3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil pemilihan model SARIMA terbaik melalui evaluasi AIC/BIC, uji stasioneritas, diagnostik residual, serta akurasi model menggunakan MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik untuk menggambarkan performa model terhadap data penjualan historis.

3.1 Pengumpulan Data

Data berasal dari sistem KonsiTrack mencakup penjualan bulanan empat produk (KSP, KSO, MO, MSM) dari Januari 2023–Agustus 2025, sebanyak 32 observasi per produk. Data deret waktu ini menjadi dasar analisis dan pemodelan SARIMA untuk prediksi 12 bulan ke depan.

Tabel 2. Data Penjualan Produk (Januari 2023 – Agustus 2025)

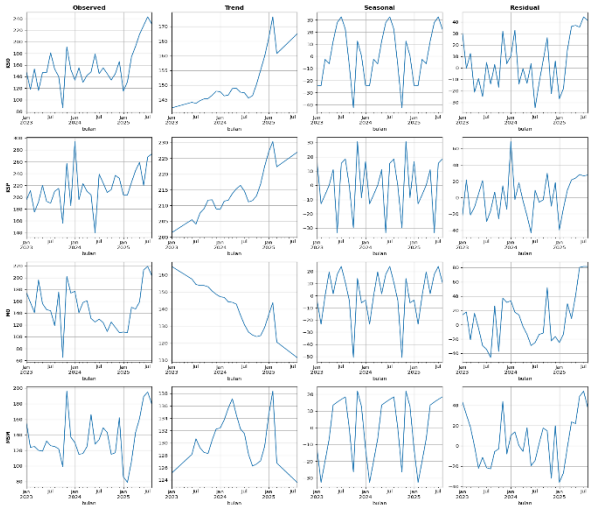
Bulan	KSP	KSO	MO	MSM
1	195	149	175	156
2	211	118	158	124
3	175	153	141	125
4	192	116	196	120
5	220	147	156	119
6	193	147	146	132
7	190	181	144	126
8	210	153	119	156
-	-	-	-	-
32	273	231	204	180

KSP Kripik Singkong Pedas
KSO Kripik Singkong *Original*
MO Makaroni *Original*
MSM Makaroni Sambal Matah

Data tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses analisis dan pemodelan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA**)** untuk menghasilkan prediksi penjualan 12 bulan ke depan.

3.2 Pemeriksaan Musiman (*Seasonal Decomposition*)

Pemeriksaan musiman dilakukan untuk mengetahui apakah data penjualan memiliki pola musiman (*seasonality*), tren (*trend*), dan komponen acak (*residual*). Proses ini penting agar model SARIMA dapat menangkap karakteristik data secara akurat. Dalam penelitian ini, analisis dekomposisi musiman dilakukan menggunakan pendekatan *additive decomposition*, karena perubahan musiman dalam data cenderung bersifat konstan sepanjang waktu.



Gambar 2. Hasil *decomposition* semua produk

Hasil *seasonal_decompose ()* dari pustaka `statsmodels`, menggunakan periode musiman 12 bulan. ditunjukkan pada Gambar 2. untuk produk KSP, KSO, MO, dan MSM. Setiap grafik menampilkan pola musiman yang berulang tiap tahun serta tren penjualan yang cenderung meningkat pada beberapa produk. Temuan ini menunjukkan bahwa data memiliki komponen musiman yang kuat, sehingga model SARIMA sesuai digunakan untuk tahap prediksi selanjutnya.

3.3 Uji Stasioneritas ADF (*Augmented Dickey-Fuller Test*)

Uji stasioneritas dilakukan untuk memastikan bahwa data penjualan setiap produk memiliki rata-rata dan *varians* yang konstan sepanjang waktu. Pengujian dilakukan menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Data dianggap stasioner jika nilai *p-value* < 0,05. Script uji stasioneritas dijalankan menggunakan *Python (library statsmodels)*, dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 3. Hasil uji stasioneritas

Produk	**ADF Awal**	***p-value* Awal**	**Stasioner Awal?**	**ADF Setelah *Differencing***	***p-value* Setelah *Differencing***	**Stasioner Setelah *Differencing?***
KSP	-5.4000	0.0000	Ya	-5.4000	0.0000	Ya
KSO	-2.4314	0.1331	Tidak	-0.4784	0.8962	Tidak
MO	-2.4048	0.1404	Tidak	-0.5857	0.8742	Tidak
MSM	-3.4305	0.0100	Ya	-3.4305	0.0100	Ya

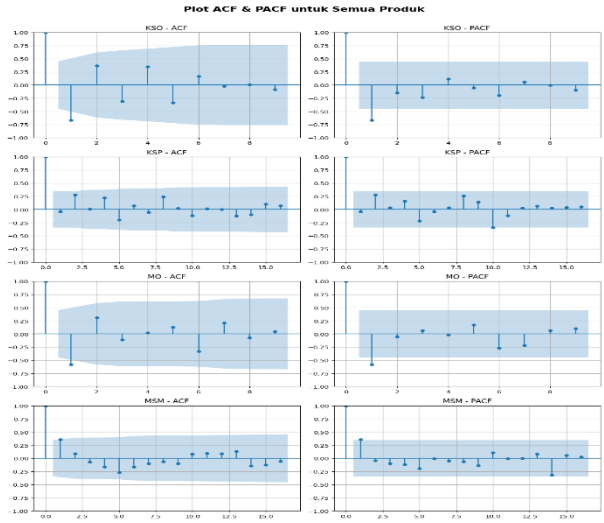
Pengujian menunjukkan bahwa KSP dan MSM sudah stasioner, sedangkan KSO dan MO belum stasioner meskipun diberi seasonal *differencing*, sehingga memerlukan transformasi tambahan dalam pemodelan SARIMA. Uji ADF awal mengonfirmasi ketidakstasioneran tersebut. *Python* kemudian menerapkan *seasonal differencing* (periode 12) dan, bila perlu, regular *differencing*, lalu setiap hasil diuji kembali dengan ADF. Ringkasan hasilnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 4. Hasil *differencing*

Produk	Status	ADF Awal	*p-value* Awal	ADF Setelah Diff	*p-value* Setelah Diff	Stasioner Setelah Diff	d	D
KSP	Sudah stasioner	-5.4000	0.0000	-5.4000	0.0000	Ya	0	0
KSO	Setelah *differencing*	-2.4314	0.1331	-9.5135	0.0000	Ya	1	1
MO	Setelah *differencing*	-2.4048	0.1404	-7.8835	0.0000	Ya	1	1
MSM	Sudah stasioner	-3.4305	0.0100	-3.4305	0.0100	Ya	0	0

Berdasarkan hasil tersebut, seluruh data produk telah memenuhi asumsi stasioneritas. Produk KSP dan MSM tidak memerlukan transformasi tambahan (d = 0, D = 0), sedangkan produk KSO dan MO memerlukan satu kali *regular differencing* dan satu kali *seasonal differencing* (d = 1, D = 1).

3.4 Uji ACF dan PACF



Gambar 3. Hasil plot ACF dan PACF semua produk

Gambar 3 menampilkan plot ACF dan PACF untuk seluruh produk. Polanya menunjukkan bahwa KSP dan MSM sudah stasioner karena autokorelasinya lemah dan berada dalam batas kepercayaan (d=0, D=0). Sementara itu, KSO dan MO masih menunjukkan pola tren dan musiman, sehingga memerlukan *differencing* non-musiman dan musiman (d=1, D=1). Temuan ini kemudian digunakan sebagai dasar penentuan kandidat awal parameter (p, q) pada tahap pemodelan SARIMA.

3.5 Pemilihan Model SARIMA *(p, d, q)(P, D, Q)s*

Tahap ini memilih model SARIMA terbaik untuk tiap produk dengan menguji kombinasi parameter dan menilai hasilnya melalui AIC dan BIC. Semua model konvergen dan nilai evaluasinya stabil, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pemilihan model akhir. Ringkasan ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil pemilihan parameter

Produk	Order	Seasonal_Order	Model	AIC	BIC
KSP	(1,0,1)	(0,0,0,12)	SARIMA (1,0,1) (0,0,0,12)	297.3601	301.5637
KSP	(0,0,1)	(0,0,0,12)	SARIMA (0,0,1) (0,0,0,12)	386.9437	389.7461
KSP	(1,0,0)	(0,0,0,12)	SARIMA (1,0,0) (0,0,0,12)	329.1834	332.0513
KSO	(1,1,1)	(1,1,0,12)	SARIMA (1,1,1) (1,1,0,12)	55.2795	54.4465
KSO	(0,1,1)	(1,1,0,12)	SARIMA (0,1,1) (1,1,0,12)	63.0593	62.8971
KSO	(1,1,0)	(1,1,0,12)	SARIMA (1,1,0) (1,1,0,12)	53.9129	53.2882
MO	(1,0,1)	(0,1,1,12)	SARIMA (1,0,1) (0,1,1,12)	63.4191	62.5862
MO	(0,1,1)	(1,0,1,12)	SARIMA (0,1,1) (1,0,1,12)	159.6244	162.9572
MO	(1,1,1)	(0,1,0,12)	SARIMA (1,1,1) (0,1,0,12)	184.4659	186.9656
MSM	(1,0,1)	(0,0,0,12)	SARIMA (1,0,1) (0,0,0,12)	292.5220	296.7256
MSM	(0,0,1)	(0,0,0,12)	SARIMA (0,0,1) (0,0,0,12)	356.1846	358.9870
MSM	(1,0,0)	(0,0,0,12)	SARIMA (1,0,0) (0,0,0,12)	305.4560	308.3240

Berdasarkan Tabel 4, model terbaik untuk masing-masing produk adalah sebagai berikut: KSP menggunakan SARIMA (1,0,1) (0,0,0,12) dengan nilai AIC terendah. KSO menggunakan SARIMA (1,1,0) (1,1,0,12) sebagai model dengan AIC terbaik. MO menggunakan SARIMA (1,0,1) (0,1,1,12) karena memiliki AIC paling kecil. MSM menggunakan SARIMA (1,0,1) (0,0,0,12) sebagai model paling optimal. Model-model ini kemudian digunakan pada tahap fitting peramalan selanjutnya.

3.6 Evaluasi dan Diagnosa Residual

Tahap ini dilakukan untuk memastikan bahwa model SARIMA yang dihasilkan memenuhi asumsi statistik dan layak digunakan sebagai model peramalan.

1. Evaluasi Model Awal

Model awal SARIMA yang dibentuk untuk setiap produk diuji menggunakan tiga metrik kesalahan, yaitu MAE, RMSE, dan MAPE, serta dilakukan diagnosa residual menggunakan uji *Ljung–Box* (acak atau tidak) dan *Anderson–Darling* (normal atau tidak). Hasil evaluasi model awal disajikan pada Tabel 5.

Tabel 6. Evaluasi Model Sementara

Produk	Model Awal	MAE	RMSE	MAPE	Status	Catatan
KSP	(1,0,1) (0,0,0,12)	28.3442	45.7368	13.94%	Perlu evaluasi	Residual acak, tidak normal
KSO	(1,1,0) (1,1,0,12)	47.5533	58.8292	32.76%	Perlu evaluasi	Residual tidak acak, normal
MO	(1,0,1) (0,1,1,12)	56.3444	79.5772	42.09%	OK	Residual acak, normal
MSM	(1,0,1) (0,0,0,12)	25.7309	39.4817	19.18%	Perlu evaluasi	Residual acak, tidak normal

Berdasarkan Tabel 5, sebagian besar model awal belum memenuhi asumsi residual karena masih terdapat autokorelasi atau ketidaknormalan, sehingga belum dapat dijadikan model final dan

memerlukan proses *refit*. Satu pengecualian adalah produk MO, di mana model SARIMA (1,0,1) (0,1,1,12) sudah menghasilkan residual acak, memenuhi normalitas, dan memiliki metrik *error* yang stabil, sehingga tidak memerlukan *refit*.

2. Evaluasi Ulang Model

Pada tahap ini parameter model diperbaiki melalui proses pemilihan ulang (*refitting*) agar residual memenuhi asumsi statistik. Diagnosa residual kembali dilakukan untuk memastikan kualitas model yang telah diperbaiki. Hasil evaluasi r*efit* ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 7. Hasil Diagnosa Residual Model Setelah *Refit*

Produk	Model	AIC	MAE	RMSE	MAPE	LjungBox p	AD Normal p	Status
KSP	(0,0,0) (0,0,0,12) [log]	194.19	28.34	45.73	13.94%	0.5135	0.4322	OK
KSO	(0,0,0) (0,0,0,12) [log]	190.27	49.62	61.34	34.12%	0.6709	0.0839	OK
MO	(1,0,1) (0,1,1,12)	63.42	56.34	79.57	42.09%	0.0743	0.6485	OK
MSM	(2,0,0) (1,1,0,12) [log]	-5.92	25.73	39.48	19.18%	0.0827	0.1455	OK

MO (tidak direfit)

Produk KSP dan KSO menunjukkan peningkatan setelah *refit*, dengan nilai *Ljung–Box* dan AD Normal > 0,05 yang menandakan residual acak dan mendekati normal, terutama setelah penerapan transformasi log. Model MO sudah memenuhi asumsi sejak awal sehingga tidak direfit. MSM juga membaik pasca *refit*; meski LB-p mendekati batas, residual tetap dianggap acak dan normal sehingga model valid untuk peramalan.

3. Evaluasi *Grid Search*

Tahap ketiga adalah *Grid Search* SARIMA, yaitu pencarian sistematis seluruh kombinasi parameter untuk mendapatkan model dengan AIC, *error holdout* (MAE, RMSE, MAPE), dan residual terbaik. Metode ini memastikan model final benar-benar optimal, bukan sekadar hasil *refit* manual. Hasil model terbaik disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil grid search sarima

Produk	Model	AIChd	MAEhd	RMSEhd	MAPEhd	LjungBox p	Normal AD p	Status
KSP	(2,2,1) (0,0,0,12)	173.0581	18.2282	20.9722	7.6961%	0.5723	0.3484	OK
KSO	(2,0,2) (0,0,1,12)	52.8107	27.0117	31.8061	17.2803%	0.2125	0.0670	OK
MO	(1,2,0) (1,0,1,12)	48.2985	32.1402	35.7522	25.5376%	0.0643	0.1707	OK
MSM	(2,2,0) (0,0,0,12)	167.1246	31.6030	36.6692	27.5482%	0.2738	0.0936	OK

hd = *holdout*

Hasil optimasi pada Tabel 8 menunjukkan bahwa seluruh produk mencapai status OK, yang mengindikasikan bahwa model terpilih telah sepenuhnya memenuhi kriteria *white noise* dan normalitas residual. Pendekatan *Grid Search* terbukti memberikan hasil yang lebih objektif dan sistematis dibandingkan pemilihan manual berbasis *trial-and-error*, karena algoritma ini mampu mengevaluasi ruang parameter yang lebih luas guna menjamin tercapainya keseimbangan antara akurasi *(holdout error)* dan kesederhanaan model. Semua produk memperoleh model dengan

residual yang acak dan mendekati normal, serta nilai AIC yang lebih rendah dibandingkan model awal maupun hasil *refit*, sehingga lebih efisien. MAE, RMSE, dan MAPE juga menurun, menandakan peningkatan akurasi prediksi. Model-model ini kemudian ditetapkan sebagai SARIMA final untuk peramalan 12 bulan. *Grid Search* berperan sebagai penyempurnaan karena mengevaluasi ruang parameter yang lebih luas sehingga memastikan pemilihan model terbaik berdasarkan AIC dan validitas residual.

Hasil pemodelan SARIMA pada penelitian ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola tren dan musiman pada data penjualan bulanan dengan baik. Hal ini ditunjukkan oleh residual yang bersifat acak dan mendekati normal serta nilai MAE, RMSE, dan MAPE yang relatif rendah pada seluruh produk, sehingga model memenuhi asumsi statistik dan memiliki kinerja prediksi yang memadai.

Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menerapkan SARIMA untuk peramalan penjualan musiman. Dibandingkan dengan Khaira dan Putri (2025) serta Aminullah et al. (2024), nilai MAPE pada produk KSP dan KSO berada pada kisaran yang sebanding atau lebih rendah, yang mengindikasikan bahwa optimasi parameter menggunakan *Grid Search* dan evaluasi residual yang ketat dapat meningkatkan akurasi dan stabilitas model.

Penggunaan skema *holdout* turut memperkuat validitas hasil karena kinerja model dievaluasi tidak hanya secara *in-sample*, tetapi juga pada data di luar pelatihan, sehingga kemampuan generalisasi model lebih terjamin. Dibandingkan pemilihan parameter SARIMA secara manual berbasis ACF dan PACF, pendekatan *Grid Search* lebih objektif dan sistematis, terutama untuk data dengan pola musiman yang kompleks. Mengingat jumlah data yang relatif terbatas, metode SARIMA dengan optimasi *Grid Search* dinilai lebih sesuai dan stabil untuk peramalan operasional dibandingkan metode *machine learning* yang berisiko *overfitting*.

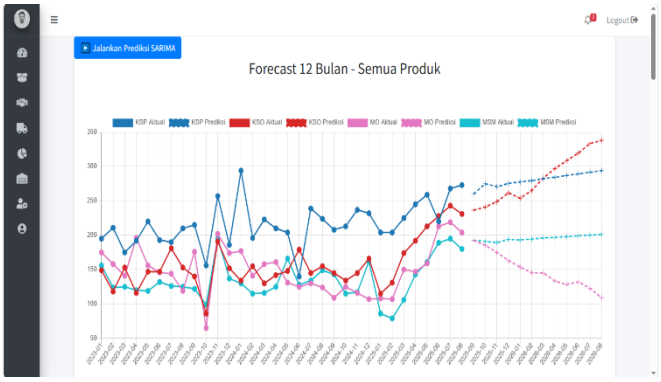
3.7 Prediksi dan Visualisasi

Tabel 9. Hasil prediksi 12 bulan kedepan

Produk	2025-09	2025-10	2025-11	2025-12	2026-01	2026-02	2026-03	2026-04	2026-05	2026-06	2026-07	2026-08
KSP	260.01 (193–326)	275.10 (207–342)	270.74 (191–350)	275.38 (189–361)	277.70 (185–370)	279.48 (179–379)	282.40 (176–388)	284.47 (171–397)	286.96 (168–405)	289.33 (164–414)	291.68 (160–423)	294.08 (156–431)
KSO	236.50 (198–274)	241.09 (187–294)	248.94 (187–310)	261.71 (190–333)	253.90 (174–333)	265.18 (177–352)	283.23 (188–378)	297.24 (194–400)	308.51 (198–418)	319.52 (201–437)	333.41 (208–458)	338.12 (205–470)
MO	192.44 (145–239)	185.31 (90–279)	175.08 (22–327)	163.08 (-55–382)	153.80 (-139–446)	145.49 (-228–519)	145.06 (-315–605)	133.38 (-419–686)	128.24 (-522–779)	132.25 (-622–886)	122.95 (-739–985)	109.02 (-866–1084)
MSM	192.60 (117–267)	191.05 (76–305)	189.30 (24–354)	193.99 (-37–425)	193.29 (-103–489)	194.32 (-175–564)	196.27 (-253–646)	196.67 (-336–730)	197.97 (-424–820)	199.20 (-516–914)	200.09 (-612–1012)	201.30 (-712–1115)

Tabel tersebut menyajikan hasil peramalan penjualan untuk empat produk (KSP, KSO, MO, dan MSM) pada periode September 2025 sampai Agustus 2026. Secara umum, produk KSP dan KSO menunjukkan pola peningkatan yang stabil dengan interval prediksi yang relatif sempit, sehingga

hasil model dianggap lebih pasti. Produk MO memiliki interval yang lebih lebar dan menunjukkan kecenderungan menurun, menandakan tingkat volatilitas yang lebih tinggi. Produk MSM cenderung stabil dengan fluktuasi moderat seiring bertambahnya horizon waktu. Tabel ini memberikan gambaran mengenai estimasi penjualan beserta tingkat ketidakpastiannya, yang dapat digunakan sebagai dasar perencanaan produksi dan pengendalian persediaan.



Gambar 4. Hasil prediksi SARIMA 12 bulan kedepan

Gambar 4 menunjukkan bahwa prediksi SARIMA mengikuti pola musiman dan tren tiap produk. KSP dan KSO meningkat, MO menurun, dan MSM stabil. Model dinilai cukup akurat untuk mendukung perencanaan produksi dan distribusi, dengan selisih kecil yang disebabkan fluktuasi acak.

Dari sisi implikasi bisnis, hasil peramalan menunjukkan bahwa produk KSP dan KSO memiliki tren peningkatan yang relatif stabil dengan interval prediksi yang sempit. Hal ini mengindikasikan tingkat ketidakpastian yang rendah, sehingga dapat dijadikan dasar yang kuat dalam perencanaan produksi dan pengadaan bahan baku jangka menengah. Sebaliknya, produk MO menunjukkan interval prediksi yang semakin lebar seiring bertambahnya horizon waktu, mencerminkan volatilitas permintaan yang lebih tinggi dan kebutuhan strategi persediaan yang lebih fleksibel, seperti safety stock yang lebih besar atau penyesuaian volume produksi secara bertahap.

Produk MSM yang cenderung stabil dengan fluktuasi moderat menunjukkan bahwa kebijakan persediaan yang konservatif masih relevan. Dengan demikian, hasil peramalan SARIMA tidak hanya memberikan estimasi penjualan, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih berbasis data untuk masing-masing karakteristik produk.