Usulan Peramalan Permintaan Mobil Premium untuk Minimasi Biaya Persediaan Menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR) Dioptimasi Grey Wolf Optimization (GWO)

1st M Haykel Anantasyah
Fakultas Rekayasa Industri
Telkom University
Bandung, Indonesia
haykelas@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Femi Yulianti
Fakultas Rekayasa Industri
Telkom University
Bandung, Indonesia
femiyulianti@telkomuniversity.ac.id

3 rd Prafajar Suksessanno Muttaqin
Fakultas Rekayasa Industri
Telkom University
Bandung, Indonesia
prafajars@telkomuniversity.ac.id

Abstrak*—PT XYZ merupakan perusahaan otomotif mobil premium di Indonesia yang menghadapi permasalahan tingginya aging stock akibat rendahnya akurasi peramalan penjualan. Metode peramalan eksisting memiliki nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) di atas 20%, yang berdampak pada peningkatan biaya persediaan sebesar 7,28%. Penelitian ini mengusulkan model peramalan permintaan multivariat menggunakan Support Vector Regression (SVR) yang dioptimasi dengan Grey Wolf Optimization (GWO), dengan seleksi fitur dilakukan melalui Grey Relational Analysis (GRA). Variabel input yang digunakan meliputi pertumbuhan Produk Domestik Bruto (PDB), nilai tukar USD/IDR, Indeks Harga Konsumen (IHK/CPI), dan Indeks Kepercayaan Konsumen (IKK).Data yang digunakan merupakan data time series bulanan periode Januari 2021 hingga Desember 2023. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian dilakukan normalisasi sebelum proses pemodelan. Kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), serta koefisien determinasi (R^2). Hasil seleksi fitur menggunakan GRA menunjukkan bahwa variabel makroekonomi berpengaruh signifikan terhadap permintaan, dengan Indeks Harga Konsumen dan nilai tukar USD/IDR sebagai variabel yang paling dominan. Parameter optimal SVR yang diperoleh melalui optimasi GWO, yaitu C = 125,017365 dan γ = 10,000, mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola non-linear pada data penjualan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVR–GWO menghasilkan kinerja peramalan yang lebih unggul dengan nilai MAPE sebesar 11,57% dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,6502, Implementasi hasil peramalan menggunakan model usulan mampu menekan Total Inventory Cost (TIC) menjadi 5,707,958,759. dan mendekati kondisi biaya persediaan optimal perusahaan. Dengan demikian, model SVR–GWO tervalidasi secara empiris sebagai alat bantu pengambilan keputusan untuk meningkatkan akurasi peramalan permintaan serta meminimalkan Biaya Persediaan pada PT XYZ.

***Kata kunci*—**Peramalan Permintaan, Biaya Persediaan, Support Vector Regression, Grey Wolf Optimization

I. PENDAHULUAN

Industri otomotif merupakan salah satu sektor strategis yang berperan penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi nasional. Sektor ini tidak hanya mencakup aktivitas manufaktur kendaraan bermotor, tetapi juga melibatkan proses terintegrasi mulai dari perancangan produk, produksi, distribusi, hingga layanan purna jual. Tingginya keterkaitan industri otomotif dengan sektor logistik, manufaktur komponen, dan jasa keuangan menjadikan stabilitas sektor ini sebagai indikator penting kondisi perekonomian nasional.

Perkembangan industri otomotif di Indonesia menunjukkan tren pemulihan yang signifikan pascapandemi. Berdasarkan data Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia (GAIKINDO), penjualan mobil nasional yang diukur melalui distribusi pabrik ke dealer (wholesales) mengalami kontraksi tajam pada tahun 2020, kemudian meningkat pesat mulai tahun 2021 hingga mencapai puncak pada tahun 2022. Meskipun demikian, pada periode 2023 hingga 2025 terlihat kecenderungan penurunan kembali, yang mengindikasikan bahwa pasar otomotif nasional masih menghadapi dinamika permintaan yang fluktuatif.



GAMBAR I
Penjualan Mobil *Wholesales* Indonesia

Grafik pada Gambar 1 memperlihatkan bahwa penjualan mobil nasional turun drastis dari 1.030.126 unit pada tahun 2019 menjadi 532.407 unit pada tahun 2020 sebagai dampak pandemi COVID-19. Setelah itu, terjadi lonjakan signifikan pada tahun 2021 sebesar 887.202 unit dan mencapai puncak pada tahun 2022 sebesar 1.048.040 unit, mencerminkan fase pemulihan industri otomotif. Namun, pada periode 2023 hingga 2025 terlihat tren penurunan bertahap, dari 1.005.082 unit pada 2023 menjadi 803.687 unit pada 2025.

Seiring dengan perkembangan pasar nasional, segmen mobil premium di Indonesia juga menunjukkan tren pertumbuhan yang positif. Namun, segmen ini memiliki

karakteristik permintaan yang relatif lebih sensitif terhadap faktor makroekonomi, seperti nilai tukar, tingkat suku bunga, dan indeks kepercayaan konsumen. Tingginya nilai unit kendaraan premium menyebabkan konsekuensi finansial yang besar apabila terjadi ketidaktepatan dalam perencanaan persediaan, khususnya terkait risiko overstock dan tingginya biaya simpan.

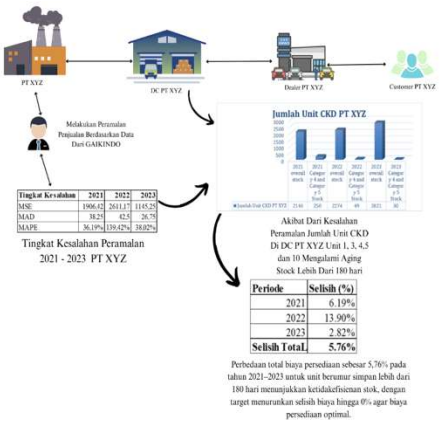


GAMBAR 1
Penjualan Mobil Premium Indonesia

Gambar 2 menunjukkan bahwa penjualan mobil premium mengalami tren peningkatan dari 5.100 unit pada tahun 2019 menjadi 11.200 unit pada tahun 2023. Pertumbuhan ini mencerminkan meningkatnya daya beli konsumen pada segmen atas serta perluasan pasar kendaraan premium di Indonesia. Namun, setelah mencapai puncak pada tahun 2023, penjualan menurun menjadi 10.300 unit pada 2024 dan turun kembali menjadi 5.000 unit pada 2025. Pola ini mengindikasikan bahwa permintaan mobil premium cenderung fluktuatif dan sensitif terhadap perubahan kondisi ekonomi. Semakin besar volume penjualan, semakin besar pula dampak kesalahan peramalan terhadap pembentukan persediaan dan biaya penyimpanan..

PT. XYZ merupakan salah satu perusahaan otomotif yang memasarkan mobil premium di Indonesia. Distribusi penjualan mobil dilakukan melalui enam jaringan dealer resmi yang tersebar di beberapa kota besar seperti Jakarta, Bandung, Surabaya, Bali, Medan, Pekanbaru, Makassar, dan Semarang. Kegiatan utama perusahaan mencakup penjualan grosir (wholesale) dan eceran (retail) untuk produk mobil jadi (finished goods), yang seluruhnya bergantung pada ketersediaan stok yang disesuaikan dengan permintaan pasar.

PT XYZ menghadapi tantangan yang signifikan terkait ketidaktepatan demand forecasting di Distribution Center (DC). Permasalahan tersebut menyebabkan perencanaan produksi tidak sepenuhnya selaras dengan kebutuhan pasar, sehingga berdampak pada meningkatnya biaya persediaan serta bertambahnya unit dengan umur simpan yang panjang (unit aging stock).



Tingkat Kesalahan	2021	2022	2023
MSE	1906.42	2611.17	1145.25
MAD	38.25	42.5	26.75
MAPE	36.19%	139.42%	38.02%

Periode	Selisih (%)
2021	6.19%
2022	13.90%
2023	2.82%
Selisih Total	5.76%

GAMBAR 2
Rich Picture Diagram Permasalahan Pada PT. XYZ

Sebagai langkah awal untuk memahami kondisi persediaan di *Distribution Center* (DC) PT XYZ, dilakukan pengumpulan dan penyajian data stok unit CKD (*complete knocked down*) selama periode 2021 hingga 2023.

TABEL 1
Stok Unit CKD 2021

Tipe	Stok Awal	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Ags	Sep	Okt	Nov	Des
1	147	55	36	27	27	32	12	15	35	6	5	55	51
2	0	0	0	0	3	3	10	7	10	4	5	3	2
3	103	82	76	58	28	5	3	3	2	2	6	9	36
4	29	27	22	20	9	8	24	21	11	11	4	2	1
5	38	56	84	48	48	26	35	74	87	21	15	71	32
6	28	50	33	29	29	8	6	3	8	10	10	0	0
7	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
8	40	50	30	9	3	2	3	2	3	4	2	4	1
9	1	1	0	0	0	1	3	4	1	0	1	0	0
10	53	56	52	35	22	3	3	3	3	2	1	1	14

TABEL 2
stok Unit CKD 2022

Tipe	Stok Awal	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Ags	Sep	Okt	Nov	Des
1	18	9	62	48	20	41	69	27	63	39	11	79	2
2	1	1	1	1	1	1	1	8	10	3	0	0	9
3	36	21	8	22	5	6	5	5	20	5	5	3	25
4	1	2	2	1	1	1	0	4	8	8	8	8	8
5	32	55	42	77	53	28	25	3	21	9	4	2	0
6	0	20	57	14	11	10	12	8	10	7	6	11	8
7	0	0	0	4	14	16	20	15	1	2	4	0	0
8	1	5	10	7	2	16	12	29	22	3	2	0	17
9	0	0	0	3	10	7	2	1	0	0	0	0	0
10	4	2	2	2	10	2	4	4	4	9	7	5	2

TABEL 3
stok Unit CKD 2023

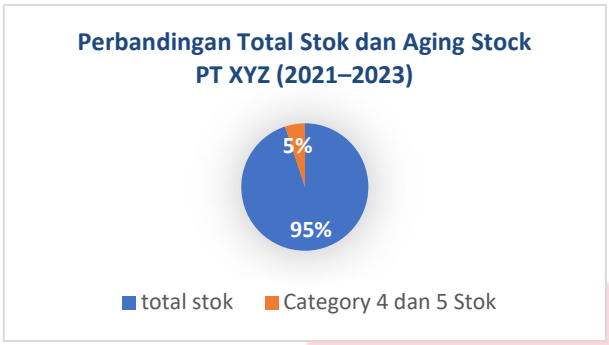
Tipe	Stok Awal	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Ags	Sep	Okt	Nov	Des
1	2	30	13	26	33	14	27	33	17	27	24	49	93
2	0	0	0	15	3	17	3	13	9	19	5	4	2
3	25	4	9	6	22	9	6	13	31	57	64	48	1
4	8	7	7	6	6	5	5	5	2	4	8	8	8
5	0	0	0	0	0	29	44	10	2	0	4	2	3
6	8	31	6	23	21	7	3	3	17	20	45	38	60
7	0	0	0	0	4	2	1	7	15	19	19	19	14
8	17	5	17	19	34	82	71	73	29	49	11	0	4
9	0	0	0	3	10	7	2	1	3	6	10	0	0
10	2	10	11	2	2	2	3	2	2	4	7	5	2

Data tersebut memuat informasi jumlah stok awal serta jumlah unit yang tersisa pada setiap akhir bulan untuk masing-masing tipe unit. Penyajian data ini bertujuan untuk memberikan gambaran kuantitatif mengenai kondisi persediaan unit CKD yang dikelola perusahaan sepanjang periode penelitian. Unit kendaraan yang disimpan di Distribution Center (DC) memiliki masa penyimpanan yang disesuaikan dengan kategori masing-masing. Masa simpan tersebut dihitung sejak unit kendaraan masuk ke DC hingga saat unit tersebut keluar dari DC

TABEL 4
Kategori Umur Simpan Unit PT. XYZ

Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4	Kategori 5
0 - 30 hari	31 - 60 hari	61 - 180 hari	181 - 364 hari	≥ 365 hari

Unit kendaraan yang disimpan di DC memiliki batas waktu penyimpanan berdasarkan kategori umur simpan tertentu, dihitung sejak mobil masuk hingga keluar dari DC. Berdasarkan Tabel I.4 PT. XYZ menargetkan tidak adanya unit yang tersimpan lebih dari 180 hari, atau dengan kata lain, tidak ada unit dalam kategori umur simpan 4 dan 5.



GAMBAR 3
Grafik Perbandingan Persediaan Pada PT. XYZ

Gambar I.4 memperlihatkan perbandingan jumlah Stok unit CKD dengan jumlah unit yang berumur lebih dari 180 hari pada periode 2021–2023. Fluktuasi jumlah persediaan tersebut berkaitan erat dengan hasil peramalan penjualan. Penjualan mobil CKD PT. XYZ berfluktuasi setiap bulan, dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti pertumbuhan ekonomi, kondisi politik dan kebijakan pemerintah, tingkat persaingan industri, serta aktivitas pemasaran. Oleh karena itu, akurasi peramalan menjadi sangat penting agar perusahaan dapat menyesuaikan jumlah produksi dengan permintaan pasar.

Berdasarkan hasil klasifikasi umur simpan, unit yang termasuk ke dalam kategori 4 dan kategori 5 (umur simpan di atas 180 hari) dapat dilihat pada Lampiran 11, yang mencakup unit dengan tipe 1, 3, 4, 5, dan 10. Keberadaan unit-unit tersebut menunjukkan adanya stok dengan pergerakan lambat (*slow-moving)* yang berpotensi menimbulkan penumpukan persediaan di *Distribution Center* (DC). Kondisi tersebut tidak terlepas dari ketepatan peramalan penjualan yang diterapkan perusahaan. Apabila peramalan penjualan dilakukan secara berlebihan, maka akan terjadi overproduction yang berdampak pada peningkatan jumlah unit *slow-moving* di DC.

TABEL 5
Perbandingan Jumlah Peramalan Penjualan dengan Penjualan Aktual

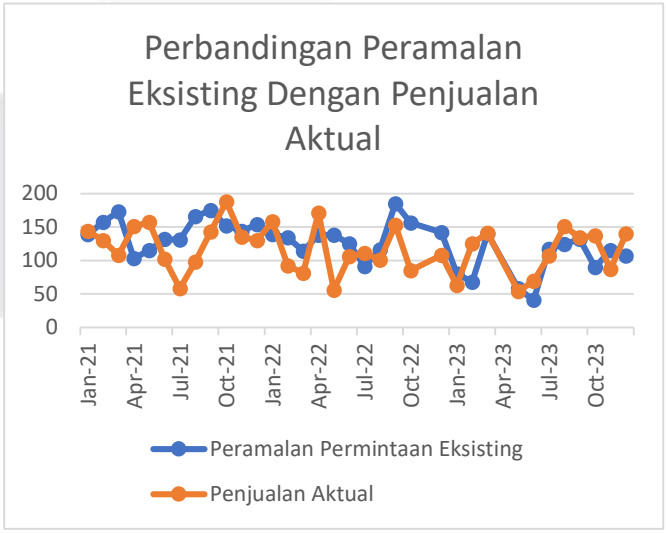
Bulan	2021 Ramalan	2021 Aktual	2022 Ramalan	2022 Aktual	2023 Ramalan	2023 Aktual
Januari	139	144	139	158	80	63
Februari	157	130	134	92	68	125
Maret	173	108	114	81	140	141
April	103	151	138	171	98	31
Mei	115	157	138	56	58	54
Juni	132	102	125	106	41	69
Juli	131	58	91	111	117	107
Agustus	166	98	116	101	124	151
September	175	143	185	153	132	134
Oktober	152	188	156	85	90	137
November	144	135	119	9	115	87
Desember	154	130	142	108	107	140
Total	**1741**	**1544**	**1597**	**1231**	**1170**	**1239**

Namun demikian, sebelum dilakukan pengukuran tingkat akurasi peramalan, data realisasi penjualan perlu melalui tahap pembersihan (data cleaning) untuk menghindari bias yang disebabkan oleh nilai ekstrem yang tidak merepresentasikan kondisi operasional normal perusahaan. Nilai ekstrem tersebut dapat muncul akibat kesalahan pencatatan, gangguan distribusi, atau kejadian tidak terduga seperti keterlambatan pasokan maupun pembatasan penjualan pada periode tertentu. Apabila data ekstrem tetap digunakan dalam perhitungan error peramalan, maka hasil evaluasi akurasi akan terdistorsi dan tidak mencerminkan performa model secara objektif.

Proses pembersihan dilakukan dengan mengidentifikasi outlier berdasarkan nilai Absolute Percentage Error (APE), yaitu persentase selisih antara hasil peramalan dan realisasi penjualan aktual. Mengacu pada praktik umum dalam analisis peramalan [1], periode dengan nilai APE melebihi 200% dikategorikan sebagai outlier ekstrem karena menunjukkan deviasi yang sangat jauh dari pola normal permintaan. Hasil identifikasi menunjukkan bahwa periode November 2022 dan April 2023 memiliki nilai APE masing-masing sebesar 1222% dan 216%, sehingga kedua periode tersebut dikeluarkan dari dataset evaluasi.

Setelah tahap pembersihan data, jumlah periode yang digunakan dalam pengukuran akurasi peramalan menjadi 34 periode dari total awal 36 periode. Dataset yang telah dibersihkan selanjutnya digunakan untuk menghitung indikator kesalahan peramalan, yaitu Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Deviation (MAD), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), guna memperoleh hasil evaluasi yang lebih representatif terhadap kondisi operasional aktual perusahaan.

GAMBAR 5
Perbandingan Peramalan Eksisting dengan Penjualan Aktual.



TABEL 6
Tingkat Kesalahan MSE, MAD dan MAPE Peramalan Penjualan Unit CKD Aging PT. XYZ

Tingkat Kesalahan	2021	2022	2023

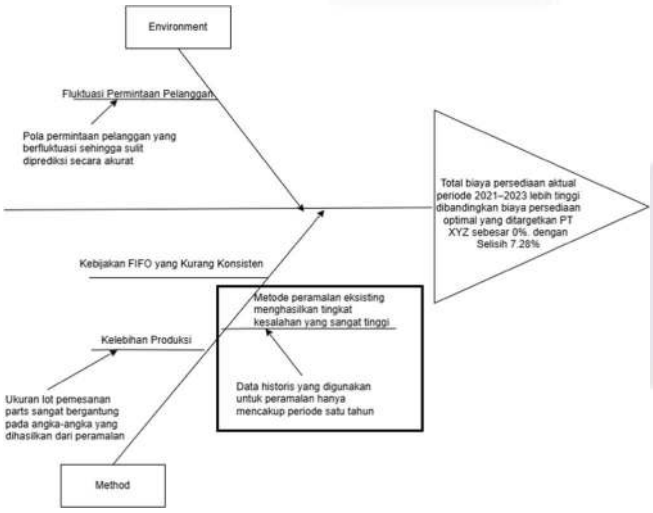
MAD	38.25	36.3636363	23.0909090
MSE	1906.416667	1748.5454	841.272727
MAPE	36.19%	40.99%	21.82%

Tingkat kesalahan peramalan ini berdampak langsung pada total biaya persediaan (*Inventory Cost*) yang harus ditanggung Departemen Sales. Berdasarkan perhitungan dengan metode *Economic Order Quantity* (EOQ), biaya pemesanan setiap kali dilakukan pengadaan kendaraan mencapai Rp75.000.000 per order. Sementara itu, biaya penyimpanan (*holding cost*) ditentukan berdasarkan referensi yang menyatakan bahwa *overall inventory carrying cost* berada pada kisaran 26% dari nilai inventaris per tahun [2]. Dengan menggunakan rata-rata harga unit kendaraan BMW yang disimpan, diperoleh biaya simpan sebesar Rp247.000.000 per unit per

TABEL 7
Perbandingan MAPE dan Total Biaya Persediaan

Periode	Total Aktual (Rp)	Total Seharusnya (Rp)	Selisih (Rp)	Selisih (%)
2021	IDR 8,031,441,340.13	IDR 7,563,411,928.49	IDR 468,029,411.64	6.19%
2022	IDR 7,399,993,243.24	IDR 6,728,677,433.20	IDR 671,315,810.04	9.98%
2023	IDR 6,302,190,095.51	IDR 6,690,022,421.49	IDR 387,832,325.97	5.8%
Total 3 Tahun	IDR 21,733,624,678.89	IDR 20,982,111,783.17	IDR 1,527,177,547.66	7.28%

Beberapa faktor yang berpotensi menyebabkan terjadinya selisih biaya persediaan sebesar 7.28% pada tahun 2021 - 2023, khususnya pada unit yang memiliki umur simpan lebih dari 180 hari, antara lain disebabkan oleh permasalahan dalam perencanaan, kendala produksi, serta kondisi perekonomian pada periode tersebut. Hal ini dapat diidentifikasi melalui diagram tulang ikan berikut.



GAMBAR 6
Diagram Tulang Ikan Permasalahan PT XYZ

Berdasarkan diagram tulang ikan Gambar I.6, akar permasalahan utama yang menyebabkan total biaya persediaan aktual PT. XYZ melebihi biaya yang seharusnya, khususnya pada unit dengan umur simpan melebihi 180 hari teridentifikasi berasal dari faktor Metode (Method) dan Lingkungan (Environment). Oleh karena itu, alternatif solusi berikut dapat diajukan untuk mengatasi permasalahan ini.

TABEL 8
Alternatif Solusi

Faktor	Akar Permasalahan	Alternatif Solusi	Referensi
Environment	Pola permintaan pelanggan yang berfluktuasi sehingga sulit diprediksi secara akurat	Peramalan Penjualan Otomotif Menggunakan *Support Vector Regression* dengan Optimasi Algoritma *Grey Wolf Optimizer*	(Que Et Al., 2022)
Method	Tingkat kesalahan peramalan (MAPE) lebih besar dari 25%.	Peramalan Penjualan Otomotif Menggunakan *Support Vector Regression* dengan Optimasi Algoritma *Grey Wolf Optimizer*	(Que Et Al., 2022)
Method	Kebijakan FIFO yang tidak selalu berjalan (Kurang konsisten).	Penerapan kebijakan FIFO yang ketat di DC PT. XYZ (Distrubution Center).	(Mukti & Saripudin, 2025)
Method	Kelebihan produksi yang disebabkan karena hasil dari peramalan penjualan dijadikan sebagai dasar besaran lot pemesanan parts yang dilakukan.	Melakukan perencanaan pengadaan bahan baku dengan metode Material Requirements Planning (MRP) untuk menentukan waktu dan jumlah pemesanan yang optimal.	(Kurniawan et al., 2023)

Fokus utama penyelesaian yang akan dirancang adalah pada faktor Metode (Method). Penulis mengusulkan perancangan solusi baru menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) untuk melakukan peramalan penjualan unit mobil yang mengalami aging (penuaan) di PT. XYZ. Pemilihan SVR ini didasarkan pada kemampuannya untuk menawarkan alternatif solusi karena struktur non-linearnya sangat efektif dalam menangkap dan memecahkan permasalahan kompleks yang ada di dunia nyata.

II. KAJIAN TEORI

a. Supply Chain dan Peramalan Permintaan

Rantai pasok mencakup semua pihak yang terlibat, baik langsung maupun tidak langsung, dalam memenuhi permintaan pelanggan, meliputi produsen, pemasok, pengangkut, gudang, pengecer, hingga pelanggan itu sendiri. Setiap tahapan dalam rantai pasok melibatkan adanya aliran informasi, produk, dan biaya yang harus dikelola secara terintegrasi. Pengelolaan rantai pasok yang sukses memerlukan serangkaian keputusan yang dibagi menjadi tiga fase, yaitu strategi rantai pasok untuk keputusan jangka panjang, perencanaan rantai pasok dengan rentang waktu seperempat hingga satu tahun, dan operasi rantai pasok yang bersifat mingguan atau harian [3].

Peramalan penjualan merupakan metode yang menggunakan data historis untuk memproyeksikan nilai-nilai yang mungkin terjadi di masa depan secara terstruktur.

Peramalan memiliki beberapa karakteristik penting, yaitu tidak selalu akurat sehingga harus menyertakan nilai estimasi dan ukuran kesalahan, akurasi peramalan jangka panjang cenderung kurang akurat dibandingkan jangka pendek, peramalan yang diagregasikan umumnya lebih akurat daripada yang disagregasikan, serta dampak jarak dari konsumen dimana semakin jauh posisi perusahaan dalam rantai pasok dari konsumen maka semakin besar potensi kesalahan akibat penyimpangan informasi [3]. Komponen yang menjadi faktor penentu nilai peramalan penjualan meliputi permintaan masa lalu, lead time pembelian barang kembali, usaha pemasaran atau iklan yang direncanakan, harga diskon yang direncanakan, keadaan ekonomi di wilayah tertentu, dan keberadaan pesaing.

b. Metode Peramalan dan Tingkat Kesalahan

Metode peramalan terbagi menjadi dua kategori utama, yaitu metode kualitatif yang didasarkan pada pengalaman pekerja atau survei untuk peramalan jangka menengah dan panjang, serta metode kuantitatif yang digunakan ketika data masa lalu mencukupi. Metode kuantitatif terdiri dari causal methods yang berhipotesis bahwa penjualan di masa depan dipengaruhi oleh nilai variabel tertentu di masa kini atau masa lalu, dan time series extrapolation yang berasumsi pola waktu penjualan di masa lalu akan terus berlanjut di masa depan [4]. Pola waktu penjualan terdiri dari empat jenis, yaitu trend yang menunjukkan perubahan jangka panjang seiring waktu, cyclical variation yang disebabkan oleh siklus bisnis dan masalah ekonomi makro, seasonal variation yang timbul dari aktivitas manusia dalam periode tertentu, dan residual variation yang merupakan bagian penjualan yang tidak dapat diklasifikasikan sebagai trend, cyclic, atau seasonal.

Tingkat kesalahan peramalan dihitung untuk mengevaluasi efektivitas metode peramalan saat menggunakan data historis, dimana kesalahan peramalan dihitung sebagai selisih antara nilai estimasi peramalan dan nilai penjualan aktual pada periode tertentu. Beberapa indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan peramalan meliputi Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Deviation (MAD), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dimana nilai MAPE kurang dari 10% menunjukkan peramalan sangat akurat, 10-20% baik, 20-50% cukup layak, dan lebih dari 50% tergolong buruk menurut Lewis (1982). Tracking Signal digunakan untuk mengetahui rasio antara bias dengan MAD, dimana jika Tracking Signal berada di luar rentang ±6 maka mengindikasikan bahwa peramalan bersifat bias yang dapat berupa underforecast atau overforecast [3].

c. Support Vector Regression

Support Vector Regression merupakan pengembangan dari Support Vector Machine yang awalnya dirancang untuk klasifikasi, kemudian diperluas untuk menangani masalah regresi dengan output kontinu yang pertama kali diperkenalkan oleh Vladimir Vapnik dalam bukunya *The Nature of Statistical Learning Theory* [5]. Berbeda dengan SVM klasifikasi yang mencari hyperplane pemisah antar kelas, SVR berfokus pada pencarian fungsi regresi yang mampu mendekati nilai sebenarnya dengan toleransi kesalahan tertentu epsilon, dimana SVR mengasumsikan bahwa error di bawah batas epsilon tidak dikenakan penalti sedangkan error di atas batas tersebut dihitung dalam fungsi objektif [6]. Tujuan utama SVR adalah meminimalkan kompleksitas model dan deviasi prediksi yang melebihi batas epsilon, dengan parameter regularization (C) yang mengatur keseimbangan antara kesalahan yang diizinkan dan kelancaran model.

SVR memiliki beberapa manfaat utama dalam pemodelan data kuantitatif dan peramalan, yaitu kemampuan menghasilkan model yang lebih general melalui prinsip Structural Risk Minimization sehingga tidak overfitting, mampu menangani pola nonlinear secara efisien menggunakan teknik kernel tanpa perhitungan eksplisit, kontrol yang baik terhadap penyimpangan data melalui parameter toleransi epsilon, proses optimasi yang stabil dengan solusi global optimum yang konsisten, serta mudah disesuaikan dengan berbagai kondisi data melalui pengaturan parameter C dan epsilon [5]. Untuk menangani data non-linear, SVR menggunakan fungsi kernel seperti Linear Kernel, Polynomial Kernel, Radial Basis Function (RBF) Kernel, dan Sigmoid Kernel yang memetakan data ke ruang berdimensi tinggi tanpa menghitung transformasinya secara eksplisit. Parameter yang harus ditentukan adalah C yang mengatur seberapa keras model menghukum kesalahan, epsilon yang menentukan batas kesalahan yang masih boleh diabaikan, dan gamma yang mengatur seberapa jauh pengaruh satu titik data terhadap bentuk model.

d. Grey Wolf Optimization dan Alasan Pemilihan Metode

Grey Wolf Optimization merupakan algoritma optimasi metaheuristik yang diperkenalkan oleh Seyedali Mirjalili yang terinspirasi dari perilaku sosial dan mekanisme berburu serigala abu-abu di alam liar [7]. GWO dirancang untuk menyelesaikan permasalahan optimasi non-linear dan kompleks dengan memanfaatkan keseimbangan antara kemampuan eksplorasi dan eksploitasi ruang solusi, dimana struktur sosial kawanan serigala dimodelkan ke dalam empat tingkat hierarki kepemimpinan yaitu Alpha yang merepresentasikan solusi terbaik, Beta dan Delta sebagai solusi kandidat pendukung, dan Omega yang merepresentasikan populasi solusi lainnya. Proses optimasi dalam GWO terdiri dari tiga tahap utama yaitu encircling prey dimana posisi serigala diperbarui untuk mendekati posisi mangsa berdasarkan informasi dari serigala Alpha, Beta, dan Delta, hunting dimana posisi setiap serigala diperbarui berdasarkan posisi tiga solusi terbaik secara kolektif, dan attacking prey yang merepresentasikan proses

eksploitasi dengan ruang pencarian yang semakin menyempit menuju konvergensi.

Pemilihan metode Support Vector Regression yang dioptimasi dengan Grey Wolf Optimization dalam penelitian ini didasarkan pada perbandingan dengan metode alternatif lain seperti ARIMA dan Artificial Neural Network. ARIMA merupakan metode klasik deret waktu yang sangat stabil untuk dataset kecil namun tidak mampu menangani variabel multivariat maupun pola non-linear secara efektif, sedangkan ANN memiliki fleksibilitas tinggi dalam mempelajari pola kompleks namun memerlukan jumlah data lebih besar agar tidak mengalami overfitting serta cenderung bersifat black box sehingga interpretasi model menjadi sulit. SVR memiliki keunggulan dalam menjaga risiko overfitting tetap rendah melalui penggunaan kernel trick dan margin-based optimization, mampu menangani banyak variabel input dengan hubungan non-linear, tahan terhadap fluktuasi dan noise data, serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data baru.

III. METODE

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan rancangan eksperimental kuantitatif yang berfokus pada pengembangan model peramalan penjualan mobil premium menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) yang dioptimasi dengan Grey Wolf Optimization (GWO). Prosedur penelitian dimulai dengan tahap identifikasi awal melalui studi literatur mengenai peramalan penjualan untuk perusahaan otomotif dan studi lapangan menggunakan observasi serta wawancara dengan pihak PT XYZ untuk memahami alur bisnis, kendala peramalan, dan kebutuhan perusahaan dalam pengambilan keputusan. Data yang digunakan merupakan data kuantitatif bulanan pada periode Januari 2021 hingga Desember 2023, meliputi data penjualan aktual PT XYZ yang diperoleh dari laporan internal perusahaan, serta data variabel makroekonomi yang terdiri dari nilai tukar USD/IDR, tingkat pengangguran, suku bunga kredit bank, Consumer Confidence Index (CCI), Consumer Price Index (CPI), dan pertumbuhan Produk Domestik Bruto (PDB) yang diperoleh dari sumber resmi seperti Badan Pusat Statistik (BPS) dan Bank Indonesia. Tahap pengolahan data dilakukan secara bertahap dan terstruktur, dimulai dari persiapan data untuk memastikan kelengkapan dan kesesuaian format, normalisasi data menggunakan metode Min-Max Scaling dengan rentang nilai 0 hingga 1, seleksi variabel menggunakan Grey Relational Analysis (GRA) untuk menentukan variabel makroekonomi yang memiliki pengaruh paling kuat terhadap penjualan melalui perhitungan Grey Relational Coefficient (GRC) dan Grey Relational Grade (GRG), pembagian data menjadi data latih dan data uji secara time-series dengan menjaga urutan kronologis, pemodelan SVR menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) karena kemampuannya menangkap pola non-linear, optimasi parameter SVR (C dan gamma) menggunakan algoritma GWO dengan fungsi kinerja Mean Squared Error (MSE), pengujian model menggunakan metrik evaluasi Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2), serta denormalisasi hasil prediksi untuk mengembalikan nilai ke skala asli. Tahap analisis dilakukan untuk membandingkan performa model usulan (GRA-SVR-GWO) dengan metode eksisting perusahaan dan model pembanding lainnya seperti ARIMA.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Validasi

TABEL 9
Hasil Validasi Oleh Pihak PT XYZ

No	Aspek yang Dinilai	Skor Likert (1–5)
1	Model SVR–GWO mampu mencerminkan pola fluktuasi permintaan mobil premium di PT XYZ	4
2	Variabel internal (data penjualan historis) sudah tepat digunakan sebagai *input* model	5
3	Variabel eksternal (PDB, Kurs USD/IDR,IHK, IKK) relevan dengan faktor permintaan mobil premium di PT XYZ	4
4	Nilai MAPE 11,57% cukup akurat untuk perencanaan operasional PT XYZ	4
5	Model mampu mendukung keputusan terkait pengelolaan stok	4
6	Hasil penerapan model menunjukkan adanya penurunan biaya persediaan dibandingkan metode peramalan eksisting perusahaan	4
7	Model SVR–GWO layak dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan pengadaan dan pengelolaan stok	4
8	Meskipun hasil model belum mencapai target biaya persediaan ideal perusahaan (0%), hasil rancangan model sudah cukup layak diterapkan sebagai dasar perencanaan persediaan	3
9	Model peramalan dapat diintegrasikan dengan sistem operasional perusahaan (misalnya ERP) secara praktis	4

Hasil validasi menunjukkan bahwa model SVR–GWO memperoleh penilaian positif pada hampir seluruh aspek yang diuji. Kemampuan model dalam merepresentasikan fluktuasi permintaan mobil premium memperoleh skor 4, yang menandakan bahwa model mampu menangkap dinamika permintaan pasar dengan baik. Hal ini menegaskan efektivitas SVR dengan kernel non-linear yang dioptimasi menggunakan GWO dalam memodelkan pola permintaan yang kompleks.

Pada kesesuaian variabel input, data penjualan historis memperoleh skor tertinggi (5) sebagai faktor utama pembentuk permintaan, sedangkan variabel makroekonomi memperoleh skor 4, yang menunjukkan relevansinya sebagai faktor pendukung dalam keputusan pembelian kendaraan premium. Nilai MAPE sebesar 11,57% memperoleh skor 4, sehingga tingkat akurasi model dinilai cukup baik untuk mendukung perencanaan operasional perusahaan.

TABEL 10
Saran/Catatan Dari Pihak PT XYZ

No.	Uraian Saran / Catatan
1	Mohon disusun pedoman kebijakan terkait penerapan metode SVR–GWO dalam proses peramalan permintaan dan pengelolaan persediaan di PT XYZ.
2	Diperlukan langkah-langkah penggunaan model SVR–GWO dengan skema yang mudah dipahami oleh pengguna internal perusahaan.

Menindaklanjuti saran dari responden terkait perlunya pedoman kebijakan penerapan metode SVR–GWO, peneliti menyusun pedoman kebijakan operasional yang disesuaikan dengan proses bisnis perencanaan penjualan dan pengelolaan persediaan yang telah berjalan di PT XYZ. Pedoman ini dilengkapi dengan langkah-langkah penggunaan model SVR–GWO yang disusun dalam skema sederhana, sehingga penerapan model peramalan dapat dilakukan secara konsisten dan mudah dipahami oleh pengguna internal perusahaan.

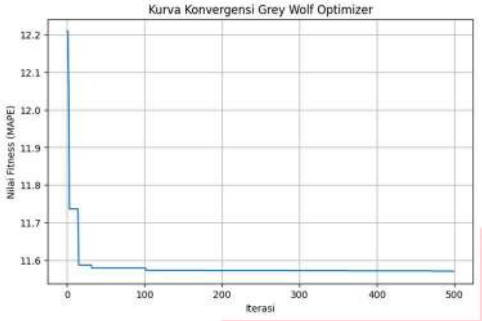
TABEL 11
Pedoman Kebijakan Penerapan Metode SVR–GWO

No	Tahapan	*Input*	Pedoman Pelaksanaan di PT XYZ	*Output*
1	Pengumpulan Data Historis	Data penjualan mobil premium periode sebelumnya dan data variabel ekonomi (kurs USD/IDR, suku bunga, IHK, IKK, dan PDB)	Tim perencanaan penjualan mengumpulkan data penjualan mobil premium dari laporan internal perusahaan serta data indikator ekonomi dari sumber resmi. Data dikumpulkan untuk seluruh periode historis terbaru sebelum peramalan dilakukan.	Dataset historis lengkap
2	Persiapan Data	Dataset historis lengkap	Data diperiksa untuk memastikan tidak terdapat data kosong atau tidak konsisten. Selanjutnya data disusun dalam format tabel runtut waktu agar siap digunakan dalam proses peramalan.	Dataset siap peramalan
3	Pembentukan Model	Dataset siap peramalan	Model SVR–GWO yang telah dibangun dan divalidasi pada tahap penelitian digunakan sebagai model peramalan operasional. Parameter model yang telah diperoleh dari hasil optimasi penelitian dijadikan acuan awal penggunaan.	Model SVR–GWO siap digunakan
4	Proses Peramalan	Model SVR–GWO dan dataset historis	Tim perencanaan menjalankan proses peramalan dengan memasukkan dataset historis ke dalam model SVR–GWO untuk menghasilkan prediksi permintaan mobil premium pada periode perencanaan berikutnya.	Hasil forecast permintaan
5	Perencanaan Persediaan	Hasil forecast permintaan	Hasil peramalan digunakan sebagai dasar penentuan jumlah unit CKD yang perlu dipersiapkan, termasuk penyesuaian rencana distribusi ke dealer sesuai kebutuhan pasar.	Rencana pengadaan dan persediaan
6	Evaluasi Berkala	Hasil forecast dan realisasi penjualan aktual	Setelah periode perencanaan selesai, hasil peramalan dibandingkan dengan realisasi penjualan aktual untuk mengetahui selisih dan mengevaluasi tingkat ketepatan peramalan.	Laporan evaluasi peramalan
7	Pembaruan Data	Data historis terbaru	Data penjualan terbaru ditambahkan ke dataset historis dan digunakan kembali sebagai *input* untuk proses peramalan pada periode berikutnya.	Dataset siap untuk siklus peramalan selanjutnya

Dengan disusunnya pedoman kebijakan operasional ini, saran responden terkait perlunya arahan penerapan metode SVR–GWO dan langkah-langkah penggunaan model dengan skema yang mudah dipahami telah ditindaklanjuti secara lengkap.

B. Analisis Optimasi Parameter SVR oleh GWO

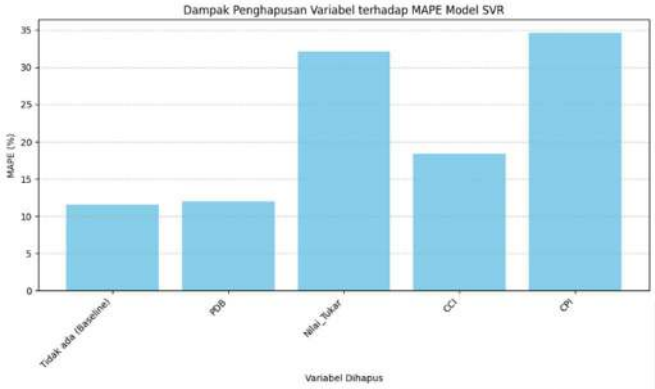
Grey Wolf Optimizer (GWO) digunakan untuk mengoptimasi parameter Support Vector Regression (SVR), yaitu parameter penalti (C), kernel (γ). GWO merupakan algoritma metaheuristik yang terinspirasi dari hierarki kepemimpinan dan strategi berburu serigala abu-abu, yang efektif dalam menyeimbangkan eksplorasi dan eksploitasi ruang solusi [7].



GAMBAR 7
Kurva Konvergensi GWO

Berdasarkan Gambar di atas Kurva konvergensi menunjukkan penurunan nilai fitness (MAPE) secara bertahap hingga mencapai kondisi stabil. Pola ini mengindikasikan bahwa algoritma optimasi berhasil menemukan solusi optimal tanpa terjebak pada local minima, sebagaimana dijelaskan dalam literatur optimasi metaheuristik [8].

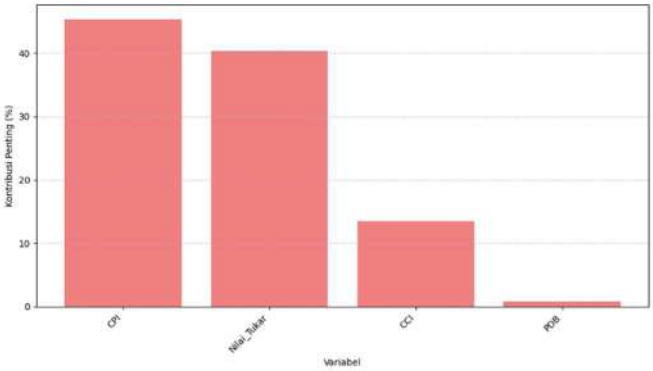
C. Analisis Bobot Support Vector Regression



GAMBAR 8
Analisis Bobot

Hasil analisis sensitivitas ditunjukkan pada Gambar di atas. Model dasar tanpa penghapusan variabel menghasilkan nilai MAPE sebesar 11,57%. Ketika variabel PDB dihilangkan, MAPE meningkat menjadi 11,97%, menunjukkan bahwa pengaruh PDB terhadap performa model relatif kecil. Sebaliknya, penghapusan variabel Nilai Tukar menyebabkan MAPE meningkat signifikan menjadi 32,11%, sedangkan penghapusan CPI menghasilkan MAPE tertinggi sebesar 34,65%. Hal ini menunjukkan bahwa Nilai Tukar dan CPI merupakan variabel yang memiliki kontribusi paling besar dalam model SVR. Penghapusan variabel CCI juga menyebabkan peningkatan MAPE menjadi 18,41%, yang menunjukkan kontribusi sedang.

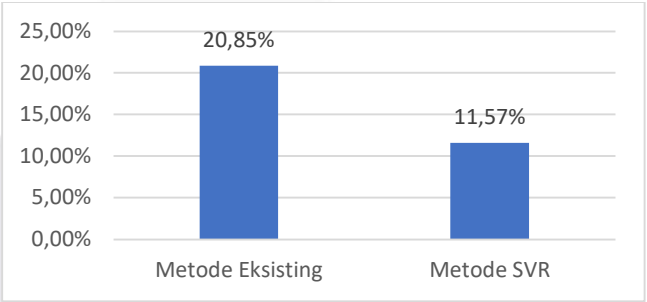
D. Analisis Sensitivitas /Feature Importance



GAMBAR 9
Analisis Sensitivitas

Berdasarkan Gambar di atas menunjukkan hasil analisis sensitivitas variabel prediktor pada model SVR–GWO dalam peramalan penjualan mobil premium PT XYZ. Indeks Harga Konsumen (CPI) dan Nilai Tukar Dollar AS terhadap Rupiah (Nilai_Tukar) merupakan variabel paling krusial dengan kontribusi masing-masing sebesar 45,38% dan 40,38%, yang menandakan ketergantungan model yang tinggi terhadap dinamika harga dan stabilitas nilai tukar [9]. Indeks Kepercayaan Konsumen (CCI) berperan sebagai faktor moderat dengan kontribusi 13,45%, sedangkan Pertumbuhan PDB memiliki pengaruh paling rendah sebesar 0,79%, menunjukkan keterbatasan daya jelaskan variabel tersebut dalam model peramalan. karena sifatnya yang agregat dan kurang sensitif terhadap segmen pasar spesifik [10].

E. Perbandingan Nilai GAP Eksisting Dan Usulan Peramalan Permintaan

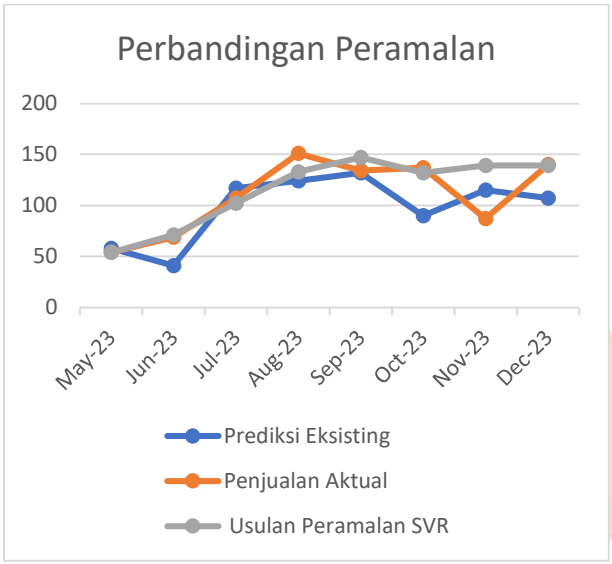


GAMBAR 10
Perbandingan Nilai GAP Eksisting Dan Usulan Peramalan Permintaan

Berdasarkan Gambar 10, terlihat adanya perbedaan yang cukup signifikan antara tingkat akurasi metode peramalan eksisting dan model usulan. Metode eksisting menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif tinggi, yang tercermin dari selisih yang cukup besar antara nilai aktual dan hasil peramalan pada beberapa periode, sehingga kurang optimal untuk mendukung perencanaan penjualan mobil premium. Sebaliknya, model usulan SVR–GWO mampu menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual pada periode Mei

2023 hingga Desember 2023, dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 11,57%.

F. Perbandingan Penjualan Aktual dan Prediksi Eksisting Dan Usulan

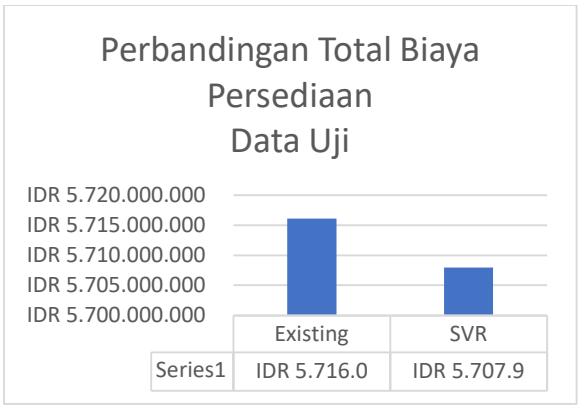


GAMBAR 11
Perbandingan Penjualan Aktual dan Prediksi Eksisting Dan Usulan

Berdasarkan Gambar 11 tersebut, model usulan SVR–GWO menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti pola dan arah tren penjualan aktual dibandingkan metode peramalan eksisting. Pada sebagian besar periode pengujian, nilai prediksi yang dihasilkan oleh SVR–GWO berada lebih dekat dengan data aktual, sehingga deviasi yang terjadi relatif lebih kecil dan tidak menyimpang dari arah pergerakan penjualan yang sebenarnya.

Ketika terjadi kenaikan penjualan, model SVR–GWO mampu merefleksikan peningkatan tersebut secara bertahap dan proporsional, sedangkan pada kondisi penurunan penjualan, model ini juga dapat menangkap perubahan arah tren dengan lebih akurat. Hal ini menunjukkan bahwa SVR–GWO memiliki tingkat stabilitas yang baik serta kemampuan adaptasi yang tinggi terhadap dinamika perubahan permintaan.

G. Perbandingan Biaya Persediaan Aktual dan Eksisting Dan Usulan



GAMBAR 12
Perbandingan Total Biaya Persediaan

Berdasarkan Gambar 12, metode peramalan usulan SVR menghasilkan total biaya persediaan sebesar IDR 5,707,958,759, yang lebih rendah dibandingkan metode eksisting sebesar IDR 5,716,080,395. Selisih biaya persediaan yang diperoleh sebesar IDR 8,121,636 atau sekitar 0,14%, menunjukkan bahwa estimasi permintaan hasil peramalan SVR mampu menghasilkan keputusan pemesanan yang sedikit lebih efisien dibandingkan metode eksisting. Meskipun perbedaan biaya tidak signifikan, hasil ini mengindikasikan bahwa model SVR menghasilkan kebijakan EOQ dan frekuensi pemesanan yang mendekati kondisi biaya minimum.

Penerapan hasil peramalan berimplikasi langsung terhadap efisiensi biaya persediaan melalui penentuan EOQ, frekuensi pemesanan, serta total biaya persediaan. Akurasi peramalan yang lebih baik pada metode SVR terbukti mampu menurunkan total biaya persediaan dan menghasilkan kebijakan persediaan yang lebih mendekati kondisi optimal. Temuan ini sejalan dengan teori manajemen persediaan yang menyatakan bahwa peningkatan akurasi estimasi permintaan berdampak terhadap perbaikan kebijakan pengendalian persediaan [2].

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan data dan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini berhasil mengembangkan dan menerapkan model peramalan penjualan mobil premium di PT XYZ menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) yang dioptimasi dengan algoritma Grey Wolf Optimization (GWO). Proses seleksi fitur menggunakan Grey Relational Analysis (GRA) menunjukkan bahwa variabel makroekonomi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap permintaan, dengan Indeks Harga Konsumen (IHK/CPI) dan nilai tukar Dollar AS (USD/IDR) sebagai variabel yang paling dominan. Parameter optimal yang diperoleh melalui proses optimasi GWO, yaitu nilai C = 125,017365 dan γ = 10,000, mampu meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola non-linear pada data penjualan.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVR–GWO menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang baik, dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 11,57% dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,6502. Nilai

tersebut mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan variasi data penjualan secara cukup kuat, sehingga hasil peramalan dapat digunakan sebagai dasar yang andal dalam perencanaan penjualan.

Implementasi hasil peramalan menggunakan model SVR–GWO juga memberikan implikasi finansial yang positif bagi PT XYZ. Akurasi estimasi permintaan yang lebih baik mampu menekan Total Inventory Cost (TIC) menjadi sebesar Rp 5,707,958,759, dan mendekati kondisi biaya persediaan aktual perusahaan. Dengan demikian, model SVR–GWO dapat dinyatakan tervalidasi secara empiris dan layak digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam upaya meminimalkan biaya persediaan di PT XYZ.

REFERENSI

[1] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. OTexts, 2018.

[2] J. Heizer, B. Render, and C. Munson, *Operations Management: Sustainability and Supply Chain Management*, 12th ed. Pearson Education, 2017.

[3] S. Chopra and P. Meindl, *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*, 6th ed. Pearson Education Limited, 2016.

[4] G. Ghiani, G. Laporte, and R. Musmanno, *Introduction to Logistics Systems Management*, 2nd ed. John Wiley & Sons, 2013.

[5] V. N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, 1995.

[6] A. J. Smola and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression," *Statistics and Computing*, vol. 14, pp. 199–222, 2004.

[7] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol. 69, pp. 46–61, 2014.

[8] S. Mirjalili, S. Saremi, S. M. Mirjalili, and L. S. Coelho, "Multi-objective grey wolf optimizer: A novel algorithm for multi-criterion optimization," *Expert Systems with Applications*, vol. 47, pp. 106–119, 2016.

[9] P. K. Goldberg and M. M. Knetter, "Goods prices and exchange rates: What have we learned?" *Journal of Economic Literature*, vol. 35, no. 3, pp. 1243–1272, 1997.

[10] J.-N. Kapferer and V. Bastien, *The Luxury Strategy: Break the Rules of Marketing to Build Luxury Brands*. Kogan Page, 2012.