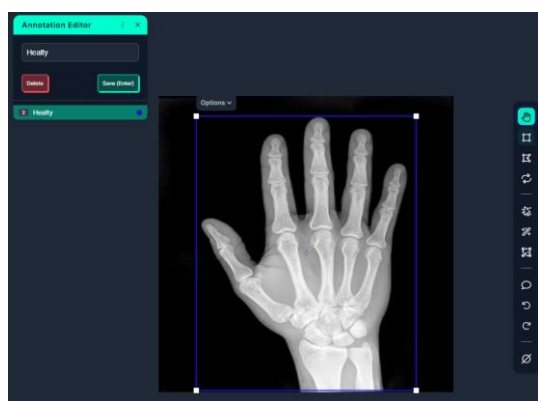
Tahapan awal dari proses ini adalah melakukan anotasi (*labeling*), yaitu memberikan label pada setiap citra sesuai dengan kelas objek yang ingin dideteksi. Proses anotasi dilakukan menggunakan platform Roboflow, di mana setiap citra *X-ray* diberi tanda batas (*bounding box*) yang menunjukkan area fraktur maupun area tulang yang normal. Kelas yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua kategori, yaitu:

- Fracture, yaitu citra yang menunjukkan adanya keretakan atau patahan pada tulang.
- Healthy, yaitu citra yang menampilkan kondisi tulang dalam keadaan normal tanpa adanya indikasi fraktur.

Proses anotasi dilakukan secara manual agar kualitas dataset tetap terjaga dan setiap citra dapat diidentifikasi secara tepat. Tahapan ini sangat penting karena hasil labeling akan menentukan akurasi model saat proses pelatihan dan deteksi dilakukan. Gambar berikut menunjukkan contoh proses *labeling* untuk masing-masing kelas:



Gambar 3.11 Proses *labelling* (data *fracture*)



Gambar 3.12 Proses *labelling* (data *healthy*)

Setelah citra melalui proses anotasi (*labelling*) selanjutnya citra masuk ke *preprocessing* data. Proses *preprocessing* dilakukan dengan bantuan platform Roboflow, yang menyediakan berbagai opsi pengolahan citra secara otomatis. Tahapan yang dilakukan meliputi:

A. Orientation

Tahap ini bertujuan untuk menyesuaikan orientasi citra agar seragam, sehingga model tidak mengalami kesulitan dalam mengenali pola akibat perbedaan arah atau posisi citra. Menggunakan fitur *auto-orient* pada platform Roboflow, dapat dengan mudah mengubah orientasi citra secara otomatis agar semuanya konsisten sesuai standar yang dibutuhkan oleh model.

B. Resize

Selanjutnya, citra diubah ukurannya menjadi 640×640 piksel. Pemilihan ukuran ini dilakukan agar sesuai dengan kebutuhan input pada YOLO serta untuk mempercepat proses pelatihan tanpa mengurangi detail penting pada tiap citra. Proses *resize* juga berfungsi untuk menyeragamkan resolusi pada citra yang memiliki ukuran berbeda-beda. Dengan menggunakan fitur yang ada pada platform Roboflow penulis dengan mudah mengubah seluruh ukuran citra yang ada pada dataset.

C. Contrast Adjustment

Penyesuaian kontras dilakukan untuk meningkatkan keterbacaan struktur pada citra. Pada citra *X-ray*, sering kali terdapat perbedaan intensitas cahaya yang tidak merata, sehingga objek penting seperti tulang atau organ tertentu tampak kurang jelas. Melalui fitur *auto adjust contrast* seluruh citra yang ada pada dataset bisa disesuaikan intensitas cahayanya.

Setelah dilakukan proses *Preprocessing* masuk ke tahap augmentasi, yaitu menambahkan variasi pada data dengan melakukan transformasi tertentu agar model dapat belajar dari beragam kondisi citra. Pada penelitian ini, proses augmentasi menghasilkan tiga output untuk setiap citra latih. Jenis augmentasi yang diterapkan meliputi flip secara *horizontal* dan *vertikal*, rotasi 90° (searah jarum jam, berlawanan arah jarum jam, serta rotasi terbalik), *crop* dengan tingkat *zoom* minimum 10% hingga maksimum 30%, serta rotasi acak pada rentang -15° hingga $+15^\circ$. Dengan adanya variasi ini, dataset menjadi lebih kaya, kemampuan

generalisasi model meningkat, serta risiko *overfitting* dapat dikurangi.

Setelah proses augmentasi dilakukan, dataset kemudian akan dibagi menjadi beberapa subnet yang lebih kecil agar dapat digunakan secara optimal dalam proses pelatihan dan evaluasi model. Pembagian dataset ini biasanya terdiri atas tiga bagian, yaitu data latih (*training set*) 70%, data validasi (*validation set*) 20%, dan data uji (*test set*) 10%. Proses pembagian dataset ini dilakukan secara otomatis melalui platform Roboflow.

Tabel 3.1 *Split* dataset

Jenis Dataset	Jumlah Citra	Persentasi
<i>Training set</i>	1076	70%
<i>Validation set</i>	308	20%
<i>Testing set</i>	152	10%.
Total	1536	100%.

Terlihat pada Gambar 3.11 bahwa dataset awal yang semula berjumlah 1.536 citra, kemudian setelah melalui proses augmentasi, mengalami peningkatan jumlah dan variasi. Proses augmentasi ini bertujuan untuk memperkaya pola data dengan menambahkan variasi seperti rotasi, *flipping*, serta *cropping* acak.

Peningkatan jumlah data ini memberikan keragaman yang lebih luas sehingga model dapat mengenali pola citra dengan lebih baik, memperbaiki akurasi deteksi, serta meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai kondisi citra *X-ray*.

Tabel 3.2 Dataset setelah augmentasi

Jenis Dataset	Jumlah Citra	Persentasi
<i>Training set</i>	3228	70%
<i>Validation set</i>	308	20%
<i>Testing set</i>	152	10%.
Total	3688	100%.

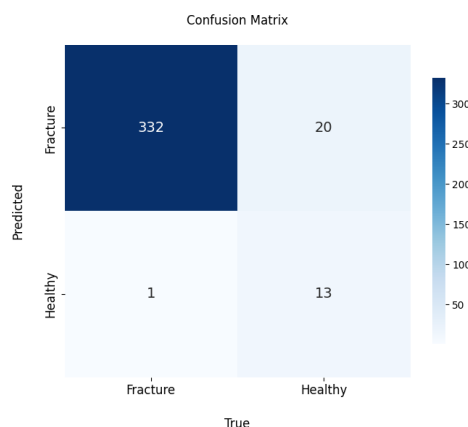
Kemudian masuk ke proses berikutnya pelatihan model, dataset dilatih menggunakan platform Google Colaboratory dengan menggunakan konfigurasi seperti berikut:

Tabel 3.3 Parameter *training*

Parameter	Nilai
model	yolov8s.pt
data	/content/Fracture-Detection-YOLOv8-1/data.yaml
epochs	50
imgsz	640 × 640
batch	16

patience	20
----------	----

Pelatihan dilakukan di Google Colaboratory dengan dukungan GPU Tesla T4 agar proses komputasi berjalan cepat. Setelah melalui 50 *epoch*, model kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix* seperti pada gambar 3.11 berikut



Gambar 3.13 Evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix*

Berdasarkan hasil evaluasi pada *confusion matrix*, diperoleh nilai sebagai berikut:

- True Positive* (TP) : Prediksi *Fracture*, kenyataan *Fracture* = 332
- True Negative* (TN) : Prediksi *Healthy*, kenyataan *Healthy* = 13
- False Positive* (FP) : Prediksi *Fracture*, kenyataan *Healthy* = 20
- False Negative* (FN) : Prediksi *Healthy*, kenyataan *Fracture* = 1

Akurasi model dihitung dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Substitusi nilai ke dalam rumus:

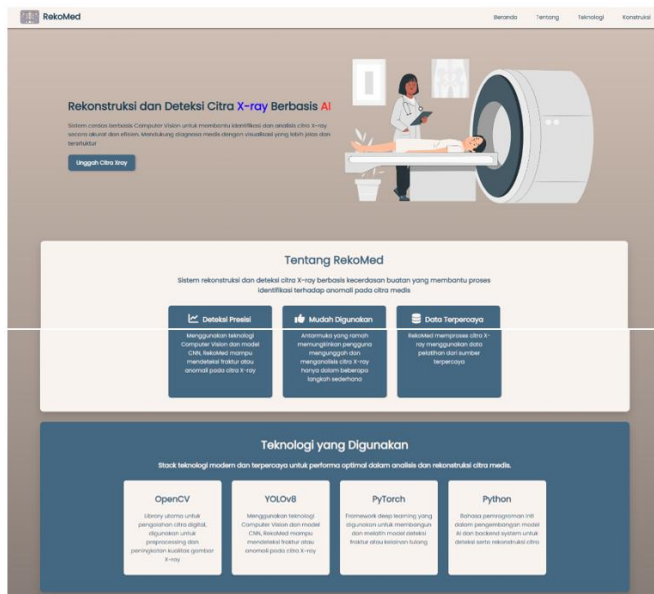
$$Accuracy = \frac{332 + 13}{332 + 20 + 13 + 1}$$

$$\frac{333}{366} = 0,9426 = 94,26\%$$

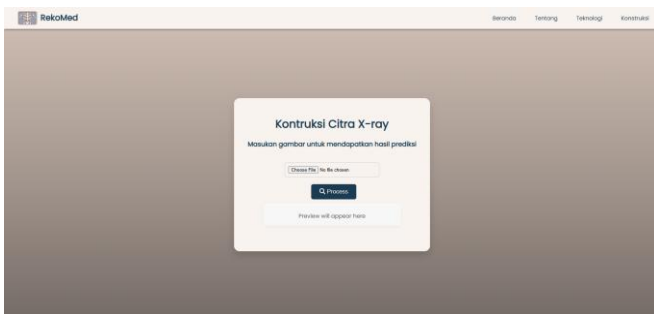
Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, diperoleh nilai akurasi sebesar 94,26%, yang menunjukkan bahwa model YOLOv8 memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan citra *Fracture* dan *Healthy* pada data uji.

4.) Implementasi Antarmuka

Setelah model selesai dibangun, tahap selanjutnya adalah melakukan integrasi antara model dengan sistem, sehingga model yang telah dilatih dapat digunakan oleh pengguna melalui antarmuka aplikasi berbasis web.



Gambar 3.14 Halaman utama



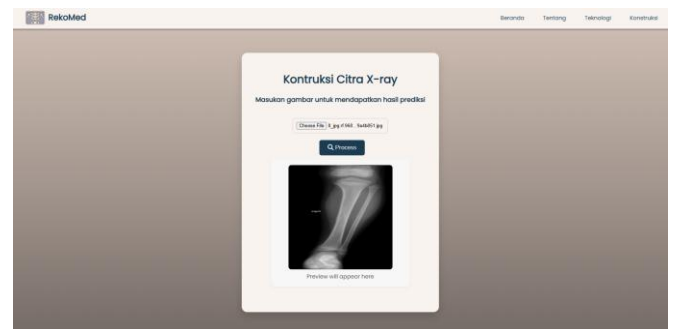
Gambar 3.15 Halaman konstruksi

Integrasi dilakukan dengan menghubungkan *backend* berbasis Flask yang menangani proses pemrosesan citra dan *inference* model, dengan *frontend* berbasis React.js yang menampilkan hasil pemrosesan kepada pengguna secara interaktif.

Aplikasi menampilkan tiga hasil utama pada antarmuka web, yaitu:

- Citra asli (*Original image*) – adalah citra asli yang belum di proses oleh sistem.
- Citra hasil peningkatan kualitas (*enhanced image*) – adalah citra hasil proses *image enhancement* (penyesuaian kontras lokal dengan CLAHE, kontras global, dan reduksi *noise* dengan *median* dan *gaussian blur*)
- Citra hasil deteksi – adalah citra hasil dari model YOLOv8 yang menampilkan area *healthy/fracture* dengan bounding box dan label prediksi.

Pengguna dapat mengunggah citra X-ray melalui halaman konstruksi, seperti yang terlihat pada gambar 3.13. Ketika pengguna menunggah file nya kedalam sistem, maka sistem akan menampilkan *preview* dari citra tersebut sebelum dilakukan pemrosesan lebih lanjut.

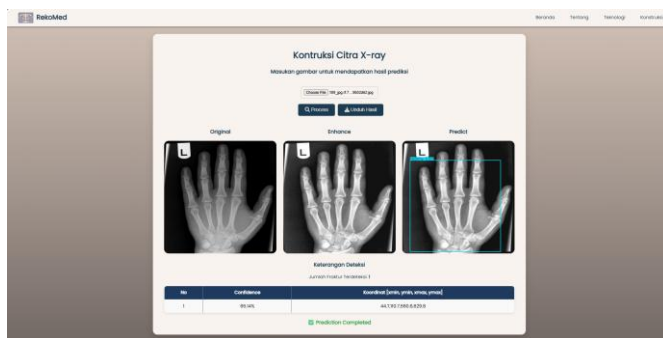


Gambar 3.16 Halaman Preview

Kemudian ketika pengguna menekan *button* “process”, data akan otomatis di proses, kemudian menunggu hasil pemrosesan sistem, hasilnya seperti yang terlihat pada gambar 3.14 dan 3.15.



Gambar 3.17 Hasil citra konstruksi (*fracture*)



Gambar 3.18 Hasil citra konstruksi (*healthy*)

Terlihat pada gambar 3.17 merupakan hasil citra yang terdeteksi sebagai *Fracture*, di mana sistem berhasil menandai area patahan tulang menggunakan *bounding box* berwarna dan label prediksi dari model YOLOv8. Sementara itu, pada gambar 3.18 ditampilkan hasil citra yang terdeteksi sebagai *Healthy*, yang menunjukkan kondisi tulang dalam keadaan normal tanpa adanya indikasi fraktur.

Hal ini menandakan juga bahwa sistem sudah mampu membedakan antara citra tulang yang mengalami keretakan/patah dan yang tidak secara otomatis dengan akurasi yang baik.

Selain itu, terdapat juga opsi bagi pengguna untuk mengunduh hasil citra yang telah diproses dalam format PDF lengkap dengan label kelas dan nilai akurasi model. Fitur ini dirancang untuk memudahkan pengguna dalam menyimpan, mendokumentasikan, serta membagikan hasil analisis citra *X-ray* secara praktis dan terstruktur.

File PDF yang dihasilkan berisi informasi penting, seperti nama file citra, hasil deteksi model (*Fracture* atau *Healthy*), nilai akurasi deteksi, serta visualisasi citra hasil pemrosesan yang telah diberi *bounding box* sesuai prediksi model. Dengan adanya fitur ini, hasil analisis tidak hanya dapat dilihat melalui antarmuka web, tetapi juga dapat dijadikan sebagai laporan pendukung dalam kegiatan penelitian atau evaluasi medis.

Hasil Konstruksi Citra X-ray

Proses konstruksi citra X-ray dilakukan untuk menghasilkan visualisasi hasil deteksi tulang berdasarkan model yang telah dilatih. Citra di bawah menunjukkan hasil akhir dari analisis sistem.

Jumlah Terdeteksi : 2

No	Confidence	Koordinat [xmin, ymin, xmax, ymax]
1	71.70%	193,404,4,345,4,491,3
2	71.83%	269,7265,1388,9,354,8

Hasil Deteksi Model YOLOv8



Model YOLOv8 berhasil mendeteksi adanya indikasi fraktur pada citra X-ray dengan tingkat persentase sebesar 71.70% | 71.83%.

Gambar 3.19 Hasil PDF dengan label *fracture*

Hasil Konstruksi Citra X-ray

Proses konstruksi citra X-ray dilakukan untuk menghasilkan visualisasi hasil deteksi tulang berdasarkan model yang telah dilatih. Citra di bawah menunjukkan hasil akhir dari analisis sistem.

Jumlah Terdeteksi : 1

No	Confidence	Koordinat [xmin, ymin, xmax, ymax]
1	85.14%	44,7,110,7,560,6,629,8

Hasil Deteksi Model YOLOv8



Model YOLOv8 mendeteksi bahwa kondisi tulang pada citra X-ray berada dalam keadaan sehat dengan tingkat keyakinan sebesar 85.14%.

Gambar 3.20 Hasil PDF dengan label *healthy*

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi pengolahan citra X-ray digital berbasis *Computer Vision* yang mampu melakukan peningkatan kualitas citra serta deteksi fraktur secara otomatis. Sistem yang dikembangkan memanfaatkan dua komponen utama, yaitu proses *image enhancement* untuk memperbaiki kualitas visual citra, dan model deteksi objek YOLOv8 untuk mengidentifikasi area fraktur pada tulang.

Penerapan teknik *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan reduksi *noise* terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas visual citra *X-ray*. Citra hasil pemrosesan menjadi lebih terang, memiliki kontras yang seimbang, dan detail struktur tulang lebih mudah diamati. Dengan demikian, proses *preprocessing* yang diterapkan mampu menghasilkan citra dengan kualitas yang optimal sebelum dilakukan tahap deteksi.

Sementara itu, hasil pengujian model YOLOv8 menunjukkan tingkat akurasi deteksi sebesar 94,26%, yang menandakan bahwa model memiliki performa sangat baik dalam membedakan citra tulang yang mengalami fraktur dan yang tidak. Nilai *precision* dan *recall* yang tinggi juga menunjukkan bahwa sistem jarang melakukan kesalahan dalam mengenali objek, baik berupa *false positive* maupun *false negative*.

Aplikasi ini tidak hanya mampu melakukan analisis secara otomatis, tetapi juga menyediakan antarmuka web interaktif yang memudahkan pengguna dalam mengunggah citra *X-ray*, melihat hasil peningkatan kualitas dan deteksi, serta mengunduh laporan hasil analisis dalam format PDF.

Selain sebagai alat bantu analisis awal pada citra *X-ray*, aplikasi ini memiliki potensi besar untuk dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem pendukung keputusan klinis berbasis web yang terintegrasi dengan sistem rumah sakit seperti *Picture Archiving and Communication System* (PACS). Dengan pengembangan lanjutan, sistem ini dapat diperluas untuk mendeteksi berbagai jenis kelainan lain seperti tumor, kelainan sendi, maupun penyakit tulang degeneratif dengan dukungan dataset yang lebih besar dan beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiyanta, N. E., Mulyadi, M., & Tanudjaja, H. (2021). Sistem Deteksi Kemurnian Beras berbasis Computer Vision dengan Pendekatan Algoritma YOLO. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 6(1), 51–55. <https://doi.org/10.30591/jpit.v6i1.2309>
- Dewi, S. (2024). Arus Jurnal Sains dan Teknologi (AJST) Analisis Sentimen Aplikasi WhatsApp berdasarkan Ulasan di. 2(2).
- Elmanisar, V., Sulastri, & Jusrial. (2024). Hubungan Filsafat Ilmu Terhadap Perkembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (IPTEK). *MISTER: Journal of Multidisciplinary Inquiry* in Science, Technology and Educational Research, 1, 538–548.
- Firanda, F. M., Milwandhari, S., & Putratama, V. (2021). Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika – Politeknik Pos Indonesia SISTEM INFORMASI PERJALANAN DINAS BERBASIS WEB (STUDI KASUS: DPRD KABUPATEN GARUT). 13(1), 15–20.
- Informatika, J., Suvi, L., Maknurah, J., & Safitri, L. M. (2023). Sistem Informasi Pemasaran Perumahan Green Pakis Regency Berbasis Web Web-Based Green Pakis Regency Residential Marketing Information System. 3(1), 29–39.
- Jumadi, J., Yupianti, Y., & Sartika, D. (2021). Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 10(2), 148–156. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i2.33636>
- Koetzier, L. R., Mastrodicasa, D., Szczykutowicz, T. P., van der Werf, N. R., Wang, A. S., Sandfort, V., van der Molen, A. J., Fleischmann, D., & Willemink, M. J. (2023). Deep Learning Image Reconstruction for CT: Technical Principles and Clinical Prospects. *Radiology*, 306(3). <https://doi.org/10.1148/radiol.221257>
- Kuliah, M., & Diloa, M. N. (n.d.). Pemodelan uml pendapatan pada arini laundry.
- Kurniawan, M. I. (2024). PENDETEKSI PENYAKIT PADA DAUN CENGKEH MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LIVE ONCE (YOLO). February, 4–6.
- Malik, A. A. (2023). Identifikasi Wajah Manusia menggunakan Yolo Frameworks dengan Metode Scale Modifier sebagai Preprocessing Secara Real Time. *Skripsi Jurusan Teknik Elektro Universitas Sultan Ageng Tirtayasa*, 1–20.
- Matondang, Z. A. (2021). PENERAPAN METODE CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION (CLAHE) PADA CITRA DIGITAL UNTUK MEMPERBAIKI GAMBAR X-RAY. 24–29.
- Nadhim, A., & Kurniadi, O. (2022). Konstruksi Citra Keluarga melalui Public Relation Organisasi. 508–515.
- Najjar, R. (2023). Redefining Radiology: A Review of Artificial Intelligence Integration in Medical Imaging. *Diagnostics*, 13(17). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13172760>

- Parvin, S., & Rahman, A. (2024). A real-time human bone fracture detection and classification from multi-modal images using deep learning technique. <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05588-7>
- Prasetyo, S., & Dewayanto, T. (2024). PENERAPAN MACHINE LEARNING, DEEP LEARNING, DAN DATA MINING DALAM DETEKSI KECURANGAN LAPORAN KEUANGAN - A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. 13, 1–12.
- Song, L., Sun, H., Xiao, H., Kit, S., Zhan, Y., & Ren, G. (2025). Arti fi cial intelligence for chest X-ray image enhancement. 6(December 2024), 61–68.
- Wang, Y., Guo, Y., Wang, Z., Yu, L., Yan, Y., & Gu, Z. (2024). Enhancing semantic segmentation in chest Xray images through image preprocessing: ps- KDE for pixel-wise substitution by kernel density estimation. PLoS ONE, 19(6 June), 1–17. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299623>