

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) merupakan salah satu penyakit infeksi yang paling umum di dunia dan menjadi penyebab utama kunjungan ke fasilitas layanan kesehatan. Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) adalah salah satu penyakit yang memiliki dampak signifikan terhadap kesehatan masyarakat global. Secara global, ISPA masih menjadi penyumbang utama angka morbiditas dan mortalitas akibat penyakit menular[1]. Morbilitas adalah keadaan penyakit pada suatu individu atau penyakit, sedangkan mortalitas merujuk kepada kematian. Organisasi Kesehatan Dunia atau World Health Organization menyatakan bahwa sebanyak 6% dari total beban penyakit global merupakan penyakit infeksi pernapasan[2].

Di Indonesia, ISPA masih menjadi tantangan utama dalam kesehatan masyarakat, dengan prevalensi yang tinggi dan peningkatan kasus setiap tahunnya, terutama di daerah padat penduduk. Berdasarkan riskesdas tahun 2018, Indonesia memiliki prevalensi ISPA sebesar 9,3% menurut diagnosis tenaga kesehatan (nakes)[3]. Penyakit ini mencakup berbagai gangguan pernapasan seperti pneumonia, bronkitis, dan faringitis yang sering kali disebabkan oleh infeksi virus atau bakteri[4]. Penyakit ISPA dapat berasal dari beberapa faktor risiko seperti polusi udara, kebiasaan merokok, paparan asap industri, serta kondisi lingkungan yang buruk meningkatkan insiden penyakit ini. Di Indonesia, Kementerian Kesehatan RI mencatat bahwa ISPA masih menjadi salah satu penyakit dengan jumlah kasus tertinggi, terutama di daerah dengan tingkat polusi udara tinggi dan akses layanan kesehatan yang terbatas (Kementerian Kesehatan RI, 2020).

Penyebaran penyakit ISPA individu dapat mengarah menjadi kejadian epidemi, bahkan pandemi. Hal tersebut dapat memicu adanya kecemasan terhadap kesehatan publik[1]. Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) dapat menimbulkan berbagai gejala yang mengganggu aktivitas sehari-hari. Gejala yang sering muncul antara lain pilek, hidung tersumbat, batuk dahak, pusing, sakit tenggorokan, serta kesulitan menelan, dan gejala lainnya. Menurut Pelzman pada 2021, pada beberapa kasus ISPA dapat menyebabkan batuk dengan dahak berlebih, demam, kelelahan, sesak

napas, suara serak, nyeri otot (mialgia), dan rasa tidak nyaman atau lemah [5]. Jika infeksi menyerang saluran pernapasan bagian bawah, seperti trachea, bronkus, hingga alveolus, maka risiko berkembangnya bronkitis, pneumonia, atau infeksi lainnya menjadi lebih tinggi [6]. Kondisi ini dapat memperberat gejala dan berpotensi menyebabkan komplikasi yang lebih serius, terutama pada kelompok rentan seperti balita dan lansia.

Selain dampak signifikan terhadap kesehatan individu, ISPA juga memberikan beban besar pada sistem kesehatan. Tingginya angka perawatan, kebutuhan obat-obatan, keterbatasan fasilitas kesehatan, serta kebutuhan pendektesian sejak dini menjadi tantangan utama dalam penanganan penyakit ini. Berdasarkan Data Kementerian Kesehatan (kemenkes) dari tahun 2021 hingga 2023 tiap tahunnya pengidap ispa mengalami peningkatan yang drastis. Pada tahun 2021, jumlah kasus ISPA di Indonesia kurang dari 3.000 kasus. Pada tahun 2022, jumlah kasus ISPA meningkat menjadi 50.000-70.000 kasus, Pada tahun 2023, jumlah kasus ISPA mencapai 200.000 kasus[7]. Hal ini menunjukkan pentingnya pendektesian dini untuk pengidap ispa. Oleh karena itu, penggunaan teknologi berbasis machine learning untuk mendiagnosa ISPA sejak dini dapat menjadi solusi inovatif. Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan adalah penggunaan algoritma perkembangan dari Gradient Boosting, yaitu XGBoost, yang telah terbukti memiliki kinerja tinggi dalam analisis data medis untuk klasifikasi penyakit[8]. Hal yang membedakan XGBoost dengan gradient boosting yaitu terletak pada penambahan proses *weak learner*. Pada Gradient Boosting proses dilakukan secara berurutan, sedangkan XGBOOST melakukan proses secara *multi-threaded*, sehingga dalam hal tersebut, penggunaan CPU dapat dioptimalkan untuk meningkatkan kecepatan dan kinerja algoritma[9]. Akurasi model prediksi dan klasifikasi sering kali bergantung pada pemilihan parameter yang optimal. Dalam hal ini, dapat dilakukan optimasi menggunakan *Grey Wolf Optimizer* (GWO) untuk meningkatkan performa XGBoost dengan menyesuaikan parameter secara adaptif.

Penelitian sebelumnya terkait dengan penggunaan Grey Wolf Optimizer (GWO) yang dilakukan oleh Ahmad M. Karim (2021), dalam optimasi Sparse Autoencoders (SAE) untuk klasifikasi data ekspresi gen. GWO digunakan untuk mengoptimalkan parameter penting, seperti bobot (weights) dan biases pada

jaringan autoencoder. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari enam dataset ekspresi gen, yang meliputi Leukemia, Colon, Prostate, Lung, Gene Expression Cancer RNA-Seq, dan Leukemia2. Dalam penelitian awal tanpa optimasi, model SAE menghasilkan akurasi yang cukup baik namun tidak optimal. Kemudian, setelah penerapan algoritma GWO untuk mengoptimalkan parameter, hasilnya menunjukkan bahwa akurasi model meningkat secara signifikan. Perbandingan sebelum dan setelah optimasi menunjukkan bahwa GWO mampu meningkatkan efisiensi pelatihan dan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur yang relevan dari dataset yang kompleks dan berdimensi tinggi. Dan hasil lainnya yang dibahas yaitu perbandingan metode algoritma metaheuristik populer, seperti *Genetic Algorithms* (GA), *Particle Swarm Optimization* (PSO). Hasil menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan GWO memiliki kinerja yang lebih baik. Pada dataset Leukemia, GWO mencapai 99.02%, sementara GA dan PSO hanya mencapai 97.03% dan 96.03% [10].

Penelitian lainnya memiliki kaitan dengan metode hybrid *Grey Wolf Optimizer* (GWO) dan XGBoost yang telah dilakukan oleh Mohamad Ali dan Mohammad Hussein (2023), yang menerapkan algoritma XGBoost dan juga optimasinya untuk memprediksi atribut struktural dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 89 produk fiksator. Proses preprocessing dalam penelitian ini mencakup pengembangan model parametrik pada software CAD untuk mereplikasi berbagai fitur geometris produk, dan pemanfaatan metode analisis elemen hingga untuk menentukan parameter fisik seperti deformasi maksimum dan tegangan ekuivalen. Setelah tahap pengumpulan dan penyusunan dataset, dilakukan eksperimen untuk mengevaluasi kinerja model XGBoost dengan hyperparameter default, yang menghasilkan nilai mean absolute error (MAE) sekitar 0.213, mean squared error (MSE) sekitar 0.084, dan R-squared (R^2) sebesar 0.942. Setelah itu, dilakukan penerapan algoritma GWO untuk melakukan optimasi hyperparameter model XGBoost. Setelah optimasi, hasil menunjukkan bahwa MAE menurun menjadi 0.040, MSE menjadi 0.005, dan R^2 meningkat menjadi 0.997 [11]. Hal tersebut menandakan bahwa model yang dioptimalkan dengan GWO sangat meningkatkan akurasi dibandingkan dengan model yang tidak dioptimalkan. Perbandingan hasil sebelum dan setelah optimasi menunjukkan perubahan signifikan dalam performa

model. Dalam eksperimen ini, penerapan GWO tidak hanya meningkatkan akurasi tetapi juga mengurangi kesalahan prediksi yang menyebabkan keputusan yang lebih baik.

Penelitian lainnya, yang dilakukan oleh Hanie Asemi dan Nacer Farajzadeh (2025) yaitu tentang pengenalan emosi menggunakan sinyal EEG (Electroencephalography) dengan metode algoritma klasifikasi XGBoost yang dioptimalkan dengan menerapkan algoritma pemilihan fitur GWO (Grey Wolf Optimization), serta dibandingkan dengan metode SVM dan KNN [12]. Data yang digunakan berformat numerik. Preprocessing yang dilakukan yaitu data transformation dengan pengurangan resolusi sinyal dengan frekuensi sampling menjadi 128 Hz, penerapan filter band untuk menghasilkan pita frekuensi yang relevan, dan pemilihan 14 elektroda dari dataset EEG yang paling relevan untuk analisis. Kemudian dilakukan pengujian dengan 2 eksperimen, eksperimen pertama menguji kinerja masing-masing Algoritma klasifikasi SVM, KNN, XGBoost untuk menentukan fitur mana yang memberikan akurasi terbaik dalam pengenalan emosi dari dataset DEAP dan MAHNOB-HCI, eksperimen kedua berfokus pada penggunaan Algoritma GWO untuk pemilihan fitur dengan hybrid XGBoost. Hasil penelitian pengujian pertama memaparkan akurasi tertinggi untuk dimensi arousal dan valence sebelum pemilihan fitur mencapai sekitar 78.85% dan 79.02% untuk DEAP dengan kinerja XGBoost lebih baik dibandingkan KNN dan SVM dalam hal kecepatan dan akurasi. Kemudian pada pengujian kedua, setelah menerapkan algoritma GWO untuk pemilihan fitur, akurasi untuk dataset DEAP meningkat menjadi 89.08% untuk valence dan 89.63% untuk arousal. Untuk dataset MAHNOB-HCI, akurasi tertinggi setelah pemilihan fitur dengan GWO mencapai 82.29% untuk valence dan 84.94% untuk arousal. Hal tersebut membuktikan bahwa algoritma dapat dikatakan bekerja lebih baik daripada SVM dan KNN, kemudian penggunaan GWO sebagai optimasi juga dapat memberikan peningkatan akurasi yang lebih baik .

Melalui dari pandangan dan referensi dari penelitian terdahulu, dengan ini penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi atau diagnosa penyakit ISPA berbasis pembelajaran mesin dengan mengintegrasikan XGBoost dan Grey Wolf Optimizer (GWO). Model XGBoost akan dioptimalkan

menggunakan GWO untuk meningkatkan akurasi prediksi, yang akan dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasilnya akan dibandingkan dengan metode konvensional untuk menilai keunggulan pendekatan ini.

Dengan mengembangkan model prediksi yang lebih akurat dan efisien, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam meningkatkan sistem pendukung keputusan untuk deteksi dini ISPA. Dengan demikian, penelitian ini dapat menjadi referensi penting dalam penerapan kecerdasan buatan dalam dunia medis, khususnya dalam upaya mengetahui diagnose penyakit ISPA sejak dini.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang, maka dapat dibuat rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara penerapan *Grey Wolf Optimizer* pada *Xgboost* untuk mencari hyperparameter terbaik dalam klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA)?
2. Bagaimana perbandingan pengaruh penerapan *Grey Wolf Optimizer* pada *Xgboost* dalam klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA)?
3. Bagaimana hasil nilai parameter optimasi yang diperoleh dari *Grey Wolf Optimizer* dalam meningkatkan kinerja model *Xgboost* untuk klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA)?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian adalah sebagai berikut :

1. Mengetahui proses penerapan *Grey Wolf Optimizer* pada *Xgboost* untuk mencari hyperparameter terbaik dalam klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA).
2. Mengetahui pengaruh penerapan *Grey Wolf Optimizer* pada *Xgboost* dalam klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA).
3. Mengetahui hasil nilai parameter optimasi yang diperoleh dari *Grey Wolf Optimizer* dalam meningkatkan kinerja model *Xgboost* untuk klasifikasi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA)

1.4. Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dijelaskan, penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

a. Manfaat untuk bidang keilmuan

1. Memperluas wawasan dan pemahaman mengenai penerapan Grey Wolf Optimizer dalam mengoptimalkan metode klasifikasi XGBoost, khususnya dalam mendeteksi penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA).
2. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang ingin mengembangkan atau menerapkan metode serupa dalam bidang kesehatan dan diagnosis penyakit berbasis machine learning.

b. Manfaat untuk bidang Kesehatan

- Menyediakan metode pendukung bagi tenaga medis dalam mendiagnosis penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA) dengan lebih akurat menggunakan kombinasi Grey Wolf Optimizer dan XGBoost.
- Meningkatkan ketepatan diagnosis sehingga pasien dapat menerima penanganan dan pengobatan yang lebih sesuai sejak dini, membantu mengurangi risiko komplikasi.

c. Manfaat untuk masyarakat umum

1. Membantu masyarakat dalam mendapatkan diagnosis ISPA yang lebih cepat, sehingga dapat segera mengambil langkah pengobatan yang tepat.
2. Meningkatkan kesadaran masyarakat akan pentingnya deteksi dini penyakit ISPA, sehingga dapat mengurangi risiko penyebaran dan dampak jangka panjang bagi kesehatan.
3. Mendorong pemanfaatan teknologi dalam dunia medis, sehingga akses pelayanan kesehatan yang lebih baik dapat dirasakan oleh lebih banyak orang.

1.5. Batasan Masalah

1. Penelitian ini hanya berfokus pada penggunaan metode XGBoost sebagai teknik utama dalam membangun model klasifikasi, metode *Grey Wolf Optimizer* (GWO) sebagai optimasi parameter.

2. Parameter yang akan dioptimasi berupa parameter XGBoost yaitu learning_rate, max_depth, subsample, n_estimator, colsample_bytree, dan min_child_weight.
3. Data yang digunakan yaitu data rekam medis yang berasal dari Puskesmas Tembelang dan Puskesmas Sememi.
4. Proses klasifikasi diagnosa penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) dibagi ke dalam empat kategori, yaitu nasofaringitis akut, bronkitis akut, pneumonia, dan tonsilitis.

Halaman ini sengaja dikosongkan