

Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor untuk Peramalan Penjualan Sepeda Motor

¹*Zaenul Arif, ²Nugroho Adhi Santoso, ³Anik Muttaqin
^{1,2,3}STMIK YMI TEGAL
Kota Tegal, Indonesia

¹zendhunter@gmail.com, ²nugrohoadhisantoso29@gmail.com,
³muttaqinanik08@gmail.com

*Penulis Korespondensi

Diajukan : 24/07/2023

iterima : 11/08/2023

Dipublikasi : 11/08/2023

ABSTRAK

Penjualan sepeda motor merupakan faktor penting dalam bisnis namun sulit diprediksi karena faktor pasar dan perubahan gaya hidup konsumen. Metode peramalan menggunakan jaringan syaraf tiruan dan faktor keamanan dapat membantu meningkatkan akurasi peramalan dan keandalan hasil peramalan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model regresi yang digunakan dengan data uji dapat memprediksi nilai target dengan cukup baik dengan mean squared error 0,1823, mean absolute error 0,3938, squared error 0,0427 dan koefisien determinasi 0,779 dan faktor kepercayaan 0,798. Hal ini memungkinkan perusahaan untuk membuat keputusan bisnis yang lebih terinformasi dan efektif. Studi ini menemukan bahwa model regresi bekerja dengan baik untuk memprediksi nilai target dalam data uji. Hal ini dibuktikan dengan nilai MSE dan RMSE yang rendah serta nilai MAE yang tidak signifikan. Selain itu, model mampu menjelaskan variabilitas data dengan nilai R² yang tinggi. Tingkat kepercayaan model dalam memprediksi nilai target dengan data uji juga cukup tinggi yang ditunjukkan dengan nilai CF yang besar. Namun, masih ada kesalahan perkiraan yang dapat diperbaiki di masa mendatang.

Kata Kunci: Peramalan, Jaringan Syaraf Tiruan, dan Certainty Factor.

I. PENDAHULUAN

Penjualan sepeda motor sangat penting dalam dunia bisnis saat ini. Pabrikan sepeda motor selalu berusaha menentukan tingkat penjualan di masa mendatang agar dapat mengambil keputusan dan rencana bisnis yang tepat. Namun, hal ini seringkali sulit dilakukan karena faktor yang tidak dapat diprediksi seperti tren pasar dan perubahan gaya hidup konsumen. Peramalan adalah ilmu memprediksi kejadian di masa depan. Ini dapat dicapai dengan mengambil data historis dan memproyeksikan untuk masa depan. Melalui pembentukan model matematis atau prediksi intuitif yang disesuaikan secara subyektif menurut penilaian yang baik (Wiranda & Sadikin, n.d.). Banyak metode yang digunakan dalam peramalan, seperti metode rata-rata bergerak (*Moving Averages*); Dalam metode ini, data historis dirata-ratakan selama periode waktu tertentu dan kemudian rata-rata ini digunakan sebagai ramalan untuk masa depan, kelebihan metode tersebut adalah Cocok untuk data stabil metode ini cocok untuk memprediksi data yang stabil dengan pola yang teratur namun, Tidak mempertimbangkan tren atau musiman metode rata-

rata bergerak tidak mempertimbangkan tren atau musiman, sehingga tidak efektif untuk memprediksi data dengan pola musiman atau tren yang jelas.

Metode pemulusan *eksponensial*; metode ini juga menggunakan data historis, namun lebih memberikan bobot pada data yang lebih baru, kelebihan metode tersebut adalah Bereaksi terhadap perubahan data metode ini lebih responsif terhadap perubahan data daripada rata-rata bergerak karena memberi bobot lebih pada informasi yang lebih baru namun, peka terhadap gangguan atau perubahan ekstrim metode ini rentan terhadap perubahan data yang ekstrim, yang dapat memengaruhi rata-rata tertimbang, metode regresi; metode ini mengasumsikan adanya hubungan antar variabel yang diprediksi dan satu atau lebih variabel lainnya kelebihan metode tersebut berlaku untuk tanggal yang belum ditentukan metode ini efektif untuk memprediksi data yang tidak stasioner atau tidak stabil karena dapat menyesuaikan trend atau pola pada data namun membutuhkan informasi sejarah lengkap metode regresi memerlukan data historis yang lengkap dan berkualitas tinggi, sehingga sulit diterapkan pada data yang terbatas atau tidak lengkap (Putra & Maulud, n.d.).

Metode Pembongkaran metode ini membagi data historis menjadi komponen musiman, tren, dan *residual*, lalu menggunakan data tersebut untuk membuat prakiraan di masa mendatang kelebihan metode tersebut adalah Metode *dekomposisi* memperhitungkan pola musiman pada data dengan mengekstraksi komponen musiman dari data historis, untuk mendapat memberikan hasil yang lebih akurat dalam memprediksi data musiman namun tidak efektif untuk data tidak tetap metode dekomposisi kurang efektif untuk data yang tidak stasioner atau tidak stabil karena tidak dapat beradaptasi dengan perubahan data, metode ARIMA (Rata-rata Bergerak Terintegrasi Otomatis) Metode ini digunakan untuk memodelkan data historis dengan struktur acak atau random kebihan methode tersebut (Matdoan et al., 2020). Cocok untuk data tidak tetap teknik ini berguna untuk memprediksi data yang tidak *stasioner* atau tidak stabil karena dapat mengintegrasikan deret waktu sedemikian rupa sehingga data tetap stasioner namun Membutuhkan informasi sejarah lengkap metode ARIMA membutuhkan data historis yang lengkap dan berkualitas tinggi, sehingga sulit diterapkan pada data yang terbatas atau tidak lengkap. Metode jaringan saraf metode ini menggunakan arsitektur neural network untuk melakukan prediksi. Metode ini belajar dari data historis dan membuat model yang dapat ditindaklanjuti prediksi masa depan kelebihan *methode* tersebut adalah Kemampuan untuk belajar dari data historis Jaringan saraf dapat belajar dari data historis dan membuat prediksi yang akurat untuk masa depan namun Tidak dapat memberikan hasil yang dapat dijelaskan *Neural network* dapat memberikan hasil yang akurat, tetapi sulit untuk menjelaskan mengapa model memberikan hasil tersebut (Rusyida & Pratama, 2020).

Faktor keamanan adalah teknik atau metode dalam sistem pakar yang digunakan untuk mengukur keandalan suatu hipotesis atau kesimpulan berdasarkan aturan dan fakta yang tersedia. Faktor kepastian sering digunakan dalam fase inferensi atau penalaran sistem pakar, di mana *hipotesis* atau kesimpulan dibuat berdasarkan penalaran logis dan aturan yang telah ditentukan sebelumnya (Ahmad et al., 2022). Walaupun faktor kepercayaan dapat memberikan hasil yang berguna dalam sistem pakar, teknik ini memiliki beberapa kelemahan, seperti kesulitan dalam menentukan faktor kepercayaan dan ketidakpercayaan secara objektif dan kesulitan dalam menghadapi ketidakpastian yang kompleks. Oleh karena itu, faktor kepastian sering digunakan

dalam kombinasi dengan teknik lain seperti jaringan Bayesian atau logika *fuzzy* untuk meningkatkan kualitas keputusan yang dihasilkan oleh sistem pakar (Sihotang et al., 2021).

Menemukan faktor-faktor yang mempengaruhi penjualan sepeda motor Honda memberikan informasi penting kepada pemangku kepentingan untuk pengambilan keputusan dan membuat model prediksi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan bagi pemangku kepentingan internal merencanakan produksi dan pemasaran sepeda motor Honda. Dengan menggabungkan kedua metode tersebut maka ramalan penjualan sepeda motor menjadi lebih akurat dan dapat memberikan tingkat kepercayaan hasil ramalan yang lebih tinggi. Ini membantu perusahaan membuat keputusan bisnis yang lebih terinformasi dan efektif. Cara ini sangat penting bagi perusahaan sepeda motor dalam mencapai kesuksesan bisnis (Naufal Zacky & Dhuha, 2023).

II. STUDI LITERATUR

Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan model matematika yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi saraf dalam sistem saraf manusia. JST terdiri dari beberapa unit pemrosesan sederhana yang disebut neuron yang terhubung satu sama lain melalui jalur komunikasi yang disebut sinapsis. Setiap neuron menerima input dari neuron lain melalui sinapsis dan kemudian memproses input tersebut menjadi output. Masukan dan keluaran dari JST dapat berupa data numerik atau data yang telah diproses sebelumnya (Yendrizal, 2022).

Certainty Factor

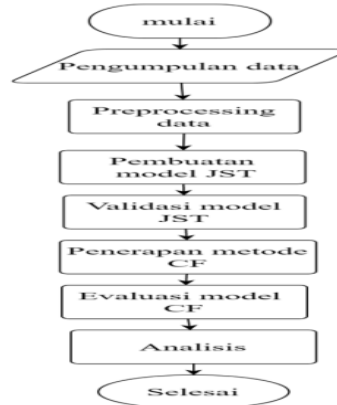
Certainty factor (CF) adalah metode yang digunakan didalam sistem kecerdasan buatan untuk mengukur keandalan atau kepastian suatu pernyataan atau fakta. CF mempertimbangkan efek atau pengaruh bukti atau informasi pada kesimpulan untuk memberikan tingkat kepercayaan yang lebih tepat. Dalam CF, setiap pernyataan atau fakta diberi skor CF antara -1 dan 1. Skor CF positif menunjukkan seberapa pasti pernyataan tersebut, sedangkan skor CF negatif menunjukkan seberapa pasti pernyataan tersebut. Skor CF 0 menunjukkan bahwa tidak cukup bukti untuk menarik kesimpulan (Raras Setyoningrum et al., n.d.).

Peramalan

Peramalan adalah proses memperkirakan atau memprediksi nilai masa depan berdasarkan data historis dan tren yang ada. Prakiraan digunakan di banyak bidang seperti bisnis, ekonomi, keuangan, dan ilmu sosial. Memilih teknik peramalan yang tepat tergantung pada jenis data yang tersedia, akurasi dan presisi yang diinginkan, dan sumber daya yang tersedia. Metode peramalan dapat digunakan untuk alat bantu pengambilan keputusan dan perencanaan di berbagai bidang (Satria, 2020).

III. METODE

1.1 Alur Penelitian



Gambar 1. Skema alur penelitian

Gambar 1 menjelaskan proses penelitian, mengumpulkan informasi dari sumber seperti data domestik dan ekspor. Proses ini mungkin termasuk pengujian dan validasi. Langkah selanjutnya adalah kumpulan data penjualan sepeda motor musim mendatang untuk data pengujian dan validasi. Sebelum melakukan proses peramalan, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu. data latih dan data uji. Setelah data disiapkan, langkah selanjutnya adalah melacak dan mencatat nilai kesalahan selama pelatihan. Dengan menggunakan jaringan saraf tiruan yang telah dilatih sebelumnya dan menginput data pengujian serta memprediksi penjualan sepeda motor. Menerapkan faktor keamanan pada jaringan saraf yang telah dilatih dan diuji sebelumnya untuk meningkatkan akurasi ramalan Penjualan Sepeda Motor. Itu juga menggunakan jaringan saraf tiruan yang mengimplementasikan faktor keamanan, memasukkan data pengujian dan meramalkan penjualan sepeda motor untuk mengukur kinerja jaringan saraf tiruan dengan faktor keamanan seperti akurasi, presisi dan memori. Pada tahap selanjutnya dievaluasi hasil pengujian jaringan syaraf tiruan dan penerapan faktor keamanan, serta kelebihan dan kekurangan jaringan syaraf tiruan dan faktor keamanan yang digunakan.

1.2 Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data ini, dilakukan identifikasi masalah yang dilanjutkan dengan pencarian literatur yaitu. kajian atau studi dan sumber yang diteliti. Setelah itu dilakukan pengumpulan data dan kemudian diperoleh bahan yang digunakan dalam penelitian ini teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan mengambil data dari internet AISI (ASOSIASI INDUSTRI MOTOR SEPEDA MOTOR INDONESIA). Tahun 2020-2021 pada tabel 1.

Tabel 1. Data Tahun 2020-2021

Month	Data traning	Data testing
Januari	462.984	62.562
Februari	545.741	93.659
Maret	561.739	59.224
April	123.782	10.470
Mei	21.851	5.651
Juni	167.992	32.884
Juli	292.205	57.070

Agustus	317.107	74.233
September	380.713	70.981
Oktober	317.830	75.282
November	237.035	78.474
Desember	231.637	79.902
Januari	394.733	81.929
Februari	377.776	79.557
Maret	521.424	69.243
April	472.889	57.306
Mei	254.710	42.647
Juni	428.556	71.441
Juli	376.640	66.105
Agustus	470.065	73.521
September	464.614	67.324
Oktober	444.726	80.327
November	463.586	55.956
Desember	387.797	58.575

1.3 Preprocessing Data

Data preprocessing adalah tahap awal dari analisis data, yang tujuannya adalah untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum analisis lebih lanjut. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis bersih, relevan, dan siap digunakan. Proses pengolahan data melibatkan beberapa langkah, diantaranya:

- Pembersihan data: Langkah ini dilakukan untuk membersihkan data dari missing value, duplikat atau anomali
- Integrasi data: Langkah ini dilakukan untuk menggabungkan data dari berbagai sumber menjadi satu kesatuan data.
- Konversi data: Langkah ini dilakukan untuk mengubah format data agar lebih mudah diproses, seperti mengubah format tanggal atau waktu.
- Pengurangan data: Langkah ini dilakukan untuk mengurangi jumlah variabel atau fitur pada data untuk memudahkan analisis.

Tabel 2. Normalisasi data

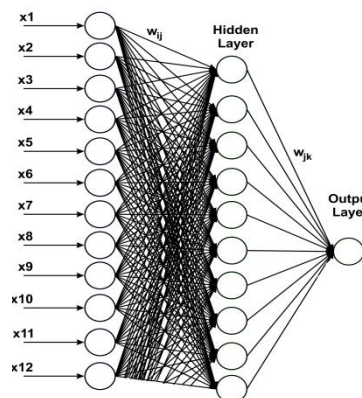
Month	Data traning	Data testing
Januari	0.779	0.713
Februari	0.921	1.000
Maret	0.951	0.696
April	0.113	0.000
Mei	0.000	0.000
Juni	0.469	0.344
Juli	0.792	0.667
Agustus	0.856	0.864
September	1.000	0.836
Oktober	0.856	0.876
November	0.592	0.902
Desember	0.575	0.916
Januari	0.764	0.925
Februari	0.731	0.905
Maret	0.997	0.790
April	0.908	0.634
Mei	0.437	0.426
Juni	0.859	0.795

Juli	0.726	0.725
Agustus	0.985	0.852
September	0.969	0.707
Oktober	0.929	0.932
November	0.978	0.590
Desember	0.757	0.638

1.4 Jaringan Syaraf Tiruan

JST sering digunakan untuk mempelajari pola dan hubungan dalam data yang kompleks seperti pengenalan pola, prediksi, dan klasifikasi. Dalam proses pembelajaran, JST dilatih menggunakan data berlabel atau keluaran yang diinginkan, memungkinkan JST untuk mempelajari pola dan hubungan dalam data yang kompleks dan digunakan untuk memprediksi hasil atau hasil berdasarkan masukan.

Perencanaan arsitektur jaringan dan parameterisasi. Jaringan yang digunakan untuk memprediksi penjualan sepeda motor memiliki kita menggunakan arsitektur 1 neuron dengan 2 input (1 fitur + 1 bias). dan fungsi aktivasi ReLU. Selain itu, kita juga menggunakan optimizer Adam dan metrik MSE (Mean Squared Error) untuk mengevaluasi performa model. Jumlah lapisan dan parameter tersembunyi ditentukan oleh coba-coba. Berdasarkan jumlah input, hidden, dan output neuron yang telah ditentukan, maka gambaran arsitektur JST terlihat seperti Gambar 3.



Gambar 2. Model Jst

Membuat arsitektur JST dan menetapkan nilai ke masing-masing parameter ini sangat ampuh dalam pelatihan.

1.5 Certainty Factor

Faktor keamanan diperkenalkan oleh Shortliffe Buchanan dalam pembuatan MYCIN. *Certainty factor* merupakan nilai parameter klinis yang diberikan oleh MYCIN berguna untuk menunjukkan tingkat kepercayaan. Faktor keamanan didefinisikan sebagai berikut (Giarattano dan Riley, 1994):

$$CF(H, E) = MB(H, E) - MD(H - E). CF(H, E):$$

Faktor keamanan hipotesis H dipengaruhi oleh sertifikat E. Ukuran CF bervariasi dari -1 hingga 1. Nilai 1 berarti ketidakpercayaan mutlak, nilai 1 untuk kepercayaan mutlak.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1.1 Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Untuk menghitung learning rate, jumlah epoch, dan toleransi error dengan learning rate 0.1, jumlah epoch 2, dan toleransi 0.01, kita bisa mulai dengan terlebih dahulu membuat model neural network dan menggunakan parameter train tersebut. Kemudian kita dapat melihat bagaimana model bekerja dan menyesuaikan parameter agar bekerja lebih baik. Untuk menghitung tingkat pembelajaran, jumlah zaman dan toleransi kesalahan, PHP memungkinkan kita untuk menulis program yang menghitung kesalahan rata-rata dan mengevaluasi kriteria penghentian dengan jumlah zaman dan toleransi kesalahan yang diberikan. Berikut algoritma yang digunakan:

```

1. // Train the model
2. for ($epoch = 0; $epoch < $numEpochs; $epoch++) {
3. $error = 0;
4. foreach ($dataTraining as $idx => $input) {
5. $target = $dataTesting[$idx][0];
6. $output = $input[0] * $weights[0];
7. $error += pow(($output - $target), 2);
8. $weights[0] -= $learningRate * ($output - $target) *
   $input[0];}
9. $meanError = $error / count($dataTraining);
   if ($meanError < $tolerance) {
   break;}}

```

Gambar 3. Algoritma jst

Algoritma di atas adalah implementasi sederhana dari algoritma gradient descent untuk memeriksa bobot model linier sifat tunggal. Tujuan dari algoritma ini adalah menginisialisasi parameter pembelajaran yaitu learning rate, num Epochs dan tolerance. Tingkat pembelajaran mengontrol seberapa banyak setiap penyesuaian bobot harus dilakukan di setiap iterasi. NumEpochs adalah jumlah iterasi yang diselesaikan selama pelatihan dan Toleransi adalah kesalahan rata-rata yang diperbolehkan sebelum pelatihan berhenti. Berikut adalah hasil dari algoritma: 0.1 Number of epochs: 2 Tolerance: 0.1 Final weights: 0.8469604449212.

```

10. $y = 1 / (1 + exp(-$y_in));
11. // Hitung error
12. $error = $t - $y;
13. // Update bobot
14. $weights[0] += $learning_rate * $error * $y * (1 - $y) * $x1;
15. $weights[1] += $learning_rate * $error * $y * (1 - $y) * $x2;
16. // Menghitung mean squared error (MSE)
17. $mse += pow($error, 2);}
18. // Menghitung MSE rata-rata
19. $mse /= count($data_training); // Jika MSE < tolerance, berhenti training
20. if ($mse < $tolerance) {
21. break;}}

```

Gambar 4. Pengujian jst

Algoritma ini merupakan implementasi dari algoritma propagasi balik untuk melatih model jaringan saraf dengan lapisan tersembunyi. Variabel seperti learning_rate, num_epochs,

dan tolerance digunakan untuk mengatur parameter pelatihan model. Bobot awal diinisialisasi menjadi 0 dan kemudian diperbarui setiap epoch menggunakan rumus aturan delta. Selama pelatihan, mean squared error (MSE) dihitung dan digunakan untuk mengukur seberapa baik model dilatih. Pelatihan berakhir ketika nilai MSE kurang dari nilai toleransi yang ditentukan. Di akhir pelatihan, bobot yang diperbarui disimpan dalam variabel bobot. Dengan hasil Final weights: 0.37274400568558, 0.2240809033905, 0

1.2 Pengujian Jaringan syaraf tiruan

```

10. // Calculate MSE and MAE
11. $mse = 0;
12. $mae = 0;
13. $count = count($training_data) + count($testing_data);
14. for ($i = 0; $i < count($training_data); $i++) {
15.     $predicted_value = predict($training_data[$i],
    $weights);
16.     $actual_value = $training_data[$i][0];
17.     $mse += pow(($predicted_value - $actual_value), 2);
18.     $mae += abs($predicted_value - $actual_value);
19. }
20. for ($i = 0; $i < count($testing_data); $i++) {
21.     $predicted_value = predict($testing_data[$i],
    $weights);
22.     $actual_value = $testing_data[$i][0];
23.     $mse += pow(($predicted_value - $actual_value), 2);
24.     $mae += abs($predicted_value - $actual_value);}

```

Gambar 5. Perhitungan MAE,MSE

Algoritma di atas menghitung MSE dan MAE dengan menggabungkan data pelatihan dan pengujian. Semua data digunakan untuk memprediksi nilai output menggunakan fungsi prediksi yang telah ditentukan dengan memasukkan data input dan bobot yang telah dilatih sebelumnya. Kemudian dilakukan perhitungan selisih antara nilai prediksi dengan nilai aktual, kemudian nilai MSE kuadrat dan nilai MAE absolut. Hasil MSE dan MAE dijumlahkan untuk semua data training dan test kemudian dibagi dengan total kumpulan data untuk mendapatkan rata-rata MSE dan MAE. dengan skor MSE sebesar 0,1823 MAE 0,3938.

RMSE adalah metrik yang mengukur selisih kuadrat akar rata-rata antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk setiap pengamatan. RMSE sering digunakan untuk mengukur forecast error pada skala yang sama dengan variabel yang diukur. Rumus perhitungan RMSE adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Skor R² adalah metrik yang mengukur seberapa baik model dapat menjelaskan variasi dalam informasi. Skor R² berkisar dari 0 hingga 1, semakin dekat skor R² dengan 1, semakin baik kinerja model. Rumus perhitungan untuk poin R² adalah: $R^2 = 1 - (SS_{res} / SS_{tot})$

di mana SS_{res} adalah jumlah kuadrat dari residu, yaitu $\sum (y_i - \hat{y}_i)^2$, dan SS_{tot} adalah jumlah kuadrat dari total, yaitu $\sum (y_i - \bar{y})^2$, dengan \bar{y} adalah rata-rata nilai sebenarnya.

Tabel 3. Hasil jst

MSE	0.1823
MAE	0.3938
RMSE	0.0427
R2	0.779

Pada tabel 3, MSE dan MAE cukup kecil, Selama nilai RMSE cukup kecil dan nilai R2 cukup tinggi maka dapat disimpulkan bahwa kinerja model baik. adalah cukup baik di meja. memprediksi nilai dalam pengujian data.

1.3 Evaluasi Certainty factor

Dari table 3 dihitung menggunakan certainty factor regresi:

$R2 = 0,779$ yang diperoleh dari hasil regresi sebelumnya dapat digunakan sebagai nilai $R(H | E)$. Sedangkan $R(\sim H | E)$ dapat dihitung dengan mengurangkan nilai R2 dari 1 karena $R2 + R(\sim H | E) = 1$. Jadi:

$$R(\sim H|E) = 1 - R2 = 1 - 0,779 = 0,221$$

Jadi, dengan mengganti nilai $R(H | E)$ dan $R(\sim H | E)$ ke dalam rumus CF, kita mendapatkan:

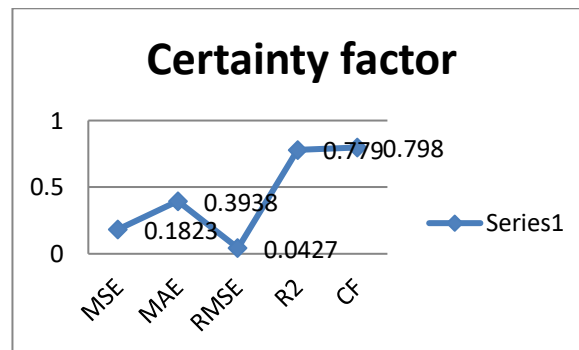
$$CF(H,E) = (0,779 - 0,221) / (1 - 0,221) = 0,798$$

Dengan demikian CF antara Hipotesis H dan Bukti E adalah 0,798. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat kepercayaan yang tinggi bahwa hipotesis H (yaitu model regresi) adalah benar berdasarkan bukti E (yaitu data regresi).

Tabel 4. Hasil CF 1

MSE	0.1823
MAE	0.3938
RMSE	0.0427
R2	0.779
CF	0.798

MSE adalah 0,1823 dan menunjukkan perbedaan rata-rata kuadrat antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya pada data uji. MAE adalah 0,3938 yang merupakan selisih absolut rata-rata antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya pada data uji. RMSE 0,0427 yang merupakan akar kuadrat dari MSE dan memberikan gambaran seberapa jauh rata-rata prediksi dari nilai sebenarnya dari data uji. R2 sebesar 0,779 yang menunjukkan seberapa baik model dapat menjelaskan penyimpangan data riil dari data uji. CF sebesar 0,798 yang menunjukkan reliabilitas model dalam memprediksi nilai target pada data uji.



Gambar 6. Grafik CF 1

V. KESIMPULAN

Dari sini dapat disimpulkan bahwa model regresi bekerja cukup baik dalam memprediksi nilai target dengan data uji. Nilai MSE dan RMSE yang rendah menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model relatif kecil, sedangkan nilai MAE menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model tidak terlalu signifikan. Selain itu, nilai R2 yang relatif tinggi menunjukkan bahwa model tersebut mampu menjelaskan variabilitas dalam data. Selain itu, tingkat kepercayaan model dalam memprediksi nilai target dengan data uji juga cukup tinggi yang ditunjukkan dengan nilai CF yang relatif besar. Namun, masih ada ruang untuk perbaikan, terutama mengurangi kesalahan absolut dan kesalahan kuadrat dari perkiraan.

VI. UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas dedikasi dan kerja keras yang telah kami berikan dalam penelitian ini. Kolaborasi dan upaya bersama ini telah menghasilkan hasil yang luar biasa dan memberikan dampak yang positif bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi. Semua usaha, waktu, dan pengetahuan yang telah kami sumbangkan dalam penelitian ini telah membuka wawasan baru dan memberikan kontribusi berarti bagi pengembangan bidang studi yang kami teliti. Karya kami tidak hanya meningkatkan reputasi STMIK YMI Tegal sebagai institusi akademik yang berkualitas, tetapi juga memberikan manfaat bagi masyarakat dan industri. Saya sangat menghargai kerjasama yang solid dan semangat pantang menyerah yang ditunjukkan oleh setiap anggota tim. Kolaborasi yang efektif dan komunikasi yang baik di antara kami semua telah membawa penelitian ini mencapai hasil yang mengesankan. Dengan segala kerendahan hati, saya mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada seluruh tim penelitian STMIK YMI Tegal atas dedikasi dan komitmen kami dalam menghadirkan penelitian yang berkualitas tinggi. Semoga hasil penelitian ini dapat menjadi landasan yang kuat untuk penelitian-penelitian masa depan dan memberikan manfaat yang berkelanjutan bagi kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi.

VII. REFERENSI

Ahmad, M., Al Mehedi, M. A., Yazdan, M. M. S., & Kumar, R. (2022). Development of Machine Learning Flood Model Using Artificial Neural Network (ANN) at Var River. *Liquids*, 2(3), 147–160. <https://doi.org/10.3390/liquids2030010>

Matdoan, M. Y., Otok, B. W., & Atok, R. M. (2020). ESTIMASI PARAMETER REGRESI QUANTIL DENGAN REGRESI ROBUST LEAST TRIMMED SQUARE (LTS) (Studi

-
- Kasus : Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penyebaran Penyakit Malaria di Indonesia). *J. Ris. & Ap. Mat*, 4(1), 50–62.
- Naufal Zacky, R., & Dhuha, S. (2023). *Teknik Proyeksi Bisnis Forecasting Penjualan Menggunakan Metode Rata-Rata Trend di Storing Coffee Karawang*. VIII(2).
- Putra, G., & Maulud, A. R. (n.d.). *Peramalan Kebutuhan Batubara Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing di PT. Solusi Bangun Andalas*. www.jurnal.utu.ac.id/jo optimalisasi
- Raras Setyoningrum, N., Saputra, A., & Tinggi Teknologi Indonesia Tanjungpinang, S. (n.d.). *SISTEM PAKAR DETEKSI KERUSAKAN ENGINE MOUNTING PADA KENDARAAN BERMOTOR RODA EMPAT MENGGUNAKAN METODE CERTAINTY FACTOR*.
- Rusyida, W. Y., & Pratama, V. Y. (2020). Prediksi Harga Saham Garuda Indonesia di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode ARIMA. *Square : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, 2(1), 73. <https://doi.org/10.21580/square.2020.2.1.5626>
- Satria, W. (2020). JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK PERAMALAN PENJUALAN PRODUK (STUDI KASUS DI METRO ELECTRONIC DAN FURNITURE). In *Djtechno : Journal of Information Technology Research* (Vol. 1, Issue 1).
- Sihotang, H. T., Riandari, F., Buulolo, P., & Husain, H. (2021). Sistem Pakar untuk Identifikasi Kandungan Formalin dan Boraks pada Makanan dengan Menggunakan Metode Certainty Factor. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 63–74. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1364>
- Wiranda, L., & Sadikin, M. (n.d.). *PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT. METISKA FARMA* (Vol. 8).
- Yendrizal, Y. (2022). Jaringan Saraf Tiruan Pengenalan Pola Huruf Sistem Matriks dengan Algoritma Hebb Rule. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(5), 1466. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i5.5015>