

ANALISIS SKOR KEPUASAN PELANGGAN MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LONG SHORT-TERM MEMORY PADA PT. RAJAWALI BERDIKARI INDONESIA

Joy Lawa Rizky, Windu Gata, Syuaib, Rosmani Hasan, Suciatty Rachmaliya Joi

Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri

Jalan Margonda Raya No. 545 Kota Depok, Jawa Barat 16424 Indonesia

14220035@nusamandiri.ac.id

ABSTRAK

Kepuasan pelanggan merupakan faktor kunci dalam meningkatkan kualitas layanan di PT. Rajawali Berdikari Indonesia. Dengan perkembangan teknologi, diperlukan metode yang lebih akurat untuk menganalisis dan memprediksi skor kepuasan pelanggan guna meningkatkan pengalaman layanan. Permasalahan analisis kepuasan pelanggan memiliki tantangan utama dalam menangkap pola interaksi yang bersifat temporal. Pendekatan tradisional kurang efektif dalam memahami pola perubahan kepuasan pelanggan secara dinamis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kepuasan pelanggan menggunakan algoritma *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). Model ini diharapkan mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan algoritma lain seperti C4.5 dan Random Forest. Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM yang mencakup pemahaman bisnis, pengolahan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi. Dataset yang digunakan mencakup variabel durasi percakapan, jumlah pesanan, dan performa agen. Model dikembangkan menggunakan teknik *machine learning* dan diuji menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BiLSTM memiliki akurasi tertinggi sebesar 94%, lebih baik dibandingkan model C4.5 (74%) dan *Random Forest* (88%). Implementasi model ini dapat membantu perusahaan dalam meningkatkan strategi layanan pelanggan secara lebih proaktif dan efektif.

Kata kunci : Skor Kepuasan Pelanggan, C4.5, Random Forest, BiLSTM, Data Mining

1. PENDAHULUAN

Saat ini persaingan bisnis semakin intens, baik di pasar lokal maupun internasional. Perusahaan yang mampu bertahan dalam kondisi ini adalah yang dapat memproduksi barang atau jasa berkualitas, yang pada akhirnya dapat memenuhi harapan pelanggan. Kepuasan pelanggan ini akan berpengaruh pada peningkatan jumlah pelanggan dari waktu ke waktu [1].

Persaingan bisnis di era modern kini semakin sengit. Seiring pesatnya kemajuan teknologi, sistem informasi, dan pengetahuan, para pelaku bisnis berupaya untuk mengoptimalkan segala potensi yang dimiliki guna meningkatkan kemampuan dan keunggulan mereka diharuskan untuk lebih inovatif dan kreatif dalam mengelola perusahaan agar dapat bertahan dalam persaingan bisnis, serta memerlukan strategi khusus agar pelanggan tetap loyal dan tidak beralih ke pesaing. Persaingan bisnis yang semakin sengit setiap tahunnya juga dirasakan oleh perusahaan-perusahaan yang beroperasi di Indonesia. Memelihara hubungan yang baik dengan pelanggan merupakan salah satu strategi yang dapat membantu perusahaan bertahan dalam situasi tersebut. Untuk mempertahankan pelanggan, perusahaan perlu memahami dan memenuhi keinginan serta kebutuhan pelanggan dengan cepat dan tepat [2].

Semua elemen penelitian ini sangat penting dan diperinci dengan baik dalam metodologi Anda. Dalam menyusun metodologi penelitian, penting untuk memastikan bahwa setiap langkah dan komponen sistem dijelaskan secara rinci agar pembaca dapat memahami cara penelitian tersebut dilakukan. Anda

telah mencakup aspek-aspek yang penting seperti kalibrasi, desain sistem, penggunaan model LSTM, serta pengujian dan evaluasi model [3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian Analisis Skor Kepuasan Pelanggan Menggunakan Algoritma *Bidirectional Long Short Term Memory* pada PT. Rajawali Berdikari Indonesia dibangun berdasarkan konsep dasar mengenai hubungan antara data interaksi pelanggan dan tingkat kepuasan pelanggan. Kepuasan pelanggan adalah salah satu indikator utama keberhasilan sebuah perusahaan dalam memberikan layanan. Kepuasan pelanggan mempengaruhi loyalitas, retensi, dan rekomendasi pelanggan, yang pada akhirnya mempengaruhi kinerja perusahaan.

Penelitian terdahulu yang dipublikasikan oleh berbagai peneliti antara tahun 2019 hingga 2024 menunjukkan beragam aplikasi algoritma data mining untuk menganalisis skor kepuasan pelanggan pada PT. Rajawali Berdikari Indonesia di Project BX. Misalnya, Penelitian yang dilakukan oleh seperti yang dilakukan oleh Cica Alia Cahyani (2024) Setelah dilakukan pengujian diperoleh performa yang cukup baik menggunakan algoritma C4.5 dimana diperoleh nilai akurasi sebesar 88.33%.

Penelitian lainnya, Amelia Aditya Santika (2023) Dari hasil penelitian yang dilakukan Random Forest pada data tanpa Skala Likert diperoleh akurasi sebesar 72% dan nilai Mtry optimal sebesar 2, sedangkan Random Forest dengan Skala Likert diperoleh akurasi sebesar 83,67% dan nilai Ntree optimal sebesar 100.

Penelitian oleh Tiya Asih Qurnia Putri (2023) Pada penelitian ini dapat ditarik kesimpulan bahwa kinerja algoritma Decision Tree lebih baik dari pada algoritma Naive Bayes, dapat dilihat dari penjelasan berikut. Algoritma Decision Tree pada hasil akurasi nilai sebesar 83%. Sedangkan algoritma Naive Bayes pada hasil akurasi nilai sebesar 74%.

Selain itu, penelitian oleh Dloifur Rohman Alghifari (2022) Hasil pengujian menunjukkan BiLSTM lebih baik handal dari LSTM dalam untuk kasus analisis sentiment terhadap layanan grab indonesia. BiLSTM menghasilkan akurasi terbaik sebesar 91% dan training loss sebesar 28%.

Penelitian-penelitian ini menunjukkan beragam pendekatan dan teknik dalam penggunaan algoritma data mining untuk evaluasi dan prediksi kinerja, dengan hasil yang bervariasi tergantung pada metode yang digunakan dan konteks aplikasi masing-masing penelitian.

2.1. Data Mining

Proses menggali atau mengekstraksi wawasan dari kumpulan data besar dengan tujuan menemukan pola, hubungan, atau informasi yang berguna. Data mining sering diterapkan dalam bisnis, penelitian, dan berbagai bidang lainnya untuk memperoleh wawasan yang diperoleh dari data ini dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan. Dalam penelitian ini, data mining akan diterapkan untuk menemukan pola interaksi pelanggan yang dapat mempengaruhi skor kepuasan mereka, seperti lama waktu panggilan atau jumlah pesanan. Mengekstrak fitur yang relevan dari data untuk melatih model BiLSTM yang dapat memprediksi kepuasan pelanggan berdasarkan data historis. Mengevaluasi pola-pola yang ditemukan dan menggunakan wawasan tersebut untuk meningkatkan pelayanan pelanggan dan menyusun strategi bisnis yang lebih efektif [4].

2.2. Algoritma C4.5

Merupakan algoritma yang paling banyak digunakan dalam melakukan klasifikasi. *Decision Tree* merupakan salah satu metode klasifikasi dengan struktur *flowchart* serupa dengan *Decision Tree*. Alur pada *Decision Tree* ditelusuri dari simpul akar ke simpul daun yang memegang prediksi. [5]

2.3. Algoritma Random Forest

Algoritma yang sangat efektif untuk menangani masalah klasifikasi dan regresi, terutama pada dataset besar dengan fitur yang kompleks. Penerapan metode bagging dan *random feature selection* membuatnya lebih tahan terhadap *overfitting* dan lebih akurat dibandingkan metode pohon keputusan tunggal. Algoritma ini menerapkan metode *bootstrap aggregating (bagging)* dan *random feature selection*. *Bagging* merupakan pendekatan yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan hasil yang dihasilkan oleh algoritma klasifikasi. [6]

2.4. Algoritma BiLSTM

Pada tahap pengujian, model BiLSTM dievaluasi menggunakan metrik Mean Square Error dan Root Mean Square Error untuk menilai akurasi model. MSE berfungsi untuk mengukur sejauh mana model dapat memprediksi data dengan baik, sementara RMSE Memberikan gambaran mengenai rata-rata kesalahan prediksi model. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan tingkat akurasi model yang lebih tinggi. Evaluasi ini memberikan pemahaman tentang kemampuan model BiLSTM dalam memprediksi energi matahari berdasarkan data yang tersedia. Semua elemen penelitian ini sangat penting dan diperinci dengan baik dalam metodologi Anda. Dalam Menyusun metodologi penelitian, penting untuk memastikan bahwa setiap langkah dan komponen system dijelaskan secara rinci agar pembaca dapat memahami cara penelitian tersebut dilakukan, disini telah mencakup elemen penting seperti kalibrasi, perancangan sistem, penerapan model BiLSTM, serta proses pengujian dan evaluasi model. [3]

Dalam penelitian ini, data cleaning merujuk pada proses pembersihan nilai-nilai yang hilang atau tidak relevan. Sementara itu, data reduction dalam penelitian ini adalah proses penghapusan atribut yang tidak penting agar data dapat diperkecil ukurannya, namun tetap menghasilkan data yang akurat [7].

2.5. Confusion Matrix

Suatu metode yang digunakan untuk menghitung akurasi dalam konsep data mining. Evaluasi confusion matrix adalah matriks hasil prediksi yang digunakan untuk menguji dan memperkirakan objek yang benar dan salah, dengan tujuan menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Presisi atau *confidence* merupakan proporsi kasus yang diprediksi positif yang benar-benar positif pada data yang sesungguhnya. Recall atau *sensitivity* adalah proporsi kasus positif yang sebenarnya yang diprediksi positif dengan benar [7].

Metrik kinerja meliputi *F1 score*, *Precision*, *Recall*, dan *Accuracy*. *F1-Score*, berikut metrik yang menggabungkan presisi dan perolehan.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{recall \times precision}{recall + precision} \quad (1)$$

Precision adalah rasio observasi positif yang diprediksi dengan benar terhadap total observasi positif yang diprediksi. Berikut rumus untuk precision :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{True\ Positive}{Total\ Predicted\ Positive} \quad (3)$$

Recall Ini diartikan sebagai perbandingan antara hasil yang diprediksi dengan benar dan seluruh jumlah prediksi. Istilah ini juga dikenal sebagai sensitivitas atau spesifisitas. Perumusan Recall dituliskan pada persamaan 4 dan 5.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{Total\ Actual\ Positive} \quad (5)$$

Untuk menilai hasil yang baik, kita dapat melihat dari tingkat akuratnya. Akurasi merupakan rasio antara prediksi yang benar dengan total prediksi yang dihasilkan oleh suatu algoritma. Akurasi ini bisa dihitung dengan membagi presisi dengan perolehan, atau dengan mengurangi False Negative Rate (FNR) dari 1, lalu membaginya dengan False Positive Rate (FPR). Rumus untuk menghitung akurasi dapat ditemukan dalam persamaan berikut.

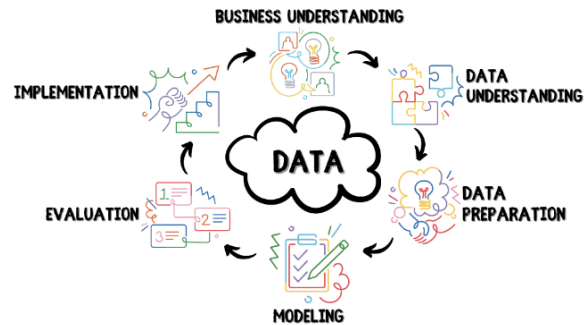
$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FN + TN + FP)} \quad (6)$$

Confusion Matrix merupakan salah satu metode untuk mengukur kinerja pada suatu metode pengelompokan. [8]

2.6. Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

CRISP-DM merupakan metode yang menyediakan standar yang diterima secara luas dalam data mining dan dapat diterapkan pada strategi

pemecahan masalah yang umum, juga dianggap sebagai standar proses data mining untuk strategi pemecahan masalah di bidang bisnis maupun penelitian. Model CRISP-DM terdiri dari enam tahap, yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penerapan [9]. Tahapan dalam CRISP-DM terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Model CRISP-DM

2.7. Kerangka Berfikir

Penelitian-penelitian ini menunjukkan beragam pendekatan dan teknik dalam penggunaan algoritma data mining untuk evaluasi dan prediksi kinerja, dengan hasil yang bervariasi tergantung pada metode yang digunakan dan konteks aplikasi masing-masing penelitian.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Judul	Metode	Hasil
Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia	Bidirectional LSTM	Hasil pengujian menunjukkan BiLSTM lebih baik handal dari LSTM dalam untuk kasus analisi sentiment terhadap layanan grab indonesia. BiLSTM menghasilkan akurasi terbaik sebesar 91% dan training loss sebesar 28%. [10]
Analisis Sentimen Pada Review Pengguna E-Commerce Menggunakan Algoritma Naïve Bayes	Naïve Bayes	Hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi sebesar 99,5%, presisi sebesar 99,49%, dan recall sebesar 100% [11]
Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce	Naïve Bayes	Dari hasil pengujian, diperoleh nilai akurasi sebesar 99,5%, presisi sebesar 99,49%, dan recall sebesar 100% [12]

3. METODE PENELITIAN



Gambar 2. Diagram Alur Analisis Skor Kepuasan Pelanggan

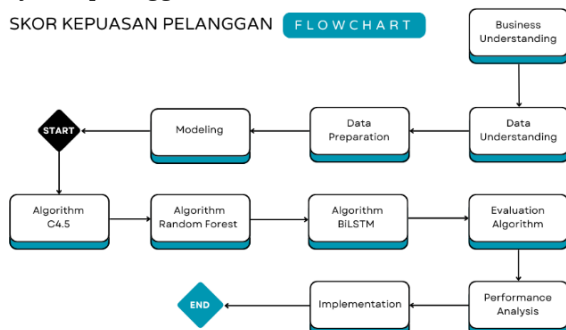
Metode ini bertujuan untuk menggambarkan tahapan yang dilakukan dalam penerapan algoritma *Bidirectional Long Short Term Memory* untuk menganalisis skor kepuasan pelanggan pada PT. Rajawali Berdikari Indonesia di Project BX. Penelitian ini melibatkan beberapa langkah utama yang mencakup pengumpulan data, pengembangan model, dan evaluasi.

Tahapan dalam proses analisis skor kepuasan pelanggan menggunakan pendekatan CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) di PT. Rajawali Berdikari Indonesia. Penjelasan detail untuk setiap tahapannya,

- Pemahaman Bisnis, memahami kebutuhan bisnis terkait analisis kepuasan pelanggan, menentukan tujuan proyek data mining, seperti prediksi skor kepuasan pelanggan.

- Pemahaman Data, mengumpulkan data dari berbagai sumber yang relevan, riwayat interaksi pelanggan, durasi percakapan, jumlah pesanan, mengeksplorasi data untuk memahami pola dan struktur yang ada.
- Persiapan Data, membersihkan dan memproses data agar siap digunakan dalam pemodelan, melakukan transformasi data, seperti normalisasi, encoding variabel kategori, dan pembagian dataset untuk pelatihan serta pengujian.
- Modeling, membangun model prediksi menggunakan algoritma BiLSTM, menggunakan teknik deep learning untuk memahami pola waktu dalam data pelanggan.
- Evaluasi, mengevaluasi kinerja model berdasarkan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, membandingkan model BiLSTM dengan algoritma lain seperti C4.5 dan Random Forest.
- Implementasi, menerapkan model yang telah dievaluasi ke dalam sistem bisnis perusahaan. memantau kinerja model secara berkala dan melakukan perbaikan jika diperlukan.

Menggunakan hasil prediksi untuk mendukung pengambilan keputusan dalam meningkatkan kepuasan pelanggan. Proses optimasi berkelanjutan dilakukan untuk memastikan model tetap efektif dalam kondisi yang berubah, termasuk berkelanjutan Model terus diperbarui dengan data penggunaan terbaru. Penyesuaian hyperparameter menyesuaikan hyperparameter berdasarkan feedback dari kinerja model di lapangan. Dengan pendekatan ini, tahap pemodelan merupakan langkah kritis dalam penelitian ini, di mana model BiLSTM dirancang, dilatih, dan dievaluasi untuk memprediksi skor kepuasan pelanggan. Dengan BiLSTM, kita berharap dapat menangkap pola dalam interaksi pelanggan yang berlangsung secara kronologis dan memberikan prediksi yang akurat terhadap kepuasan mereka. Model yang dikembangkan akan digunakan untuk membantu PT. Rajawali Berdikari Indonesia di Project BX dalam memahami dan meningkatkan kualitas layanan pelanggan mereka.



Gambar 3. Flow Chart Analisis Skor Kepuasan Pelanggan

- Flow Chart proses Analisis Skor Kepuasan Pelanggan menggunakan berbagai algoritma machine learning, dengan pendekatan CRISP-DM.
 - Business Understanding, memahami kebutuhan bisnis terkait kepuasan pelanggan dan bagaimana data dapat digunakan untuk meningkatkan layanan.
 - Data Understanding, mengumpulkan dan mengeksplorasi data yang relevan, seperti riwayat interaksi pelanggan, durasi percakapan, dan jumlah pesanan.
 - Data Preparation, melakukan pembersihan, normalisasi, dan transformasi data agar siap digunakan dalam proses pemodelan.
 - Modeling, membangun model prediksi menggunakan tiga algoritma machine learning yang berbeda C4.5 (pohon keputusan), *Random Forest (ensemble learning)*, BiLSTM (*Bidirectional Long Short-Term Memory, deep learning*)
 - Evaluation Algorithm, menilai kinerja ketiga model berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, F1-score, dan lainnya.
 - Performance Analysis, menganalisis hasil evaluasi untuk menentukan algoritma terbaik dalam memprediksi skor kepuasan pelanggan.
 - Implementation, mengimplementasikan model terbaik dalam sistem perusahaan untuk membantu dalam pengambilan keputusan dan meningkatkan kualitas layanan pelanggan.
- Flow Chart ini menunjukkan alur kerja dalam membangun model prediksi kepuasan pelanggan, dari pemahaman bisnis hingga implementasi hasil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini akan menguraikan secara rinci mengenai penelitian yang dilakukan terkait analisis skor kepuasan pelanggan menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory di PT. Rajawali Berdikari Indonesia.

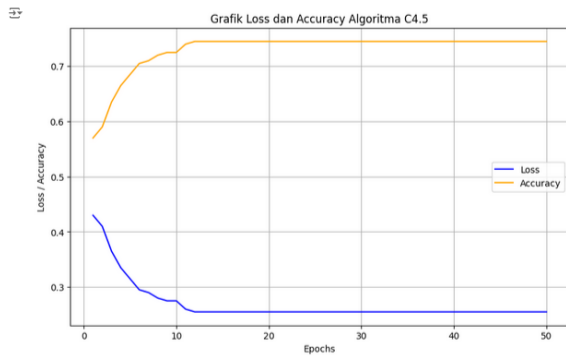
Berikut adalah detail dataset. Data diperoleh dari catatan interaksi pelanggan, yang mencakup informasi seperti *Extension Agent*, *Talk Duration*, dan *class* (skor kepuasan pelanggan). Data ini disimpan dalam basis data perusahaan.

Tabel 2. Tabel Dataset

<i>Classification</i>	<i>Sample Size</i>
<i>Satisfied (0)</i>	1364
<i>Dissatisfied (1)</i>	1146
Total dataset	2510

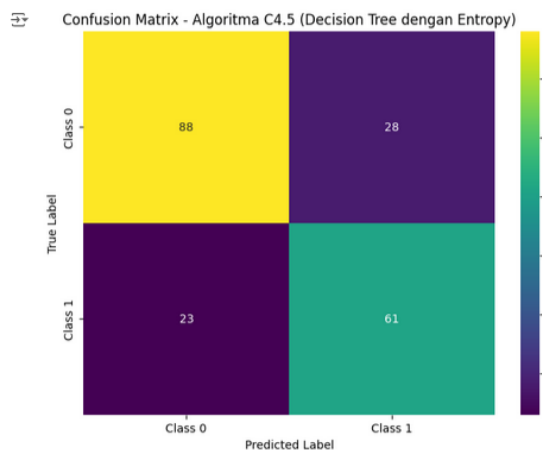
4.1. Algoritma C4.5

Pada model ini grafik menunjukkan *Loss* berwarna garis biru dan *accuracy* berwarna garis oranye selama 50 *epochs* untuk Algoritma C4.5.



Gambar 4. Grafik Loss dan Accuracy Algoritma C4.5

Gambar confusion matrix di bawah ini menunjukkan hasil klasifikasi Algoritma C4.5 (*decision tree dengan entropy*) untuk data biner (*class 0 dan class 1*). Model cukup baik dalam memprediksi kedua kelas, namun masih terdapat 28 kesalahan prediksi pada *class 0* dan 23 kesalahan pada *class 1*. Performanya lebih akurat dalam memprediksi *class 0* (88 benar dari total 116) dibandingkan *class 1* (61 benar dari total 84).



Gambar 5. Confusion Matrix Algoritma C4.5

Untuk lebih jelas dalam menilai berapa hasil dapat dilihat pada tabel hasil *confusion matrix*.

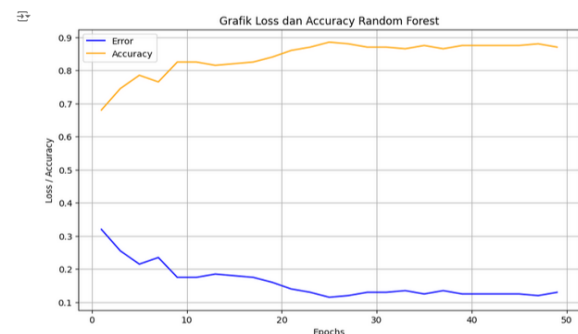
Tabel 3. Hasil *confusion matrix* Algoritma C4.5

	precision	recall	f1-score	support
0	0.79	0.76	0.78	116
1	0.69	0.73	0.71	84
accuracy			0.74	200
macro avg	0.74	0.74	0.74	200
weight avg	0.75	0.74	0.75	200

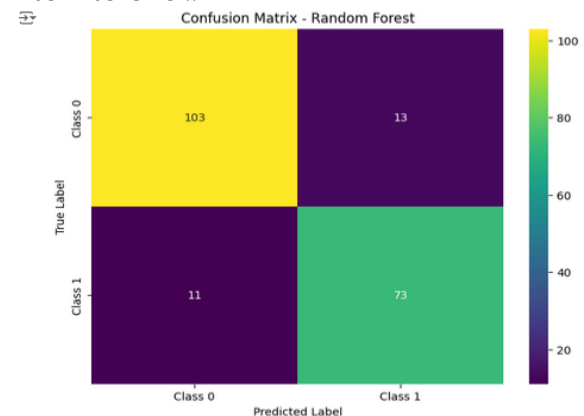
Dari tabel hasil nilai yang dilakukan *confusion matrix* menunjukkan bahwa accuracy yang dihasilkan oleh Algoritma C4.5 adalah sebesar 74% dan nilai loss adalah sebesar 0.75. Dimana hasil kinerja dari Algoritma C4.5 dengan data augmentasi berjalan dengan baik.

4.2. Algoritma Random Forest

Grafik Loss dan Accuracy Algoritma *Random Forest* dibawah ini menunjukkan menunjukkan hubungan antara *error (Loss)* dan *Accuracy* dari model *Random Forest* selama 50 epoch.

Gambar 6. Grafik Loss dan Accuracy Algoritma *Random Forest*

Confusion matrix - random forest true label (sumbu Y) dan predicted Label (sumbu X) interpretasi angka 103 jumlah data *class 0* yang diprediksi benar sebagai *Class 0 (true negative)* menunjukkan model memiliki *presisi* dan *recall* yang baik. Performa keseluruhan menunjukkan model ini efektif untuk klasifikasi biner..

Gambar 7. *Confusion Matrix* Algoritma *Random Forest*

Dalam *confusion matrix* ada beberapa nilai yang harus dilakukan pengujian juga.

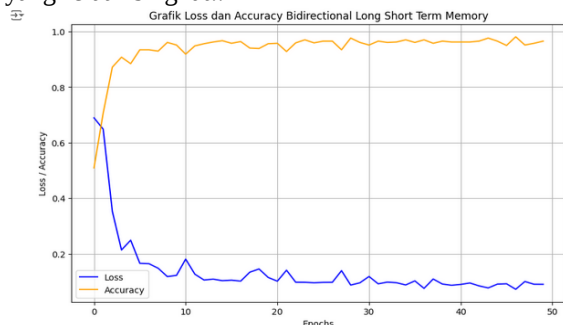
Tabel 4. Hasil *confusion matrix* Algoritma *Random Forest*

	precision	recall	f1-score	support
0	0.90	0.89	0.90	116
1	0.85	0.87	0.86	84
accuracy			0.88	200
macro avg	0.88	0.88	0.88	200
weight avg	0.88	0.88	0.88	200

Hasil dari *Confusion Matrix* menggunakan Algoritma *Random Forest* menunjukkan akurasi sebesar 88%, yang memperlihatkan kinerja yang cukup baik dibandingkan dengan Algoritma C4.5

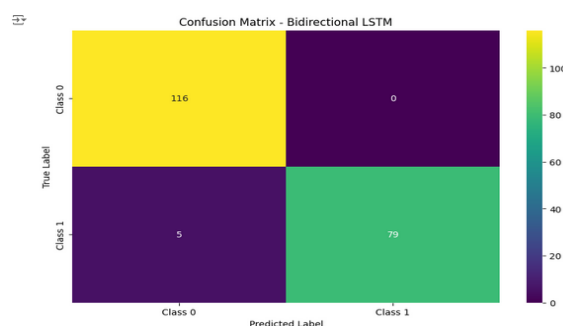
4.3. Algoritma *Bidirectional Long Short Term Memory*

Pada Grafik *Loss* dan *Accuracy* - BiLSTM *loss* berwarna garis biru penurunan tajam terjadi pada awal epoch 0 - 5, menunjukkan bahwa model dengan cepat mempelajari pola dalam data. Setelah epoch ke-5, *loss* menurun stabil dan mendekati nilai minimum, menunjukkan model berhasil meminimalkan kesalahan. *Accuracy* berwarna garis oranye akurasi meningkat signifikan pada awal epoch dan mencapai nilai di atas 90% sekitar epoch ke-5. Setelah itu, akurasi tetap stabil mendekati 95%, menunjukkan performa model yang konstan dan optimal. Model *Bidirectional LSTM* telah belajar dengan baik, terlihat dari *loss* rendah dan akurasi tinggi yang stabil setelah epoch awal. Tidak ada tanda *overfitting*, karena *loss* tetap rendah dan akurasi stabil hingga epoch ke-50. Model berhasil mencapai konvergensi dalam waktu yang relatif singkat..



Gambar 8. Grafik *Loss* dan *Accuracy* Algoritma BiLSTM

Visualisasi *confusion matrix* pada model *confusion matrix* - *Bidirectional Long Short Term Memory*, *true label* (sumbu Y) dan *Predicted Label* (sumbu X). Interpretasi angka, 116 jumlah data *class* 0 yang diprediksi benar sebagai *class* 0 (*true negative*). 0 tidak ada data *class* 0 yang diprediksi salah sebagai *class* 1 (*false positive*), 5 jumlah data *class* 1 yang diprediksi salah sebagai *class* 0 (*false negative*), 79 jumlah data *class* 1 yang diprediksi benar sebagai *class* 1 (*true positive*), Model *Bidirectional LSTM* bekerja sangat baik dengan prediksi yang hampir sempurna. *class* 0 diprediksi sempurna tanpa kesalahan (0 *False Positive*). Hanya 5 kesalahan (*false negative*) pada *class* 1. Secara keseluruhan, performa model sangat tinggi dengan akurasi mendekati 100%.



Gambar 9. *Confusion Matrix* Algoritma BiLSTM

Evaluasi kerja *confusion matrix* pada Algoritma BiLSTM dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi 0.94. artinya model berhasil memprediksi kelas yang benar untuk 94% dari seluruh dataset. Tabel 4.5 adalah tabel hasil *confusion matrix* dan hasil akurasinya.

Tabel 5. Hasil *confusion matrix* Algoritma BiLSTM

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.99	0.95	116
1	0.99	0.87	0.92	84
accuracy			0.94	200
macro avg	0.95	0.93	0.94	200
weight avg	0.94	0.94	0.94	200

Evaluasi kerja *confusion matrix* pada Algoritma *Bidirectional Long Short Term Memory* dapat disimpulkan menghasilkan *accuracy* terbaik yaitu 94% dibandingkan dengan dua model yang diusulkan lainnya. Dibawah akan dipaparkan lebih lanjut mengenai perbandingan antara model yang lain.

4.4. Perbandingan dengan Model Lain

Perbandingan dilakukan untuk mengetahui sejauh mana model yang diusulkan efektif dari sisi *accuracy*, *precision*, *recall* model yang menjadi perbandingan dengan objek yang sama. Untuk lebih detail perbandingan model dapat dilihat dalam bentuk tabel di bawah ini

Tabel 6. Hasil perbandingan dengan model lain

Algoritma	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
C4.5	0.79	0.76	0.78	0.74
Random Forest	0.90	0.89	0.90	0.88
Bidirectional LSTM	0.91	0.99	0.95	0.94

Tabel 6 ini menampilkan hasil evaluasi performa tiga model algoritma, yaitu C4.5, *Random Forest*, dan *Bidirectional LSTM*, berdasarkan empat metrik evaluasi *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Accuracy*. C4.5 performanya paling rendah dibandingkan model lain, dengan akurasi hanya mencapai 74%. *Random Forest* model ini menunjukkan performa yang baik dengan akurasi 88%, *Bidirectional LSTM*. Model ini memiliki performa terbaik, dengan akurasi 94% dan nilai *Recall* sempurna (0.99), menandakan semua data positif diprediksi dengan benar. *Bidirectional LSTM* memberikan hasil terbaik dengan akurasi dan *F1-score* tertinggi. *random forest* berada di posisi kedua dengan performa yang baik. C4.5 memiliki performa terendah di antara ketiga algoritma. Tabel ini menunjukkan bahwa *Bidirectional LSTM* paling optimal untuk menyelesaikan tugas klasifikasi berdasarkan metrik evaluasi yang diterapkan

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian Analisis Skor Kepuasan Pelanggan Menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory pada PT. Rajawali Berdikari Indonesia, dapat disimpulkan. Performa Model, model BiLSTM memiliki performa terbaik dengan akurasi 94%, precision sebesar 0.91, recall 0.99, dan F1-score 0.95. Model ini dapat memprediksi skor kepuasan pelanggan dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, berdasarkan data historis interaksi pelanggan., Algoritma Random Forest berada di posisi kedua dengan akurasi sebesar 88%. Model ini menunjukkan kinerja yang baik namun belum seoptimal BiLSTM, Algoritma C4.5 memiliki performa terendah dengan akurasi 74%, menunjukkan keterbatasan dalam menangkap pola kompleks dari data temporal.

Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset, penelitian ini menerapkan teknik ROS (Random Over Sampler). Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mengalami ketidakseimbangan kelas, di mana jumlah data untuk kelas 0 (puas) lebih banyak dibandingkan kelas 1 (tidak puas). Untuk mengatasi hal ini, teknik ROS diterapkan untuk menyeimbangkan distribusi kelas dengan menambah sampel dari kelas minoritas secara acak. Hasilnya, model BiLSTM yang dilatih dengan data yang telah diseimbangkan menggunakan ROS menunjukkan performa yang lebih baik dalam memprediksi kedua kelas, terutama dalam meningkatkan akurasi dan mengurangi bias terhadap kelas mayoritas.

Saran, Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat sejumlah rekomendasi yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian di masa mendatang. Pengembangan model, disarankan untuk mengintegrasikan model BiLSTM dengan metode optimisasi hyperparameter tuning yang lebih lanjut untuk memaksimalkan kinerja model. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan model transformer-based seperti BERT atau GPT untuk meningkatkan akurasi prediksi kepuasan pelanggan

Implementasi Real-Time, implementasi model prediksi secara real-time dapat membantu perusahaan dalam mengambil keputusan lebih cepat untuk menangani pelanggan yang berpotensi tidak puas. Integrasi model ke dalam sistem layanan pelanggan, seperti call center management, untuk memberikan notifikasi atau rekomendasi secara otomatis kepada agen layanan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. D. N. Siahaan and Fauzia Agustini, "Analisis Kepuasan Pelanggan Dengan Metode Customer Satisfaction Index (CSI) (Studi Kasus Pada BNI UNIMED)," *Journal of Business and Economics Research (JBE)*, vol. 2, no. 1, pp. 13–19, Feb. 2021.
- [2] S. F. Widyana and Firmansyah Herdin, "PENGARUH CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT (CRM) TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN PRODUK SEPATU CONVERSE," *Jurnal Bisnis dan Pemasaran*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, 2021.
- [3] M. Rezza, M. I. Yusuf, and R. R. Yacoub, "Prediksi Radiasi Surya Menggunakan Metode Long Short Term Memory," *ELIT JOURNAL Electrotechnics And Information Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 72–81, 2024.
- [4] F. Suci and A. Octaviano, "Penerapan Data Mining Dalam Meningkatkan Penjualan Handphone Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus: PT. Agung Sejahtera Makmur)," *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer dan Science*, vol. 2, no. 9, pp. 2544–2552, Sep. 2023, [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal>
- [5] C. Alia Cahyani, G. Dwilestari, and N. Dienwati Nuris, "Penerapan Algoritma C4.5 Terhadap Klasifikasi Kepuasan Penumpang Pada Maskapai Penerbangan," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 867–871, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8815.
- [6] A. Santika, T. H. Saragih, Muliadi, D. Kartini, and R. Ramadhani, "Penerapan Skala Likert pada Klasifikasi Tingkat Kepuasan Pelanggan Agen Brilink Menggunakan Random Forest," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 3, pp. 405–411, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i3.62086.
- [7] G. Arther Sandag, "Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma Random Forest Application Rating Prediction on App Store using Random Forest Algorithm," *Cogito Smart Journal*, vol. 6, no. 2, 2020, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/>
- [8] T. A. Q. Putri, A. Triayudi, and R. T. Aldisa, "Implementasi Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Terhadap Kepuasan Pelanggan Starbucks," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 2, pp. 641–649, Jan. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i2.2949.
- [9] J. W. Iskandar and Y. Nataliani, "Perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1120–1126, Dec. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- [10] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [11] H. Hasugian, M. Fakhri, and D. Zukhoiriyah, "Analisis Sentimen Pada Review Pengguna E-Commerce Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Januari*, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- [12] Sulindawaty, E. Laia, and M. Yamin, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce," *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 305–316, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1186.