

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan merupakan masalah kompleks di Indonesia, meskipun Indonesia kaya akan sumber daya alam dan memiliki potensi ekonomi yang besar. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), pada September 2024, jumlah penduduk miskin mencapai 24,06 juta orang, turun 1,16 juta orang dari Maret 2024 dan 1,84 juta orang dari Maret 2023. Persentase penduduk miskin juga menurun menjadi 8,57%, dengan penurunan di perkotaan menjadi 6,66% dan perdesaan menjadi 11,34%. Garis Kemiskinan tercatat sebesar Rp595.242,00 per kapita per bulan, dengan 74,50% berasal dari komponen makanan. Meskipun ada kemajuan, upaya penanggulangan kemiskinan perlu ditingkatkan untuk mengatasi kesenjangan dan memastikan akses kebutuhan dasar seperti pangan, pendidikan, dan Kesehatan[1].

Sebagai upaya pemerintah dalam mengurangi kemiskinan, berbagai program bantuan sosial telah diluncurkan untuk membantu masyarakat miskin. Beberapa program yang telah diterapkan antara lain Bantuan Langsung Tunai (BLT), Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT), Program Indonesia Pintar (PIP), dan Program Keluarga Harapan (PKH) [1]. BLT diberikan kepada keluarga miskin sebagai bantuan tunai langsung dalam kondisi tertentu, seperti saat terjadi krisis ekonomi atau pandemi. BPNT bertujuan untuk meningkatkan ketahanan pangan masyarakat miskin melalui distribusi bantuan dalam bentuk kartu elektronik yang dapat digunakan untuk membeli bahan pokok di e-warong. PIP memberikan bantuan biaya pendidikan bagi anak-anak dari keluarga kurang mampu agar mereka dapat terus bersekolah dan mengurangi angka putus sekolah. Sementara itu, PKH merupakan program bantuan sosial bersyarat yang menargetkan keluarga miskin dengan syarat tertentu, seperti memiliki anak sekolah, ibu hamil, atau lansia dalam rumah tangga

Program Keluarga Harapan (PKH) merupakan program bantuan sosial bersyarat yang ditujukan bagi masyarakat tidak mampu. Menurut Peraturan Menteri Sosial (Permensos) RI No. 1 Tahun 2018, PKH adalah program bersyarat yang memberikan bantuan sosial kepada keluarga atau individu miskin dan rentan yang terdaftar dalam data terpadu program penanggulangan kemiskinan. Data tersebut

diolah oleh pusat data dan informasi perlindungan sosial serta ditetapkan sebagai penerima PKH. Program ini mencakup komponen pendidikan, kesejahteraan sosial, dan kesehatan sebagai bagian dari kriteria bantuan [2]. Dalam jangka pendek, PKH meringankan beban rumah tangga, sementara dalam jangka panjang, program ini menjadi investasi untuk meningkatkan kesehatan dan pendidikan generasi mendatang, mendukung pengembangan sumber daya manusia.

Program Keluarga Harapan (PKH) telah dicanangkan oleh pemerintah sejak tahun 2007 dan mulai dilaksanakan di Kabupaten Lamongan pada tahun 2013. Pada akhir tahun 2015, program ini berhasil diimplementasikan di seluruh kecamatan di Kabupaten Lamongan. Namun, di Desa Cangkring, Kecamatan Bluluk, Kabupaten Lamongan, pelaksanaan PKH masih menghadapi berbagai kendala. Salah satunya adalah pemilihan penerima bantuan yang seringkali tidak tepat sasaran karena prosesnya masih bersifat subjektif, mengandalkan musyawarah, dan menggunakan metode manual tanpa perhitungan matematis. Hal ini mengakibatkan kesalahan dalam menentukan penerima bantuan serta membutuhkan waktu yang lebih lama[3].

Untuk mengatasi tantangan tersebut, pemanfaatan teknologi analisis data dan kecerdasan buatan menjadi solusi yang dapat diterapkan[4]. *Machine learning*, sebagai cabang dari kecerdasan buatan, memungkinkan sistem untuk belajar dari data historis dan membuat prediksi yang lebih akurat berdasarkan pola yang ditemukan. Dalam konteks seleksi penerima bantuan sosial, *Machine Learning* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan calon penerima bantuan berdasarkan berbagai indikator, seperti tingkat pendapatan, jumlah tanggungan, kondisi kesehatan, dan aset yang dimiliki, tanggungan Pendidikan, termasuk dalam jaringan penerima bantuan sosial, memiliki tanggungan ibu hamil dan disabilitas berat.[5]

Metode *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu teknik klasifikasi yang banyak digunakan dalam *machine learning* karena kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan bekerja dengan baik pada data berdimensi tinggi. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan kelas - kelas dalam data dengan margin terbesar[6]. Namun, dalam beberapa kasus, SVM dapat mengalami kesulitan jika data tidak sepenuhnya

terpisahkan secara linier atau memiliki ketidakseimbangan kelas yang tinggi seperti halnya pada penelitian sebelumnya, metode *Support Vector Machine* (SVM) juga digunakan untuk klasifikasi penerima bantuan PKH yang ada di Desa Cisarua, Jawa Barat. Data yang digunakan mencakup jumlah anggota keluarga, jumlah pengeluaran per bulan, jumlah pendapatan per bulan, luas aset tanah yang dimiliki, dan luas rumah tinggal. Namun akurasi yang diberikan belum maksimal [7]. Oleh karena itu, penggunaan metode *ensemble learning* menjadi solusi karena pada penelitian sebelumnya mendapatkan hasil akurasi yang baik [8]. Sehingga dapat diterapkan untuk meningkatkan hasil akurasi metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi penerima bantuan Program Keluarga Harapan.

Ensemble learning adalah teknik dalam *machine learning* yang menggabungkan beberapa model yang disebut *weak learners* untuk menciptakan model yang lebih kuat dan akurat. Teknik ini bekerja dengan memanfaatkan kekuatan dari berbagai model untuk meningkatkan akurasi prediksi[9]. Beberapa metode *ensemble learning* yang populer antara lain *Bagging*, *Boosting*, dan *Stacking*. *Bagging* (*Bootstrap Aggregating*) seperti Random Forest, bekerja dengan melatih beberapa model secara paralel pada subset data yang diambil secara acak, lalu menggabungkan hasilnya melalui voting atau rata-rata untuk mengurangi variansi. Kemudian *Boosting*, seperti *Adaptive Boosting*, *Gradient Boosting*, dan *XGBoost*, melatih model secara berurutan, di mana model berikutnya lebih fokus pada kesalahan model sebelumnya, sehingga meningkatkan performa terutama pada data yang sulit diklasifikasikan. *Stacking* mengombinasikan prediksi dari beberapa model untuk menghasilkan prediksi akhir yang lebih optimal. Dengan pendekatan ini, algoritma *ensemble* seringkali menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan model tunggal, terutama dalam kasus klasifikasi dan regresi yang kompleks. Dalam penelitian ini, *Adaptive Boosting* menjadi pilihan yang tepat untuk meningkatkan kinerja klasifikasi[10].

Adaptive Boosting adalah salah satu teknik *boosting* yang paling umum digunakan. Algoritma ini bekerja dengan memberi bobot lebih besar pada data yang sulit diklasifikasikan dalam iterasi sebelumnya, sehingga model menjadi lebih fokus pada kesalahan yang terjadi. Dengan menggabungkan prediksi dari beberapa model lemah atau *weak learners*, *Adaptive Boosting* membentuk model yang lebih

kuat dan akurat[11]. Kelebihan utama *Adaptive Boosting* dibandingkan *Gradient Boosting* dan *LightGBM* adalah implementasinya yang lebih sederhana dengan sedikit parameter tuning, kemampuannya dalam menangani data yang sulit diklasifikasikan dengan memberikan bobot lebih besar, serta efisiensi komputasi yang lebih tinggi sehingga cocok untuk lingkungan dengan sumber daya terbatas[12].

Dengan penerapan teknologi *machine learning*, khususnya metode *Support Vector Machine* yang dikombinasikan dengan algoritma *Adaptive Boosting*, proses seleksi penerima bantuan dapat ditingkatkan secara signifikan. Hal ini akan mendukung kebijakan pemerintah dalam mengurangi angka kemiskinan secara lebih tepat sasaran dan berkelanjutan, sehingga manfaat dari program sosial benar-benar dirasakan oleh masyarakat yang membutuhkan[13].

Berdasarkan penelitian sebelumnya tentang Analisis Optimasi SVM, Decision Trees, dan Neural Network dengan *Adaptive Boosting* dan Bagging pada dataset Bank Marketing UCI menggunakan *percentage split* 80% *train* dan 20% *test*, *Adaptive Boosting* meningkatkan akurasi SVM (88.93% → 89.10%), Decision Trees (90.24% → 90.36%), dan Neural Network (88.53% → 88.61%), sedangkan Bagging lebih efektif untuk Decision Trees (90.55%) dan Neural Network (90.38%) tetapi tidak berdampak pada SVM. Parameter model yang digunakan meliputi *Adaptive Boosting* (SVM stabil di iterasi ke-10, Decision Trees ke-500, Neural Network ke-10) dan Bagging (Decision Trees ke-90, Neural Network ke-110, SVM tidak meningkat)[14].

Berdasarkan penelitian sebelumnya yaitu mengklasifikasikan nasabah potensial menggunakan *Ensemble Least Square Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting* pada dataset Bank Marketing UCI (41.118 data, dinormalisasi menjadi 9.280 data). Dengan pembagian data 74.24% latih dan 18.56% uji, serta pemilihan fitur menggunakan *Information Gain*, penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Ensemble LS-SVM* dengan *Adaptive Boosting* mencapai akurasi 95.15%, sensitivitas 92.93%, dan spesifisitas 97.61%, mengungguli SVM (94.23%) dan LS-SVM (94.72%)[15]. Model ini efektif menangani data tidak seimbang dengan

pembobotan ulang dan pelatihan ulang, meskipun jumlah iterasi perlu dioptimalkan lebih lanjut.

Berdasarkan penelitian sebelumnya pada Diagnosa *Chronic Kidney Disease* dengan menerapkan kernel *linear* dan *Adaptive Boosting* pada metode Support Vector Machine. Dengan membandingkan hasil akurasi dari metode Support Vector Machine, Support Vector Machine + kernel *linear*, dan Support Vector Machine + kernel *linear* + *Adaptive Boosting*. Hasilnya saat menggunakan metode Support Vector Machine dengan menambahkan kernel *linear* dan *Adaptive Boosting* mendapatkan hasil akurasi tertinggi yakni sebesar 99.5% [8]

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan untuk melakukan Klasifikasi Penerima Bantuan Program Keluarga. Lalu menggunakan dataset yang diperoleh dari Desa Cangkring Kecamatan Bluluk Kabupaten Lamongan yang berjumlah 755 data dengan menggunakan Metode *Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting*.

1.2 Rumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Proses seleksi penerima bantuan Program Keluarga Harapan (PKH) di Desa Cangkring, Kabupaten Lamongan, masih dilakukan secara manual dan subjektif. Hal ini menyebabkan ketidakakuratan dalam menentukan penerima bantuan, sehingga bantuan seringkali tidak tepat sasaran. Metode manual yang digunakan rentan terhadap kesalahan, memakan waktu lama, dan kurang efisien. Pada penelitian sebelumnya, metode klasifikasi *Support Vector Machine* tidak dapat bekerja secara optimal. *Support Vector Machine* memiliki keterbatasan dalam menangani data yang memiliki ketidakseimbangan kelas, sehingga diperlukan pendekatan tambahan untuk meningkatkan performa klasifikasi.

1.2.2 Solusi Permasalahan

Untuk mengatasi keterbatasan *Support Vector Machine*, diterapkan metode *Adaptive Boosting* sebagai teknik yang mampu meningkatkan performa klasifikasi. *Adaptive Boosting* bekerja dengan memberikan bobot lebih besar pada data yang sulit diklasifikasikan, sehingga model menjadi lebih fokus pada kesalahan yang

terjadi. Kombinasi *Support Vector Machine* dan *Adaptive Boosting* diharapkan dapat meningkatkan akurasi, dan mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam data. Dengan demikian, proses seleksi penerima bantuan dapat dilakukan secara lebih objektif, akurat, dan tepat sasaran.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Berapa nilai kinerja metode *Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting* yang diukur melalui *matrix* evaluasi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penerima bantuan yang diperoleh dari 6 dusun yang ada di Desa Cangkring Kecamatan Bluluk Kabupaten Lamongan yang berjumlah 755 data, dengan sebaran 276 data menerima dan 479 data tidak menerima.
2. Fitur dalam dataset yang digunakan ada 9, yaitu Jumlah anggota keluarga, Jumlah pengeluaran perbulan, Jumlah pendapatan perbulan, Luas aset tanah, Luas rumah tinggal, Termasuk kedalam Keluarga pra Sejahtera, Memiliki tanggungan Pendidikan, Memiliki tanggungan ibu hamil, dan Memiliki keluarga disabilitas.
3. Hasil klasifikasi dibagi ke dalam dua kelas, yaitu kelas menerima dan tidak menerima.
4. Metode yang digunakan adalah *Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting*

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan metode *Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting* guna meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses seleksi penerima bantuan PKH. Penelitian ini juga bertujuan mengevaluasi pengaruh *Adaptive Boosting* terhadap performa klasifikasi *Support Vector Machine* melalui *matrix* evaluasi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

1.4.2 Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah untuk memastikan penerima bantuan Program Keluarga Harapan, khususnya di Desa Cangkring Kecamatan Bluluk Kabupaten Lamongan tepat sasaran bagi masyarakat miskin yang membutuhkan. Serta meningkatkan akurasi dan efisiensi seleksi penerima bantuan PKH melalui penerapan metode berbasis *Machine Learning*.

1.5 Sistematika Penulisan

Uraian singkat tentang isi masing-masing bab pada alur penulisan skripsi sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bagian ini, dijelaskan mengenai latar belakang penelitian, permasalahan yang akan diselesaikan, tujuan dan manfaat penelitian, serta batasan-batasan penelitian. Pendahuluan harus mampu mempertegas kebutuhan dan pentingnya penelitian yang dilakukan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini, dijelaskan mengenai landasan teori yang digunakan sebagai dasar dalam penyusunan penelitian ini. Beberapa materi yang akan dibahas, serta penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini, dijelaskan mengenai analisis dan perancangan sistem secara keseluruhan yang telah dilakukan, dataset yang digunakan, arsitektur sistem, serta arsitektur untuk pelatihan dan pengujian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini berisi pembahasan atau penjelasan yang lebih rinci mengenai implementasi *Support Vector Machine* dengan *Adaptive Boosting* untuk klasifikasi penerima bantuan Program Keluarga Harapan di Desa Cangkring Kecamatan Bluluk Kabupaten Lamongan yang telah diusulkan pada bab sebelumnya dan hasil pengujian dari model yang dihasilkan. Pengujian dilakukan untuk mengukur seberapa tepat model dalam menghasilkan output dengan skenario uji yang diusulkan.

BAB V PENUTUP

Bab ini menyajikan rangkuman atau kesimpulan dari implementasi yang telah dilakukan, serta saran rekomendasi agar penelitian ini bisa dikembangkan pada penelitian mendatang.