

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kanker paru-paru merupakan salah satu tantangan kesehatan global paling signifikan pada era modern. Menurut estimasi dari GLOBOCAN 2022, penyakit ini menjadi jenis kanker yang paling umum didiagnosis sekaligus penyebab utama kematian terkait kanker di seluruh dunia, dengan lebih dari 2,48 juta kasus baru dan 1,82 juta kematian tercatat pada tahun 2022 saja[1]. Tingkat prognosis yang kurang menguntungkan, bahkan di negara-negara dengan Indeks Pembangunan Manusia (HDI) yang tinggi, menegaskan urgensi untuk mengembangkan metode diagnostik dan prognostik yang lebih canggih dan akurat. Di antara berbagai subtipen histologis, lung adenocarcinoma merupakan yang paling prevalen, menjadikannya target prioritas dalam penelitian onkologi [2].

Penentuan stadium pada kanker paru secara universal berpedoman pada sistem klasifikasi TNM, yang mengevaluasi tiga parameter utama: ukuran dan ekstensi tumor primer (T), keterlibatan kelenjar getah bening regional (N), serta keberadaan metastasis jauh (M). Meskipun kriteria penahapan ini mengalami pemutakhiran berkala melalui panduan American Joint Committee on Cancer (AJCC), parameter N (Node) tetap menjadi komponen yang sangat relevan dan stabil dalam praktik klinis. Pada klasifikasi AJCC edisi ke-9, terdapat penyempurnaan signifikan pada kategori N2 yang kini didefinisikan secara lebih spesifik menjadi N2a dan N2b guna memberikan akurasi prognostik yang lebih baik [3]. Status kelenjar getah bening (N-stage) merupakan faktor krusial dalam menentukan strategi pengobatan dan memprediksi tingkat kelangsungan hidup pasien. Klasifikasi ini mempengaruhi keputusan terkait pengobatan lokal seperti bedah atau radioterapi, serta kebutuhan untuk terapi sistemik seperti kemoterapi atau imunoterapi. Saat ini, Computed Tomography (CT) Scan menjadi modalitas standar emas (gold standard) dalam diagnosis, staging, dan pemantauan kanker paru. Meskipun citra CT kaya akan informasi, analisis visual secara manual seringkali bersifat subjektif, dan bergantung pada pengalaman serta interpretasi radiologis yang dapat bervariasi. Oleh karena itu, interpretasi yang konsisten dan akurat menjadi tantangan dalam proses diagnosis kanker paru, terutama ketika menyangkut deteksi stadium lanjut atau metastasis kelenjar getah bening [4].

Pendekatan Radiomics hadir sebagai solusi dengan mentransformasikan citra medis menjadi data numerik kuantitatif untuk mengidentifikasi fenotipe tumor yang dapat memberikan informasi lebih mendalam. Melalui pengolahan fitur-fitur kuantitatif dari citra medis, Radiomics memungkinkan identifikasi pola-pola tersembunyi dalam gambar yang tidak dapat ditangkap oleh mata manusia, memberikan dasar yang lebih kuat bagi pembuatan keputusan medis [5]. Namun, penerapan model *artificial intelligence* pada data radiomik menghadapi dua tantangan utama.

Pertama, dataset medis seringkali memiliki dimensi fitur yang sangat tinggi, namun jumlah sampel yang terbatas (small sample size), yang berpotensi menyebabkan overfitting. Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur menggunakan PyRadiomics menghasilkan ratusan fitur (214 fitur), yang menuntut adanya metode seleksi fitur yang efektif, seperti mRMR, Boruta, atau LASSO, untuk mereduksi redundansi dan memilih fitur-fitur paling relevan. Pengurangan dimensi ini penting untuk menghindari masalah multikolinearitas dan meningkatkan kemampuan model dalam menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya [6].

Kedua, terdapat masalah ketidakseimbangan kelas (imbalanced data) yang signifikan antar tahapan kanker (N0, N1, N2), di mana kelas minoritas seringkali gagal dikenali oleh model. SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) diperlukan untuk menyeimbangkan distribusi data latih dan mencegah bias pada kelas mayoritas, yang pada gilirannya meningkatkan performa model dalam mengenali kelas minoritas yang sering kali lebih kritis, seperti N2 atau metastasis kelenjar getah bening yang lebih agresif. Tanpa pengaturan yang tepat, model yang dilatih pada data imbalanced berisiko hanya memfokuskan diri pada kelas mayoritas (misalnya N0) dan mengabaikan deteksi kunci untuk tahapan yang lebih berbahaya.

Penelitian ini mengintegrasikan teknik SMOTE dengan berbagai metode seleksi fitur untuk mengembangkan model klasifikasi N-Stage berbasis algoritma XGBoost, SVM, dan TabNet pada dataset TCGA-LUAD serta membandingkan dengan hasil yang tidak memakai SMOTE. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model klasifikasi yang lebih robust, yang dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam penentuan tahapan kanker paru-paru, serta memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem medis yang lebih efisien dan tepat sasaran.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini dirumuskan untuk menjawab serangkaian pertanyaan spesifik dan saling terkait berikut.

1. Bagaimana dampak penerapan teknik oversampling SMOTE terhadap kinerja model klasifikasi N-Stage pada dataset radiomik paru yang tidak seimbang?
2. Manakah metode seleksi fitur (*Filter Method*, *Wrapper Method*, atau *Embedded Method*) yang paling efektif dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi komputasi pada model klasifikasi?
3. Bagaimana perbandingan performa algoritma Ensemble Learning (XGBoost), Machine Learning konvensional (SVM), dan Deep Learning (TabNet) dalam mengklasifikasikan N-Stage Adenokarsinoma Paru?

1.3 Tujuan Penelitian

Selaras dengan rumusan masalah di atas, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menganalisis efektivitas teknik SMOTE dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan metrik evaluasi pada kelas minoritas.
2. Mengevaluasi dan membandingkan kinerja metode seleksi fitur *Filter Method*, *Wrapper Method*, dan *Embedded Method* untuk mendapatkan subset fitur radiomik yang paling relevan.
3. Mengembangkan dan membandingkan performa model klasifikasi XGBoost, SVM, dan TabNet untuk mendapatkan model terbaik dalam mendeteksi N-Stage kanker paru.

1.4 Urgensi Penelitian

Penelitian ini memiliki urgensi tinggi karena ketidakseimbangan data pada dataset medis seringkali menyebabkan kesalahan diagnosis pada kasus yang jarang terjadi (kelas minoritas), yang berakibat fatal bagi pasien. Selain itu, tingginya dimensi fitur radiomik tanpa seleksi yang tepat dapat menurunkan performa model. Menemukan kombinasi optimal antara teknik resampling, seleksi fitur, dan algoritma klasifikasi sangat penting untuk membangun sistem pendukung

keputusan klinis (Clinical Decision Support System) yang reliabel, non-invasif, dan objektif.

1.5 Luaran Penelitian

Luaran dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Laporan ilmiah yang memuat dokumentasi sistematis mengenai metodologi, hasil, analisis, serta kesimpulan penelitian yang berfungsi sebagai referensi bagi pengembangan studi di masa mendatang.
2. Pipeline pengembangan kecerdasan buatan (AI) untuk deteksi N-stage pada adenokarsinoma paru, yang melalui proses validasi diharapkan dapat menjadi instrumen pendukung pada instansi pelayanan kesehatan atau rumah sakit.

1.6 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan kontribusi pada literatur ilmu komputer dan informatika medis melalui analisis dampak penanganan data tidak seimbang (imbalanced data) berdimensi tinggi. Hasil pengembangan model ini berfungsi sebagai instrumen pendukung keputusan (second opinion) yang objektif bagi tenaga medis, khususnya radiolog dan onkolog. Implementasi model tersebut memungkinkan penentuan stadium kanker paru dilakukan secara non-invasif berdasarkan fitur radiomik yang tersedia. Melalui pendekatan ini, proses pengambilan keputusan klinis dapat dilakukan dengan lebih cepat serta memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi.

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA