BABI

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital yang pesat telah mengubah berbagai bidang, terutama perdagangan yang telah beralih dari transaksi jual beli dari konvensional ke sistem *online*. Konsumen kini dapat berbelanja lebih praktis melalui *marketplace* dan *E-commerce* yang dilengkapi fitur seperti filter pencarian, estimasi pengiriman, dan ulasan produk [1]. Seiring pertumbuhan transaksi digital, metode pembayaran *online* juga terus berkembang signifikan. Kemajuan dalam teknologi finansial (*fintech*) telah memberikan masyarakat lebih banyak pilihan pembayaran yang fleksibel di berbagai *marketplace* [2]. Saat ini, pengguna dapat memilih berbagai metode pembayaran, mulai dari transfer bank dompet digital (*e-wallet*), dan *Paylater* [3]. Sejak tahun 2018, teknologi *Paylater* diperkenalkan sebagai inovasi baru dalam sistem pembayaran *E-commerce* dan *marketplace*, yang semakin populer di kalangan masyarakat. Penggunaan *Paylater* pengguna dapat bertransaksi terlebih dahulu dan melunasinya di kemudian hari, sehingga memberikan kemudahan serta fleksibilitas dalam berbelanja secara digital [4].

Perkembangan *Paylater* di Indonesia tak lepas dari kolaborasi strategis antara perusahaan *fintech* dan *platform E-commerce*. *E-commerce* pertama yang memperkenalkan *Paylater* di Indonesia adalah Traveloka, yang menggandeng perusahaan *fintech* PT Dana Pasar Pinjaman [5]. Seiring dengan perkembangannya, semakin banyak perusahaan *E-commerce* yang mengadopsi teknologi ini, menjadikannya semakin dikenal luas oleh masyarakat. Antusiasme masyarakat terhadap *Paylater* terbukti dengan pertumbuhan jumlah penggunanya yang terus meningkat dari tahun ke tahun [6]. Berdasarkan data Otoritas Jasa Keuangan (OJK) pada gambar 1.1, jumlah kontrak pembiayaan *Paylater* di Indonesia mencapai 79,92 juta pada tahun 2023, melonjak drastis dibandingkan hanya 4,63 juta kontrak pada tahun 2019. Pertumbuhan rata-rata tahunan mencapai 144,35%. Hingga Maret 2024, *outstanding* piutang

pembiayaan *Paylater* tercatat sebesar Rp6,13 triliun, meningkat 23,90% secara tahunan (*year-on-year*), yang mencerminkan minat tinggi masyarakat terhadap sistem pembayaran ini. Menurut Agusman, Kepala Eksekutif Pengawasan Lembaga Pembiayaan OJK, kinerja *Paylater* diproyeksikan akan terus meningkat seiring dengan perkembangan teknologi yang semakin mempermudah transaksi belanja *online*[7]. Pertumbuhan ini juga didorong oleh sejumlah faktor, seperti kemudahan akses, fleksibilitas pembayaran, proses pendaftaran yang cepat, serta promo menarik yang ditawarkan [8]. Selain itu, rendahnya tingkat kepemilikan kartu kredit menjadikan *Paylater* sebagai alternatif kredit yang lebih praktis bagi masyarakat [9].



Gambar 1. 1 Pertumbuhan Penggunaan Paylater Di Indonesia Sumber : [7]

Kemudahan akses layanan Paylater memberikan kenyamanan bertransaksi [8]. Namun, penggunaan tidak bijak dapat mendorong perilaku konsumtif dan pembelian impulsif, sehingga menimbulkan akumulasi utang tanpa perencanaan keuangan matang, keterlambatan pembayaran, penumpukan bunga yang menyebabkan tekanan dari penyedia layanan seperti panggilan dan pesan berulang hingga penyebaran informasi tunggakan [4]. Fenomena ini menimbulkan beragam opini pada masyarakat yang mendukung maupun menentang Paylater sebagai metode pembayaran alternatif [10]. Memahami opini masyarakat sangat penting untuk mengkaji dampak sosial dan ekonomi layanan Paylater, dengan meneliti sentimen pengguna dan non-pengguna, dapat diketahui pola konsumsi, literasi keuangan, dan kesadaran risiko [9].

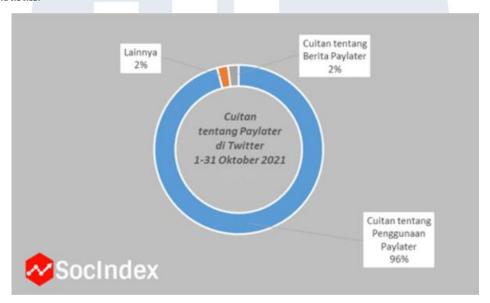
Pemahaman ini membantu regulator merumuskan kebijakan adaptif, penyedia layanan mengembangkan produk bertanggung jawab, serta masyarakat mengambil keputusan finansial lebih bijak [11].

Media sosial merupakan sebuah *platform* di mana masyarakat menyampaikan dan membagikan opini, pengalaman, serta perasaan mereka tentang suatu layanan [12]. Salah satu *platform* media sosial yang populer digunakan untuk menyuarakan pendapat adalah X [13]. Berdasarkan data *Similarweb* yang dapat dilihat pada gambar 1.2, X menempati peringkat ke-5 situs terpopuler di Indonesia, dengan rata-rata 149 juta kunjungan bulanan, durasi kunjungan 15 menit 52 detik, dan 19,67 halaman dibuka per sesi tertinggi di antara semua situs [14]. Tingginya tingkat kunjungan bulanan dan durasi menjadikan X sebagai salah satu *platform* media sosial yang banyak digunakan masyarakat untuk menyampaikan berbagai pendapat [15].



Topik mengenai layanan *Paylater* menjadi salah satu isu yang ramai diperbincangkan di media sosial X(Twitter), seiring meningkatnya adopsi layanan keuangan digital di masyarakat. Berdasarkan data dari SocIndex pada gambar 1.3, selama periode 1–31 Oktober 2021, Sekitar 96,00% dari cuitan tersebut berisi tentang pengalaman dan penggunaan layanan *Paylater* secara langsung, sementara 02,00% membahas berita terkait, dan sisanya membahas topik lain [16]. Dominasi cuitan yang membahas penggunaan menunjukkan

bahwa media sosial tidak hanya menjadi saluran untuk menyampaikan opini, tetapi juga merefleksikan pengalaman nyata pengguna [12]. Kondisi ini memperlihatkan pentingnya pemanfaatan data media sosial X untuk memahami opini terhadap layanan keuangan digital seperti *Paylater*, karena pemahaman tersebut dapat menjadi dasar yang krusial dalam mengidentifikasi kepuasan, keluhan, hingga potensi risiko yang dirasakan pengguna, sehingga dapat digunakan untuk perbaikan layanan dan pengambilan kebijakan yang lebih tepat sasaran.



Gambar 1. 3 Data Cuitan Tentang Paylater Media Social X Sumber: [16]

Untuk Memahami opini mengenai *Paylater* di media sosial, diperlukan metode yang efektif untuk memahami opini masyarakat secara luas [17]. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Analisis sentimen, berfungsi untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini atau emosi dalam suatu teks. Analisis sentimen merupakan cabang dari pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing* – NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini atau emosi dalam suatu teks [17]. Konsep ini mulai berkembang sejak awal tahun 2000-an, didorong oleh meningkatnya volume data digital dan kebutuhan perusahaan dalam menganalisis opini pelanggan melalui ulasan daring. Pada tahap awal, analisis sentimen dilakukan menggunakan pendekatan berbasis kamus (*lexicon-based approach*), di mana

kata-kata dengan konotasi positif atau negatif diklasifikasikan bedasarkan kata dalam kamus. Namun, seiring dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), pendekatan berbasis pembelajaran mesin (Machine Learning) dan jaringan saraf tiruan (deep learning) semakin banyak digunakan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen [5]. Analisis sentimen memungkinkan perusahaan fintech, E-commerce, dan regulator keuangan memahami respons masyarakat terhadap Paylater melalui data dari media sosial X. Melalui pendekatan analisis sentimen, pola opini publik dapat dipetakan untuk mengidentifikasi tren kepercayaan, serta tingkat kepuasan pengguna, sehingga membantu industri dan regulator dalam mengembangkan layanan, dan kebijakan yang lebih tepat [18].

Analisis sentimen merupakan pendekatan penting untuk menggali opini publik, khususnya terhadap layanan digital seperti Paylater. Hasil analisis ini dapat memberi wawasan berharga bagi industri dalam meningkatkan layanan dan bagi regulator dalam menyusun kebijakan [19]. Dibutuhkan analisis yang akurat dan andal agar opini masyarakat dapat terwakili dengan tepat. Dalam upaya meningkatkan akurasi analisis sentimen, salah satu teknik yang sering digunakan adalah Optimasi hyperparameter, Teknik ini bertujuan untuk mengoptimalkan performa model dengan cara menyesuaikan parameterparameter tertentu agar model dapat belajar secara lebih efektif dari data [20]. Selain itu, teknik penyeimbangan data (*data balancing*) juga memegang peranan penting, terutama ketika data yang digunakan memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan model cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas [21]. Melalui penerapan teknik data balancing, model dapat dilatih dengan data yang seimbang, sehingga kinerjanya dalam mengklasifikasikan sentimen menjadi lebih seimbang dan akurat [22]. kemunculan Large Language models (LLM) membuka peluang baru dalam memahami opini publik secara lebih mendalam, terutama dalam analisis sentimen. LLM dirancang untuk memahami bahasa alami dengan lebih baik, sehingga mampu menangkap konteks kalimat, mengenali nuansa seperti sarkasme dan ironi, serta memahami makna tersirat

dalam teks. Melalui pemanfaatan bantuan *LLM* seperti model Gemma 2 9b Sahabat AI, analisis sentimen tidak hanya mampu mengklasifikasikan opini menjadi positif, dan negatif, tetapi juga dapat memberikan penjelasan mengenai alasan di balik klasifikasi tersebut [18]. Penerapan *model* LLM dilakukan dengan menggunakan metode pendekatan *Zero-shot*, yaitu cara di mana *model* diminta untuk menjelaskan mengapa suatu kata muncul dalam kategori sentimen tertentu tanpa harus dilatih ulang dengan data yang sedang dianalisis. *model* hanya diberi instruksi (*prompt*) dan contoh kalimat yang mengandung kata tersebut, lalu *model* akan memberikan penjelasan berdasarkan pemahaman bahasa dan pengetahuan yang sudah dimilikinya [18].

Penelitian terdahulu telah menunjukkan bahwa berbagai algoritma dapat digunakan dalam analisis sentimen, seperti Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Pada analisis sentimen terhadap layanan Paylater, algoritma SVM dengan menggunakan data balancing SMOTE, dan Hyper parameter tuning gridsearch mencapai akurasi sebesar 90,27% pada Shopee Paylater [17], sementara pada penelitian dalam analisis sentimen pengguna aplikasi Indodana: Paylater & Pinjaman menggunakan Naïve Bayes menunjukkan akurasi sebesar 87,00% [11]. sementara pada penelitian dalam analisis sentimen respon masyarakat terhadap pembayaran Paylater dengan mengngunakan algoritma Naïve Bayes menunjukkan hasil dari dataset Homecredit yang merupakan dataset dengan akurasi tertinggi yaitu sebesar 82,49% [23]. Dalam penelitian ini, kedua algoritma dipilih karena keunggulan spesifik yang mereka tawarkan dalam konteks analisis sentimen berbasis teks. SVM diprioritaskan karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dan menghasilkan akurasi klasifikasi teks yang konsisten [24]. Algoritma ini bekerja dengan mengoptimalkan hyperplane ber-margin terbesar, sehingga model tetap stabil meskipun jumlah fitur sangat besar, seperti pada representasi teks menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) [25]. Berbagai penelitian juga membuktikan bahwa SVM mampu mempertahankan kinerja yang andal dalam berbagai skenario data teks. Penggunaan algoritma Naïve Bayes dipertimbangkan atas kesederhanaannya dalam perhitungan probabilitas serta

efisiensinya dalam menangani *dataset* besar dengan cepat [24]. Algoritma ini efektif dalam mengklasifikasikan teks berdasarkan distribusi kata dan tetap memberikan hasil akurat meskipun jumlah data latih terbatas [11]. Kombinasi antara stabilitas *SVM* pada data kompleks dan fleksibilitas *Naïve Bayes* dalam kondisi data terbatas menjadikan kedua algoritma ini relevan untuk diuji lebih lanjut dalam penelitian ini.

Sejalan dengan temuan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis opini masyarakat Indonesia terhadap layanan Paylater melalui analisis sentimen komentar di media sosial X (Twitter). Tujuannya adalah menilai dampak Paylater berdasarkan sentimen yang beredar di masyarakat. Selain itu, penelitian ini membandingkan dua algoritma pembelajaran mesin, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM), untuk mengevaluasi efektivitas analisis sentimen. Penelitian ini juga membandingkan dua metode penyeimbangan data oversampling, yaitu ADASYN dan SMOTE, untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas pada dataset. model terbaik dari evaluasi tersebut akan dilakukan tahap deploy menggunakan Streamlit yang terintegrasi dengan model algoritma terbaik untuk sentimen analisis Paylater, dan Large Language model (LLM) Gemma 2 9b Sahabat AI, untuk mendukung proses analisis dengan menyediakan ringkasan otomatis dan memberikan insight mengenai dampak dari setiap kalimat dan kata yang telah di klasifikasi. Hasilnya diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan metode analisis sentimen yang lebih akurat dan menjadi referensi bagi perusahaan fintech, regulator, dan peneliti dalam memahami sentimen publik.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, rumusan masalah yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun *model* analisis sentimen terhadap opini publik mengenai layanan *Paylater* di media sosial X menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes*, yang dioptimalkan melalui teknik *data balancing* dengan *SMOTE*, dan *ADASYN* serta optimasi

- hyperparameter dengan Grid search, guna memperoleh kinerja model yang optimal berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan fl-score?
- 2. Bagaimana implementasi sistem analisis sentimen berbasis web yang terintegrasi dengan *model* prediktif dan *LLM* dapat membantu pengguna dan pemangku kepentingan dalam memahami opini publik serta memberikan untuk menjelaskan hasil klasifikasi berdasarkan teks yang diberikan?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang akan menjadi ruang lingkup penelitian adalah:

- 1. Sumber data diraih dari *tweet* dengan menggunakan metode *web* crawling dari media sosial X
- 2. Pengumpulan data media sosial X digunakan dari tanggal 01 Januari 2021 06 Februari 2025 dengan menggunakan mengenai *Paylater*.
- 3. Penelitian ini menggunakan dua kelas label, yaitu positif dan negatif, untuk mengklasifikasikan sentimen.
- 4. Penelitian ini dibatasi hanya menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang akan dibandingkan dengan Naïve Bayes Classifier untuk mengevaluasi akurasi dan menentukan metode yang memberikan hasil terbaik.
- 5. Penelitian ini dibatasi hanya menggunakan optimasi parameter menggunakan *Gridsearch*.
- 6. Penelitian ini dibatasi hanya menggunakan teknik *balancing data* menggunakan *ADASYN*, dan *SMOTE*.
- 7. Penelitian ini dibatasi pada evaluasi performa algortima *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* menggunakan *Confusion matrix* dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *fl-score*.
- 8. Penelitian ini dibatasi hanya pada penggunaan *Large Language model* Gemma 9:b dari SahabatAI dalam fase *Deployment*.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan dan batasan masalah sebelumnya, tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Membangun *model* analisis sentimen terhadap opini publik mengenai layanan *Paylater* di media sosial X menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes*, dengan menerapkan teknik *data balancing* menggunakan *SMOTE*, dan *ADASYN*, serta optimasi *hyperparameter* menggunakan *Grid search*, untuk memperoleh kinerja terbaik berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.
- 2. Melakukan pembangunan sistem analisis sentimen berbasis web yang terintegrasi dengan *model* prediktif dan *Large Language model (LLM)* guna membantu pengguna dan pemangku kepentingan dalam memahami opini publik serta memberikan penjelasan hasil klasifikasi berdasarkan teks yang diberikan.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi berupa manfaat berikut:

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dalam bidang analisis sentimen berbasis *Machine Learning* dengan membandingkan performa algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (*SVM*) pada kasus layanan *Paylater*. Studi ini memperkaya kajian tentang teknik *data balancing* menggunakan *SMOTE* dan *ADASYN*, serta penerapan *hyperparameter tuning* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Pendekatan ini juga menambahkan perspektif baru melalui pemanfaatan *Large Language model* (*LLM*) dalam menganalisis dampak kata atau kalimat terhadap hasil klasifikasi sentimen.

2. Manfaat Praktis

Hasil analisis sentimen terhadap opini publik mengenai layanan *Paylater* dapat menjadi masukan berharga bagi perusahaan *fintech* untuk meningkatkan kualitas layanan mereka. Selain itu, temuan dari penelitian ini juga dapat dimanfaatkan oleh *regulator* keuangan untuk memantau perkembangan industri

Paylater, mengidentifikasi potensi risiko, serta menyusun kebijakan yang lebih melindungi konsumen dan mendorong terciptanya ekosistem keuangan yang sehat. Bagi masyarakat, informasi ini dapat membantu memahami tren opini publik seputar *Paylater*, sehingga mendorong pengambilan keputusan finansial yang lebih bijak dan berdasarkan informasi yang akurat.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan skripsi ini adalah sebagai berikut.

1. BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini memuat penjelasan mengenai latar belakang permasalahan, perumusan masalah, ruang lingkup penelitian, tujuan yang ingin dicapai, manfaat dari penelitian, serta sistematika penulisan dalam laporan skripsi ini.

2. BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini menyajikan berbagai teori yang menjadi dasar dalam penelitian ini. Teori-teori yang dibahas mencakup topik-topik yang berkaitan dengan layanan *Paylater*, analisis sentimen, pelabelan data, proses *preprocessing*, algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Support Vector Machine*, serta metode evaluasi *model*, *SMOTE*, *ADASYN*, *Grid search* dan *TF-IDF*.

3. BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menguraikan tahapan-tahapan dalam proses penelitian secara sistematis, disertai dengan berbagai diagram dan ilustrasi untuk memperjelas rancangan *model* serta desain antarmuka yang dikembangkan dalam penelitian ini.

4. BAB 4 HASIL DAN DISKUSI

Pada bagian ini, akan dipaparkan hasil implementasi yang diperoleh dari penelitian ini. *Output* yang dihasilkan dari penelitian akan dijelaskan dan dianalisis secara rinci dalam bab ini.

5. BAB 5 SIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini, dijelaskan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan, serta saran untuk penelitian berikutnya.