

BAB 1

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen skripsi ini yang berjudul Penerapan *Convolutional Neural Network* ResNet50 untuk Klasifikasi Citra X-Ray Tulang Retak.

1.1 Latar Belakang

Tulang merupakan organ keras yang termasuk dalam sistem rangka endoskeleton vertebrata. Fungsi tulang meliputi memberikan dukungan struktural, melindungi organ-organ dalam tubuh, memperbolehkan gerakan dengan menjadi tempat melekatnya otot, menyimpan mineral seperti kalsium dan fosfor (Standring, 2016). Salah satu cedera tulang yang cukup umum dan perlu diperhatikan adalah tulang retak. Tulang retak adalah gangguan pada kontinuitas tulang. Retak dapat disebabkan oleh trauma, tekanan berulang, atau kondisi patologis yang dapat melemahkan tulang. Diagnosis dan pengobatan yang tepat sangat diperlukan untuk memastikan proses penyembuhan dan pemulihan fungsi tulang (Van Noort & Gasthuis, 2015). Jika tidak dideteksi secara dini dan tepat, tulang retak berpotensi berkembang menjadi cedera yang lebih parah, sehingga membutuhkan diagnosis dan penanganan yang cepat dan akurat.

Dalam dunia medis, X-ray merupakan salah satu metode utama dalam mendeteksi cedera tulang. Teknik ini memungkinkan visualisasi struktur tulang secara cepat, tanpa prosedur invasif, dan biayanya relatif terjangkau. Namun, proses interpretasi citra X-ray secara manual tetap membutuhkan waktu dan ketelitian tinggi (Mujoomdar dkk, 2012). Karena itu, diperlukan adanya teknologi otomatis berupa kecerdasan buatan yang dapat membantu proses analisis, sehingga dapat membantu tenaga medis dalam mengambil keputusan secara lebih efisien dan akurat.

Dalam penelitian oleh Rokhana. dkk (2019), CNN diterapkan untuk mendeteksi patah tulang femur pada citra ultrasonik B-mode. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa desain arsitektur CNN tertentu mampu mencapai akurasi hingga 95,3% dalam mengklasifikasikan

kondisi tulang, mengungguli metode klasifikasi lainnya seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) . Meskipun penelitian tersebut menggunakan citra ultrasonik, hasilnya menunjukkan potensi besar CNN dalam analisis citra medis untuk deteksi patah tulang.

Pada penelitian oleh Hareendranathan. dkk. (2023) pendekatan *deep learning* menggunakan peta probabilitas tulang berbasis *ultrasound* terbukti efektif dalam mendeteksi patah tulang pergelangan tangan secara otomatis. Penelitian ini didorong oleh kekhawatiran terhadap paparan radiasi dari radiogram, khususnya pada anak-anak, sehingga digunakan *ultrasound* sebagai alternatif yang lebih aman dan sensitif terhadap patah tulang. Namun, interpretasi citra *ultrasound* memiliki tantangan karena sangat bergantung pada keahlian pembacanya. Untuk mengatasi hal ini, dikembangkan teknik *machine learning* berbasis *3D ultrasound* (3DUS) dengan menghasilkan peta probabilitas tulang menggunakan informasi *local phase* dari tiap frame citra. Data tersebut kemudian dianalisis sebagai urutan fitur menggunakan tiga varian *recurrent neural network* (RNN), yaitu *vanilla RNN*, *long short-term memory* (LSTM), dan *gated recurrent unit* (GRU). Model GRU memberikan kinerja paling seimbang dengan akurasi 87%, sementara LSTM mencapai akurasi tertinggi sebesar 90%. Pendekatan ini divalidasi pada 30 volume 3DUS dan menunjukkan hasil yang andal dibandingkan dengan penilaian radiologis ahli, sehingga berpotensi digunakan sebagai alat bantu diagnosis cepat di unit gawat darurat.

Salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra adalah ResNet50. Arsitektur ini dirancang untuk mengatasi permasalahan degradasi performa pada jaringan yang sangat dalam melalui penggunaan *residual connections*, sehingga memungkinkan pelatihan model yang lebih dalam tanpa kehilangan akurasi. Dalam konteks analisis citra medis, integrasi teknik *deep learning* canggih seperti ResNet50 telah membawa dampak signifikan dalam meningkatkan ketepatan dan efisiensi diagnosis. ResNet50 mampu mengekstraksi fitur-fitur kompleks dari citra medis secara otomatis, sehingga proses diagnosis menjadi lebih cepat dan objektif. Sanapala dkk. (2022) menegaskan bahwa penggunaan ResNet50 dalam diagnosis berbasis citra tidak hanya mengurangi beban kerja tenaga medis, tetapi juga dapat meningkatkan kualitas perawatan pasien secara keseluruhan. Dengan otomatisasi ini, teknologi berbasis

ResNet50 berpotensi mengubah standar layanan kesehatan menuju sistem yang lebih responsif, akurat, dan berorientasi pada pemulihan pasien yang lebih efektif.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah ini menunjukkan bagaimana cara untuk mengembangkan model klasifikasi citra X-ray untuk mendeteksi patah tulang menggunakan arsitektur CNN ResNet50 dengan optimasi *Hyperparameter*. Diharapkan model ini dapat membantu tenaga medis dalam mendiagnosis tulang retak dengan lebih cepat dan akurat, serta mengurangi beban kerja radiolog.

1.3 Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model klasifikasi citra X-ray guna mengklasifikasi tulang retak menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet50. Dengan mengoptimalkan *Hyperparameter* seperti jumlah *Dropout rate*, *learning rate*, dan ukuran *batch* menggunakan metode *gridsearch*, diharapkan model ini dapat meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan retak tulang pada citra X-ray. Evaluasi performa model akan dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan sensitivitas.

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi diagnosis retak tulang melalui analisis citra X-ray dengan bantuan model *deep learning*, sehingga dapat mendukung keputusan klinis yang lebih tepat. Selain itu, model ini dapat mengurangi beban kerja radiolog dengan menyediakan alat bantu dalam mendeteksi retak tulang. Penelitian ini juga menyediakan referensi metodologis bagi peneliti dan praktisi dalam pengembangan sistem klasifikasi citra medis menggunakan arsitektur CNN ResNet50 dan optimasi *Hyperparameter*. Dengan demikian, model ini berpotensi diterapkan di fasilitas kesehatan, khususnya di daerah dengan keterbatasan tenaga medis, untuk mempercepat proses diagnosis dan penanganan pasien dengan retak tulang.

1.4 Ruang Lingkup

Penelitian skripsi ini diperlukan adanya ruang lingkup agar skripsi yang dilakukan lebih terarah dan mencapai sasaran yang diharapkan. Ruang lingkup dalam skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset publik berjudul *Fracture Multi-Region X-ray Data* yang tersedia di platform Kaggle. Dataset ini terdiri dari citra X-ray tulang manusia yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori: *fractured* (tulang retak) dan *not fractured* (tidak retak). Dataset ini memiliki total 10.581 gambar yang terbagi ke dalam tiga subset: 9.246 gambar untuk pelatihan (*train*), 828 gambar untuk validasi (*validation*), dan 506 gambar untuk pengujian (*test*).
2. Citra X-ray yang diperoleh dari dataset mengalami proses *pre-processing image*, termasuk penyesuaian ukuran gambar menjadi 224×224 piksel, normalisasi piksel, dan augmentasi data seperti rotasi, *zoom*, dan *flip horizontal* untuk meningkatkan keragaman data pelatihan.
3. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) pada dataset ImageNet. Lapisan akhir dari model disesuaikan untuk tugas klasifikasi biner sesuai dengan kebutuhan penelitian ini.
4. Penelitian ini melakukan tuning *Hyperparameter* menggunakan metode *Random Search* dengan bantuan pustaka Keras Tuner. *Hyperparameter* yang disesuaikan meliputi tingkat *Dropout*, laju pembelajaran (*learning rate*), dan jenis *optimizer* (Adam atau SGD).
5. Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *loss*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Evaluasi dilakukan pada data validasi dan data pengujian untuk menilai performa model dalam mengklasifikasikan citra X-ray tulang retak.
6. Penelitian ini hanya fokus pada klasifikasi citra X-ray tulang retak dan tidak mencakup deteksi lokasi retakan atau klasifikasi jenis retakan.
7. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini tersedia di Kaggle dengan lisensi *Open Data Commons Attribution License* (ODC-By) v1.0, yang memungkinkan penggunaan, berbagi, dan modifikasi dataset dengan memberikan atribusi yang sesuai kepada pembuat dataset.

1.5 Sistematika Penulisan

Struktur penulisan dalam laporan ini dibagi menjadi lima bab utama yang membahas penelitian “Penerapan *Covolutional Neural Network* Resnet50 untuk Klasifikasi Citra X-ray

Tulang Retak”. Pembagian ini disusun dengan tujuan agar penulisan menjadi lebih sistematis dan mudah dipahami. Berikut adalah ringkasan singkat dari setiap bab yang dibahas.

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini menyajikan latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan skripsi.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menyajikan studi pustaka mengenai dasar teori yang digunakan dalam penelitian ini, meliputi konsep *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur ResNet50, prinsip *transfer learning*, teknik augmentasi citra, optimasi *Hyperparameter* menggunakan *GridSearch*, pembobotan kelas untuk menangani data tidak seimbang, metode evaluasi model klasifikasi seperti *confusion matrix* dan *classification report*, serta *tools* dan *library* yang mendukung implementasi model.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metodologi yang digunakan dalam penelitian, mencakup alur penelitian, pengumpulan dan pelabelan data citra X-ray tulang, *Pre-Processing Image* dan augmentasi data, pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji. Model klasifikasi dibangun menggunakan CNN ResNet50 dengan *transfer learning* dan *fine-tuning* sebagian *layer*. Optimasi *Hyperparameter* dilakukan secara sistematis menggunakan *GridSearch* untuk menentukan kombinasi terbaik dari *Dropout rate*, *learning rate*, dan *batch size*. Pembobotan kelas diterapkan untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Pelatihan model menggunakan *early stopping* untuk menghindari *overfitting*. Evaluasi dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, serta visualisasi *confusion matrix* menggunakan *library* TensorFlow dan Scikit-learn.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAAN

Bab ini menyajikan hasil eksperimen dari penerapan CNN ResNet50 dengan optimasi *Hyperparameter* menggunakan *GridSearch* pada klasifikasi citra X-ray tulang retak. Berisi analisis performa model berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan visualisasi *confusion matrix*. Pembahasan meliputi interpretasi hasil, perbandingan antara konfigurasi *Hyperparameter*,

pengaruh augmentasi dan pembobotan kelas, serta kendala dan solusi yang ditemukan selama proses pelatihan dan evaluasi model.

BAB V

PENUTUP

Bab ini menyampaikan kesimpulan dari penelitian berdasarkan hasil yang diperoleh serta saran untuk penelitian selanjutnya.