

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kondisi masyarakat modern saat ini berada dalam proses berkelanjutan pada struktur sosial, ekonomi, dan budaya. Proses tersebut memicu peningkatan produktivitas, perubahan struktur sosial, nilai dan pola hidup masyarakat untuk memastikan dapat bersaing dalam persaingan berbagai bidang. Dalam prosesnya sering kali memicu perubahan pola aktivitas fisik dan pola diet. Lingkungan perkotaan yang padat dan sibuk sering memicu tingginya tingkat polusi dan stress psikososial akibat tekanan ekonomi. Selain itu, ketersediaan meningkatnya konsumsi berlebihan makanan olahan (*ultra-processed foods*) dengan kadar gula, garam, dan lemak yang dapat mengganggu kondisi kesehatan. Kombinasi faktor tersebut dapat menimbulkan berbagai masalah kesehatan yang berbahaya. Pola hidup tidak sehat, pola makan tidak teratur, istirahat minim, dan stres berlebih dapat menimbulkan berbagai masalah kesehatan jangka panjang. Kondisi tersebut dapat menyebabkan berbagai penyakit yang kompleks dan perlu penanganan medis yang lebih ekstra (Y. Li *et al.*, 2018). Salah satu risiko yang terjadi adalah kondisi pasien multimorbiditas.

Multimorbiditas adalah kondisi dimana pasien memiliki dua atau lebih kondisi medis secara bersamaan. Kondisi tersebut akan menimbulkan dampak buruk bagi pasien, dari segi kondisi kesehatan dan manajemen penyakit yang lebih kompleks, aktivitas fisik yang lebih terbatas, hingga meningkatkan biaya pengobatan (Rumawas dan Buchori, 2023). Selain itu, multimorbiditas dapat meningkatkan risiko kematian seseorang. Risiko multimorbiditas meningkat dalam

masyarakat lansia, masyarakat berpenghasilan rendah dan perubahan pola hidup yang tidak teratur (Chowdhury *et al.*, 2023).

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk mengetahui tingkat prevalensi pasien multimorbiditas di Indonesia. Berdasarkan penelitian Rumawas dan Buchori (2023) prevalensi multimorbiditas di Jakarta sebesar 60%. Sementara itu, Julianti *et al.* (2023) menjelaskan di penelitiannya bahwa 56,1% pasien mengalami multimorbiditas di Puskesmas Indapuri Aceh Besar. Penelitian Hussain *et al.* (2015) juga mengungkapkan bahwa rata-rata prevalensi multimorbiditas di Indonesia sebesar 35,7% dengan risiko lebih tinggi dialami pada pasien dengan jenis kelamin perempuan. Berdasarkan penelitian tersebut diketahui bahwa di berbagai wilayah Indonesia memiliki prevalensi yang tinggi mengenai pasien dengan kasus multimorbiditas. Penanganan dan pelayanan pasien perlu ditingkatkan untuk memberikan harapan sembuh bagi pasien serta dapat mencegah terjadinya komplikasi yang lebih parah.

Penanganan pasien pada pasien multimorbiditas perlu dilakukan dengan sangat teliti dan akurat, termasuk dalam melakukan diagnosis penyakit yang diderita pasien. Pengetahuan dan informasi dari diagnosis penyakit pasien akan menentukan langkah yang tepat dalam pengobatan dan penanganan pasien. Kesalahan dalam melakukan diagnosis penyakit dapat menimbulkan risiko yang lebih besar kepada pasien. Melalui perkembangan *machine learning* dan *artificial intelligence*, diagnosis penyakit dapat lebih cepat dan mudah (Shen *et al.*, 2019). Selain itu, klasifikasi penyakit dari tenaga medis bersifat subjektif karena adanya pengalaman dan pandangan klinis yang bervariasi sehingga hasil klasifikasi penyakit menjadi tidak konsisten. *Machine learning* dapat membantu dalam

mengklasifikasikan penyakit dengan lebih konsisten sehingga dapat membantu dan menjadi pedoman pihak tenaga medis (Cha *et al.*, 2021). Proses klasifikasi penyakit pada pasien multimorbiditas termasuk dalam jenis permasalahan klasifikasi *multi-label*. Klasifikasi *multi-label* merupakan pendekatan terhadap masalah klasifikasi yang memungkinkan setiap titik data ditetapkan ke lebih dari satu kelas pada saat yang sama (Pakrashi *et al.*, 2016). Berdasarkan hal tersebut dapat dikatakan bahwa pasien multimorbiditas disebut juga pasien dengan kasus *multi-label*.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi penyakit pada pasien dengan kasus *multi-label* adalah *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN). ML-KNN adalah metode dalam klasifikasi *multi-label* menggunakan metode *algorithm adaptation* dimana algoritma dan ide dasarnya mengadaptasi dari teknik *K-Nearest Neighbor* (KNN) (Zhang dan Zhou, 2014). KNN sendiri adalah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan kedekatan dari data *training* sebanyak k (Zhou *et al.*, 2013). Kedekatan tersebut dapat diukur dengan menggunakan berbagai metrik jarak, salah satunya adalah metrik jarak *Heterogeneous Euclidean-Overlap Metric* (HEOM). HEOM memungkinkan perhitungan jarak untuk tipe data kategorik dan numerik sehingga lebih fleksibel dalam penggunaannya. Berdasarkan hal tersebut, ML-KNN memungkinkan klasifikasi pada kasus *multi-label*, dimana hal tersebut sesuai dengan pasien multimorbiditas. Berbeda dengan KNN biasa yang hanya bisa mengklasifikasikan pasien ke dalam satu penyakit saja, ML-KNN dapat mengklasifikasikan pasien ke dalam beberapa penyakit secara langsung.

Hasil klasifikasi akan lebih akurat apabila menggunakan variabel fitur yang relevan. Dalam berbagai kasus, variabel fitur yang digunakan sering terlalu banyak

sehingga menyebabkan hasil yang tidak maksimal. *Feature selection* atau seleksi variabel fitur perlu digunakan mengurangi atribut-atribut yang akan diproses oleh metode klasifikasi, mempersingkat waktu eksekusi, dan meningkatkan ketepatan klasifikasi (Armaya, 2024). Salah satu metode seleksi variabel yang dapat digunakan adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO). PSO adalah algoritma optimasi yang terinspirasi dari perilaku sosial kawanan hewan, seperti burung yang disebut (*swarm*) dalam mencari makanan (Kusrahman *et al.*, 2020). Salah satu penelitian yang dilakukan Desai *et al.* (2019) mengemukakan metode PSO dengan mekanisme *local search* yang dapat digunakan untuk melakukan seleksi variabel fitur pada kasus *multi-label* dengan mengoptimalkan fungsi yang meminimalkan nilai *hamming loss* dan jumlah fitur dalam satu fungsi (*single objective*). Solusi dari PSO dalam seleksi variabel adalah posisi terbaik dari kawanan yang berisi subset fitur terpilih. Dalam prosesnya, *local search* digunakan jika saat proses melakukan iterasi PSO, posisi terbaik dari kawanan mengalami stagnasi. *Local search* dapat mengubah fitur yang tidak terpilih dalam posisi terbaik dari kawanan menjadi terpilih dan sebaliknya, hasilnya akan diperoleh kemungkinan posisi terbaik dari kawanan yang lebih baik sehingga dapat meningkatkan akurasi dan menyederhanakan model.

Kombinasi antara ML-KNN dan PSO diharapkan menghasilkan ketepatan klasifikasi untuk diagnosis penyakit yang maksimal. ML-KNN akan melakukan klasifikasi *multi-label* berdasarkan informasi dari tetangga terdekat. Data medis pasien yang digunakan sebagai variabel fitur dalam analisis klasifikasi, seperti hasil uji laboratorium, anamnesis, hingga pengecekan tanda vital pasien, seringkali menghasilkan jumlah variabel yang cukup banyak dan tidak berhubungan secara

langsung dengan penyakit pada variabel target. Kasus penggunaan variabel fitur yang relevan diperlukan dalam ML-KNN karena dapat mempengaruhi besar jarak antara data yang diukur hingga berdampak pada hasil klasifikasi. *Feature selection* menggunakan PSO akan memastikan bahwa variabel fitur yang digunakan dalam analisis sesuai dan dapat meningkatkan performa hasil klasifikasi dengan baik.

Kondisi pasien multimorbiditas bisa terjadi di lingkungan atau tempat pengobatan manapun di suatu daerah. Pasien multimorbiditas dapat memiliki kombinasi dari berbagai penyakit seperti stroke, jantung iskemik, gagal jantung, infeksi saluran kemih, demam tifoid, dan gagal ginjal. Penyakit tersebut adalah jenis penyakit yang memerlukan hasil pengecekan yang lebih kompleks dari penyakit lainnya, serta sering terjadi bersamaan dalam satu pasien sehingga disebut pasien multimorbiditas. Diperlukan berbagai pengecekan pada pasien sebelum memberikan suatu diagnosis yang spesifik, pengecekan yang biasa dilakukan seperti pengecekan glukosa sewaktu, anamnesis pasien, pengecekan tanda vital yang mencakup frekuensi nadi, frekuensi nafas, tekanan darah, dan tingkat kesadaran, serta uji laboratorium yang mencakup tes urine, darah rutin, kadar kreatinin, kadar ureum, dan kolesterol.

Penelitian terdahulu telah dilakukan oleh Rizkyani *et al.* (2022) mengenai klasifikasi *multi-label* menggunakan ML-KNN pada data statistik GLOBOCAN 2020 tentang kanker serviks. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasil performa terbaik adalah saat menggunakan $k=5$ dengan skor *hamming loss* sebesar 3,59%. Li dan Ou (2021) melakukan penelitian pada objek *research paper* menggunakan metode klasifikasi *multi-label* yaitu, *Decision Tree*, *Rank-SVM*, dan *problem transformation* KNN. Hasil menunjukkan bahwa ML-KNN menghasilkan

performa terbaik dibanding metode lainnya. Fitriani dan Yustanti (2022) melakukan penelitian pada data forum Q&A *platform* Kotakode untuk membandingkan penggunaan metode klasifikasi *multi-label* yaitu *problem transformation* dan *algorithm adaptation* dengan pendekatan KNN. ML-KNN adalah metode dengan *algorithm adaptation*, sementara itu pada *problem transformation* mengubah permasalahan *multi-label* menjadi *single-label* menggunakan *Label Powerset*, *Binary Relevance*, dan *Classifier Chain*, kemudian diselesaikan menggunakan KNN. Hasil menunjukkan bahwa metode *problem transformation label powerset*-KNN menunjukkan hasil terbaik. Penelitian tentang variasi ML-KNN dilakukan oleh Romero-del-Castillo *et al.*, (2022) dengan mengenalkan metode *Multi-Label Local k-Nearest Neighbors* (ML-localkNN). Metode tersebut menetapkan nilai *k* yang berbeda-beda untuk setiap data *training* dimana nilai *k* dioptimalkan secara lokal berdasarkan tetangga terdekat dari setiap data *training*. Hasil menunjukkan bahwa ML-localkNN dapat meningkatkan performa model dibanding model ML-KNN standar. Penelitian lain juga dilakukan oleh Zhang *et al.* (2017) dalam penggunaan *feature selection* menggunakan *PSO-based multi-objective* dengan metode ML-KNN. Hasil klasifikasi menunjukkan terdapat peningkatan performa model setelah dilakukan *feature selection* menggunakan *PSO-based multi-objective*.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, dilakukan penelitian untuk menerapkan metode ML-KNN dengan jarak HEOM dan *feature selection* menggunakan PSO yang dilengkapi dengan mekanisme *local search* dalam mengklasifikasikan penyakit pasien berdasarkan kondisi multimorbiditas. Selanjutnya, dilakukan evaluasi hasil klasifikasi untuk mengetahui kinerja

algoritma tersebut dalam memprediksi penyakit pasien dan berperan di bidang kesehatan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan sebelumnya, dapat diuraikan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN) dengan *feature selection* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dalam mengklasifikasikan pasien berdasarkan kondisi multimorbiditas?
2. Bagaimana evaluasi ketepatan hasil klasifikasi pada pasien berdasarkan kondisi multimorbiditas menggunakan metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN) dengan *feature selection* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO)?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Analisis klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN).
2. Jarak yang digunakan adalah metrik jarak *Heterogeneous Euclidean-Overlap Metric* (HEOM).
3. Nilai k yang digunakan pada penerapan metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN) pada penelitian ini adalah 3 hingga 10.
4. *Feature selection* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan mekanisme *local search*.
5. Tidak melakukan pengecekan dan penanganan terhadap *imbalanced data*.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang telah dijelaskan, dapat diuraikan tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN) dengan *feature selection* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dalam mengklasifikasikan pasien berdasarkan kondisi multimorbiditas.
2. Mengevaluasi ketepatan hasil klasifikasi pada pasien berdasarkan kondisi multimorbiditas menggunakan metode *Multi-Label K-Nearest Neighbor* (ML-KNN) dengan *feature selection* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO).