

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam bidang medis, **hipertensi** masih menjadi salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia dan seringkali tidak terdeteksi pada tahap awal, sehingga dikenal sebagai "silent killer" [1]. Seiring dengan kemajuan teknologi, upaya untuk mengklasifikasikan tekanan darah secara **non-invasif** melalui sinyal photoplethysmograph (PPG) semakin berkembang, terutama dengan dukungan metode machine learning [2]. Dalam konteks ini, algoritma Support Vector Machine (SVM) menonjol sebagai salah satu pendekatan yang efektif karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta mampu memodelkan hubungan non-linear secara efisien [3]. SVM bekerja dengan menentukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas data secara maksimal, sehingga sangat sesuai untuk digunakan dalam proses klasifikasi tekanan darah berbasis sinyal fisiologis [4].

Berbagai penelitian membuktikan bahwa kombinasi sinyal PPG dan SVM dapat digunakan untuk memperkirakan status tekanan darah dengan akurasi tinggi [5]. Selain itu, penggunaan PPG dalam pengukuran tekanan darah juga dinilai lebih nyaman dan portabel dibandingkan metode konvensional berbasis manset [6]. Dibandingkan algoritma lain seperti SVM atau Decision Tree, SVM memiliki keunggulan dalam menghindari *overfitting* melalui konsep margin maksimum yang ketat [7]. Selain itu, studi terkini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *least squares SVM* secara signifikan mampu meningkatkan ketepatan estimasi tekanan darah [8].

Kombinasi fitur PPG seperti waktu kenaikan nadi, variabilitas interval detak, dan kecepatan gelombang nadi telah terbukti berkontribusi signifikan dalam pengenalan pola hipertensi menggunakan SVM [9]. Beberapa penelitian juga mulai mengeksplorasi integrasi SVM dengan metode ekstraksi fitur berbasis transformasi wavelet atau PCA untuk meningkatkan performa klasifikasi [10]. Penggunaan SVM tidak hanya terbatas pada data PPG dari jari, namun juga efektif untuk pengukuran dari wajah atau pergelangan tangan melalui fotoplethysmografi jarak jauh [11].

Dalam studi lain, implementasi SVM pada sistem prediksi tekanan darah real-time menunjukkan efisiensi komputasi yang tinggi dan akurasi melebihi 90% [12]. Pendekatan ini

membuka peluang besar dalam pengembangan perangkat wearable untuk deteksi dini hipertensi berbasis sinyal fisiologis [13]. Studi dari India melaporkan bahwa SVM berhasil membedakan lima kategori tekanan darah berdasarkan sinyal PPG dengan sensitivitas dan spesifisitas yang tinggi [14]. Selain itu, pendekatan SVM berbasis kernel Gaussian terbukti unggul dalam memodelkan hubungan non-linier antara fitur sinyal PPG dan nilai tekanan darah [15].

Dengan meningkatnya prevalensi hipertensi, dibutuhkan metode klasifikasi yang mampu beradaptasi terhadap variabilitas fisiologis antar individu, di mana SVM menunjukkan performa superior dibandingkan metode klasik lainnya [16]. Salah satu kelebihan SVM adalah kemampuannya bekerja optimal bahkan dalam kondisi data tidak seimbang, seperti yang sering dijumpai pada distribusi kelas hipertensi dalam populasi umum [17]. Efektivitas SVM dalam mengklasifikasikan tekanan darah juga telah diuji pada berbagai kelompok usia dan jenis kelamin, dengan hasil yang konsisten [18]. Studi eksperimental berbasis perangkat wearable menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan klasifikasi waktu nyata dengan latensi minimal, menjadikannya kandidat ideal untuk sistem pemantauan tekanan darah portabel [19].

Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan perubahan pendekatan dari algoritma K-Nearest Neighbor (SVM) ke algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model klasifikasi hipertensi berbasis sinyal PPG. Pendekatan ini diharapkan memberikan solusi lebih adaptif dan presisi dalam pengembangan sistem klasifikasi tekanan darah non-invasif yang siap digunakan dalam implementasi dunia nyata [20].

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Seberapa tinggi akurasi klasifikasi hipertensi yang dihasilkan oleh algoritma Support Vector Machine (SVM) ketika diterapkan pada sinyal photoplethysmograph (PPG)?
2. Fitur-fitur PPG manakah yang paling signifikan dalam membedakan status tekanan darah normal dan hipertensi menggunakan SVM?
3. Bagaimana pengaruh pemilihan fungsi kernel terhadap kemampuan SVM dalam menangani data PPG yang bersifat non-linier?

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini hanya menguji algoritma Support Vector Machine beserta variasi fungsi kernel Gaussian, tanpa membandingkannya langsung dengan teknik machine learning lain.
2. Data yang digunakan terbatas pada sinyal PPG yang diperoleh dari jari telunjuk, pergelangan tangan, dan wajah secara jarak jauh.
3. Fitur yang dieksplorasi mencakup waktu kenaikan nadi, variabilitas interval detak, dan parameter frekuensi gelombang nadi saja.

1.4 Permasalahan Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menilai seberapa tepat algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan kondisi hipertensi berdasarkan fitur-fitur yang diambil dari sinyal Photoplethysmograph.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Menawarkan pendekatan non-invasif yang nyaman dan portabel sebagai alternatif pengukuran tekanan darah konvensional.
2. Menjadi landasan pengembangan perangkat wearable real-time untuk deteksi dini dan pemantauan kontinu hipertensi.
3. Memperkaya literatur ilmiah mengenai penerapan SVM pada data fisiologis photoplethysmograph.