

ANALISIS PERAMALAN BOX JENKINS TERHADAP PENJUALAN DI UMKM IM LELE, PAYAKUMBUH

Winny Alna Marlina¹⁾, Armijal²⁾, Mutia Khairun Nisa³⁾, Mar'ruf Ardy⁴⁾

¹⁾Prodi Manajemen, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Andalas

²⁾Prodi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Andalas

Email: winnyalnamarlina@eb.unand.ac.id

Abstrak: Im Lele adalah salah satu usaha peternakan ikan lele berdiri tahun 2017 yang ada di Kota Payakumbuh yang belamat di Batu Nan Limo, Koto Tengah Simalanggang, Kecamatan Payakumbuh, Kabupaten Lima Puluh Kota, Sumatera Barat. Permasalahan yang dihadapi oleh UMKM Im Lele ialah penurunan penjualan ikan lele sejak bulan Agustus 2022. Penurunan penjualan ini menyebabkan berkurangnya keuntungan yang dihasilkan oleh pemilik UMKM karena harga pakan semakin naik dan biaya tidak terduga lainnya. Dalam usaha ini belum menerapkan peramalan (*forecasting*) penjualan sehingga jumlah produksi dan permintaan ikan lele mengalami fluktuasi. Tujuan penelitian untuk meramalkan permintaan dari usaha ikan lele Im untuk 6 periode. Metode penelitian merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan *forecasting* dengan model ARIMA. Hasil penelitian model *forecasting* yang cocok ialah dengan model ARIMA atau Box Jenkins (1, 1, 1) dengan jumlah peramalan selama 6 bulan sebanyak 6.481 lele

Kata Kunci: Peramalan, Box Jenkins ARIMA

PENDAHULUAN

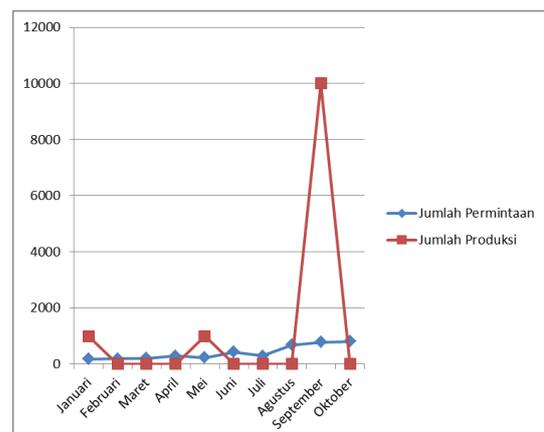
Peternakan Ikan Lele yang bernama Im Lele merupakan salah satu peternakan lele di Kota Payakumbuh yang belamat di Batu Nan Limo, Koto Tengah Simalanggang, Kecamatan Payakumbuh, Kabupaten Lima Puluh Kota, Sumatera Barat. Peternakan Ikan Im Lele berdiri sejak tahun 2017. Pemilik peternakan Im Lele bernama Muarif. Peternakan ikan lele ini dikelola oleh keluarga pemilik yang sering membantu dalam hal memanen ikan, mengantarkan ikan kepada para pembeli diluar daerah, dan memberi pakan ikan secara teratur. Pemasaran ikan lele yang dilakukan oleh pemilik untuk memenuhi permintaan di dalam dan di luar kota tergantung permintaan pesanan oleh pelanggan maupun supplier seperti data Tabel 1.

Tabel 1. Jenis Pelanggan dan Daerah Penjualan

No	Jenis Orderan	Daerah Penjualan
1.	Warga Setempat	Langsung ke tempat
2.	Supplier	Kabupaten 50 Kota Tanah Datar Agam Payakumbuh

(Sumber: Data UMKM,2022)

Permasalahan yang dihadapi oleh UMKM Im Lele adalah penurunan penjualan ikan lele sejak tahun 2022. Karena harga pakan yang naik dan biaya tidak terduga lainnya, penurunan penjualan ini mengurangi keuntungan pemilik UMKM. Jumlah produksi dan permintaan ikan lele berubah karena usaha ini tidak melakukan peramalan penjualan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Permintaan dan Produksi Ikan Lele di Lima Puluh Kota (Dalam: Ekor)

Sumber: (Data diolah, 2022)

Gambar 1 menunjukkan bahawa peternakan ikan lele Im mengalami kekurangan produksi di bulan Februari, Maret, April, Juni, Juli, Agustus dan Oktober 2022 dan kelebihan produksi di bulan Januari, Mei, September.

Fluktuasi yaitu penurunan yang berlebihan dan pertumbuhan yang lambat dari suatu output merupakan masalah yang bersifat fenomena global. Fluktuasi ini menciptakan inefisiensi yang menimbulkan kebangkrutan suatu usaha (McCaffer, R. (2016).

Menurut Marlina (2018), jika sebuah usaha/perusahaan mengalami kelebihan atau kekurangan produksi maka dapat mengakibatkan kerugian bagi pengusaha. Penelitian ini menggunakan metode peramalan *time series* dengan hasil metode siklis merupakan metode peramalan yang terbaik dalam penentuan jumlah sanjai sehingga dengan adanya peramalan, pengusaha dapat menghindari terjadinya kelebihan dan kekurangan permintaan.

Di bidang manufaktur, peramalan permintaan adalah salah satu isu paling krusial dalam manajemen yang digunakan dalam berbagai aktivitas perencanaan operasional selama proses produksi: perencanaan kapasitas, manajemen akuisisi produk (Fattah, 2018).

Peramalan (*Forecasting*) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan (Heizer dan Render, 2009).

Peramalan (*forecasting*) adalah alat bantu dalam memperkirakan kebutuhan di masa yang akan datang sebagai panduan dalam pengambilan keputusan (Marlina, 2022).

Beberapa metode dalam peramalan suatu data *time series*, seperti metode *smoothing*, Box-Jenkins, dan sebagainya Safitri (2017). Berbagai metode analisis deret waktu meliputi Regresi Deret Waktu, Metode Dekomposisi, Rata-Rata Pergerakan, Pemulusan Eksponensial, dan Box-Jenkins. Regresi Deret Waktu dan Prosedur Box-Jenkins yang menganalisis deret waktu dengan memeriksa ketergantungan antar titik data.

Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan metode analisis deret berkala yang dikenal sebagai Box-Jenkins. Metode ini berasal dari penggabungan antara model *Autoregressive*

(AR) dan *Moving Average* (MA) yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins. Menurut Box-Jenkins metode ARIMA terdiri dari empat tahap yaitu identifikasi metode *time series*, pendugaan parameter-parameter bagi metode alternatif, pengujian metode, dan prakiraan nilai *time series* (Ayu, 2019).

Prosedur Box-Jenkins menghasilkan hasil yang lebih baik dengan memodelkan ketergantungan titik data dan kesalahan peramalan. Oleh karena itu, penelitian ini memilih Prosedur Box-Jenkins untuk meramalkan penjualan selama 6 bulan kedepan (Chen, 2014). Data yang dimiliki UMKM terbatas dan lele sekali ternak berkisar 3 sampai 4 bulan.

Salah satu keunggulan model ARIMA adalah sifat statistiknya dan metodologi Box-Jenkins yang terkenal dalam proses pembuatan model. ARIMA dapat mengimplementasikan berbagai model pemulusan eksponensial. Hasil penelitian (Rafiu, 2014) mendapatkan metode ARIMA telah terbukti benar sebagai alat untuk memprediksi emisi metana dari hewan. Para pengambil kebijakan dapat menggunakannya untuk mengambil tindakan nyata untuk mengurangi emisi.

Pemodelan ARIMA cocok untuk peramalan jangka pendek, dan meramalkan tren masa depan pasar. Dalam penelitian (Arvydas, J., & Simon, H, 2015) dengan metode Arima dapat menilai pasar secara menyeluruh tentang perubahan harga dan dapat digunakan untuk meramalkan inflasi harga rumah nasional oleh pemerintah dan bank sentral.

Secara umum model Box - Jenkins dirumuskan (Nurfadila, K., & Ilham Aksan. (2020) dengan:

1. p = Orde atau derajat AR (*Autoregressive*).
2. d = Orde atau derajat pembeda (*Differencing*).
3. q = Orde atau derajat MA (*Moving Average*)

Model ARIMA (p,d,q) secara matematika:

$$y_t = c_t + \sum_{i=1}^p \Phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j}$$

Dimana:

c_t = suku konstanta c_t , berarti rata-rata deret waktu stokastik.

Φ_m = singkatan dari koefisien parameter autoregresif ke-m.
 θ_n = singkatan dari koefisien parameter rata-rata bergerak ke-n.
 y_t = singkatan dari nilai prediksi sinyal pada waktu t.
 y_{t-i} = singkatan dari nilai sinyal aktual pada suatu waktu
 $t - i$ = waktu $\delta t - i^p$
 e_{t-j} berarti kesalahan dalam nilai prediksi (Quartey, 2020)

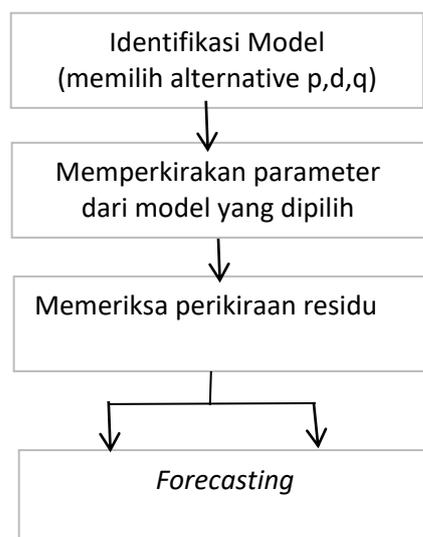
METODE

Penelitian ini adalah penelitian deskriptif kuantitatif yang sama dengan penelitian Marlina (2018) dengan pendekatan peramalan dimana menggunakan angka untuk memperkirakan kondisi yang akan datang lalu dianalisis dan ditarik kesimpulan.

Populasi Penelitian ialah keseluruhan jumlah penjualan ikan lele. Menurut Sugiono (2019) populasi adalah wilayah generalisasi yang terdiri dari objek atau subjek yang mempunyai kuantitas dan karakteristik tertentu yang ditentukan oleh peneliti untuk dipelajari dan kemudian diambil kesimpulannya.

Sampel dari penelitian data penjualan Ikan Lele Im Tahun 2022. Pemodelan deret waktu yang digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Susanti, R., & Adji, A. R, 2020).

Flow Penelitian seperti Gambar 2.



Gambar 2. Flow Penelitian
 Sumber : (Iskandar, 2018)

Tahapan dalam melakukan Peramalan Box Jenkins (Makridakis, & Wheelwright, S,1999) yaitu:

1. Menentukan Plot Runtun Waktu dan Menguji Kestasioneran
 Pengujian stasioner terhadap mean menggunakan difference dilakukan jika data yang ada mengalami perubahan seiring dengan waktu yang berubah. Sedangkan pengujian stasioner terhadap varian menggunakan transformasi dilakukan jika nilai $(\lambda) \neq 1$. Selanjutnya stasioner juga diuji dengan uji Augmanted Dickey Fuller.
2. Identifikasi Model
 - a. Menentukan orde *Autoregressive* (AR), dan *Moving Average* (MA). Pengamatan dilakukan pada korelogram ACF dan PACF untuk melihat pola grafik dan tentukan orde dengan mengikuti ketentuan pemilihan orde.
 - b. Memilih model terbaik untuk dianalisis
3. Estimasi Parameter Model
4. Diagnosis Model dengan pengujian terhadap residual model.

Setelah penduga parameter diperoleh, agar model dimanfaatkan untuk peramalan, perlu dilewati tahap *diagnostic checking*, yaitu memeriksa atau menguji apakah model telah dispesifikasi secara benar atau apakah telab dipilih p, d, dan q yang benar.

Ada beberapa cara yang digunakan yaitu :

1. Jika model dispesifikasi dengan benar, kesalahannya harus random atau tidak berhubungan.
 Jika pemeriksaan ini menyimpulkan bahwa kesalahannya random, spesifikasi model yang lain bisa juga diduga dan diperiksa untuk dibandingkan dengan spesifikasi benar yang pertama.
2. Menggunakan modified Box-Pierce (Ljung-Box)
 Q statistik untuk menguji apakah fungsi *autocorrelation* kesalahan semuanya tidak berbeda dari nol.
 Rumusnya adalah :

$$Q = n(n + 2) \sum \frac{rk^2}{n - k}$$

Keterangan :

rk = koefisien *autocorrelation*

n = banyaknya observasi

- Menggunakan statistik t untuk menguji apakah koefisien model secara individu berbeda dari nol.

Seperti halnya dalam regresi, ciri model yang baik adalah jika semua koefisien modelnya secara statistik berbeda dari nol. Jika tidak, variabel yang dilekati koefisien itu seharusnya dilepas dan spesifikasi model yang lain diduga dan diuji.

$$MSE = \sum \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n - m}$$

Keterangan :

n = banyaknya observasi

m = banyaknya parameter model

\hat{Y}_t = nilai ramalan model

Y_t = nilai series

MSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model lebih cocok dengan data. Jika MSE di antara model-model itu tidak menunjukkan perbedaan menonjol, semua model terpilih dipertahankan dan seleksi didasarkan pada hasil *ex post forecasts*.

- Model yang memadai bersifat random (*white noise*):
 - Uji Independensi
 - Uji Normalitas
- Peramalan menggunakan model yang terpilih.

Untuk tahapan pemilihan model peramalan ARIMA (1, 1, 1) dengan 3 langkah, yaitu:

Langkah 1: mengidentifikasi model rata-rata bergerak terintegrasi regresi otomatis terbaik
 Langkah 2: meramalkan indeks gabungan dengan model rata-rata bergerak terintegrasi regresi otomatis (1, 1, 1) (Rostan, 2020).

Sebelum menerapkan ARIMA ke model, dekomposisi musiman dilakukan untuk menguji perilaku musiman dalam kumpulan data. Setelah dekomposisi, ditemukan pola musiman yang tepat (Dave, E., Leonardo, A., Jeanice, M., & Hanafiah, N. (2021).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan wawancara langsung yang dilakukan dengan pemilik UMKM Im Lele, maka diperoleh data penjualan lele selama tahun 2022 seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Penjualan Im Lele

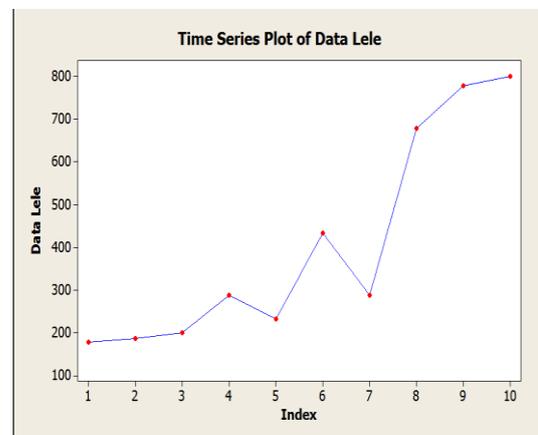
Periode	Jumlah Penjualan
1	179
2	187
3	201
4	289
5	233
6	433
7	289
8	678
9	779
10	800

Sumber : (Data UMKM Im Lele, 2022)

Dari data penjualan maka dilakukan beberapa uji, yaitu:

Uji Runtun Waktu Plot

Setelah memasukkan data tersebut, maka dilakukan uji runtun waktu plot dan diperoleh grafik seperti Gambar 3.



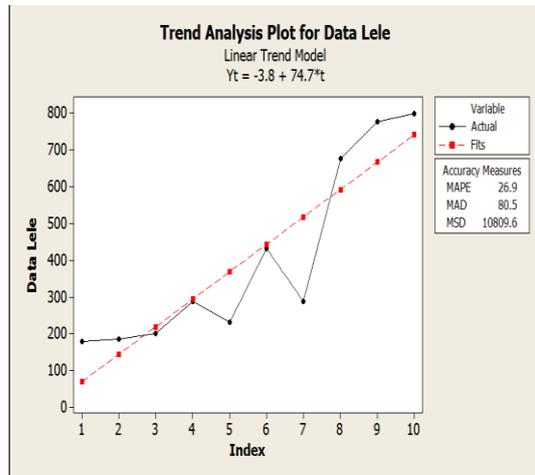
Gambar 3. Time Series Plot Data

Penjualan Lele

Gambar 3 menjelaskan bahwa terjadinya peningkatan penjualan dari bulan ke bulan sehingga mencapai titik puncak yaitu di bulan ke 10 atau bulan Oktober.

Analisis Trend Plot Data Penjualan Lele

Analisis ini diperlukan untuk menentukan data aktual yang ternyata belum stationer sesuai gambar 4.



Gambar 4. Analisis Trend Plot

Melakukan Transformasi Agar Data Stationer Dengan Box Cox Plot

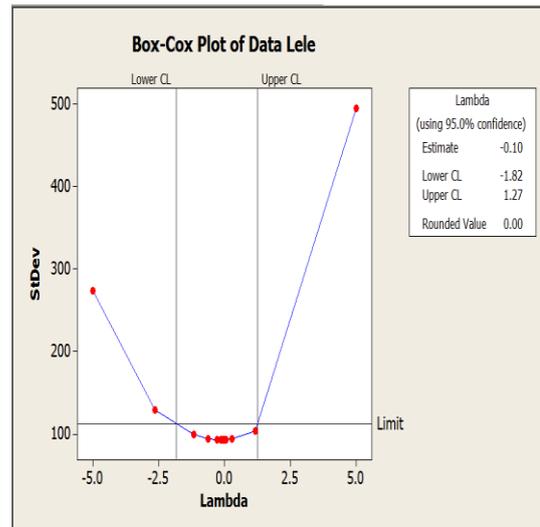
Data yang belum stationer harus segera di stationerkan dengan melakukan transformasi menggunakan alat dalam Minitab 16 yang bernama Box Cob Plot. Oleh karena itu, diperoleh data seperti Tabel 3.

Tabel 3. Data Transformasi 1

Data Lele	Transformasi 1
179	5.187386
187	5.231109
201	5.303305
289	5.666427
233	5.451038
433	6.070738
289	5.666427
678	6.519147
779	6.6.58011
800	6.684612

Gambar 5 merupakan bentuk grafik dalam transformasi 1 data penjualan lele.

Data yang didapatkan dari perbandingan analisis trend dimasukkan ke dalam perhitungan box cox plot yang berguna untuk menghitung transformasi atau perubahan data tersebut yang nilai minimalnya adalah 1. Gambar di atas menunjukkan bahwa Rounded Value nya masih 0.00 yang berarti belum memenuhi syarat.



Gambar 5. Grafik Transformasi 1

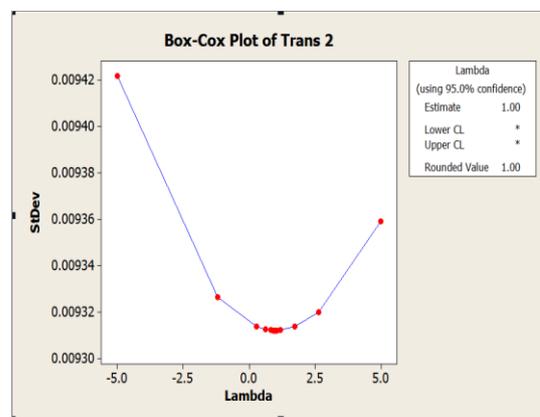
Melakukan Transformasi kedua

Transformasi kedua dilakukan karena dalam transformasi pertama, Rounded Value tidak memenuhi syarat percobaan diferensiasi yaitu 1 kali seperti pada Tabel 4

Tabel 4. Data Transformasi Kedua

Data Lele	Transformasi 1	Transformasi 2
179	5.187386	0,492693
187	5.231109	0,490918
201	5.303305	0,474331
289	5.666427	0,46048
233	5.451038	0,474331
433	6.070738	0,446584
289	5.666427	0,474331
678	6.519147	0,446584
779	6.6.58011	0,442555
800	6.684612	0,441797

Adapun bentuk grafik yang diperoleh seperti Gambar 6.



Gambar 6. Transformasi Kedua

Data yang didapatkan berdasarkan transformasi pertama yang diujikan kembali sebagai nilai dalam transformasi yang kedua. Gambar 6 menunjukkan bahwa pengujian transformasi kedua ini sudah memenuhi syarat dengan *Rounded Value* 1.00 yang sesuai dengan syarat nilai nya yaitu 1. Namun, masih diperlukan pengujian transformasi ketiga untuk menentukan nilai yang melebihi syarat.

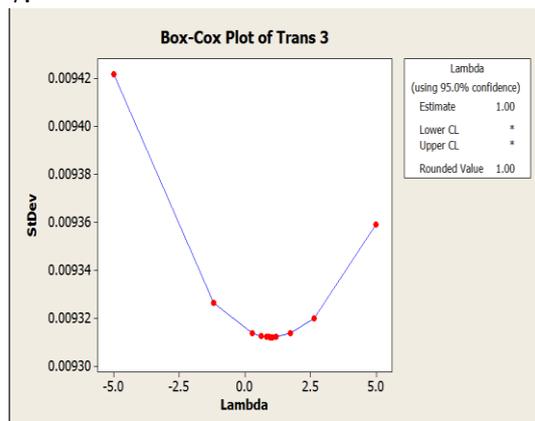
Transformasi Ketiga

Transformasi kedua hanya memenuhi syarat minimal. Oleh karena itu, dilakukannya transformasi selanjutnya untuk mendapatkan hasil yang terbesar sesuai dengan data pada Tabel 5

Tabel 5. Data Transformasi Ketiga

Data Lele	Transformasi 1	Transformasi 2	Transformasi 3
179	5.187386	0,492693	0,492693
187	5.231109	0,490918	0,490918
201	5.303305	0,474331	0,488033
289	5.666427	0,46048	0,474331
233	5.451038	0,474331	0,482301
433	6.070738	0,446584	0,46048
289	5.666427	0,474331	0,474331
678	6.519147	0,446584	0,446584
779	6.6.58011	0,442555	0,442554
800	6.684612	0,441797	0,441796

Bentuk grafik yang diperoleh seperti Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Transformasi Ketiga

Data ini didapatkan berdasarkan transformasi kedua untuk mendapatkan data transformasi ketiga. Berdasarkan gambar 7, maka pengujian transformasi ketiga inilah

yang paling tepat karena, *Rounded Value* nya sesuai dengan syarat minimal yaitu 1.00 dan sudah menunjukkan nilai yang terbesar. Maka data transformasi ketiga dikatakan sudah stationer.

Menghitung Diferensiasi

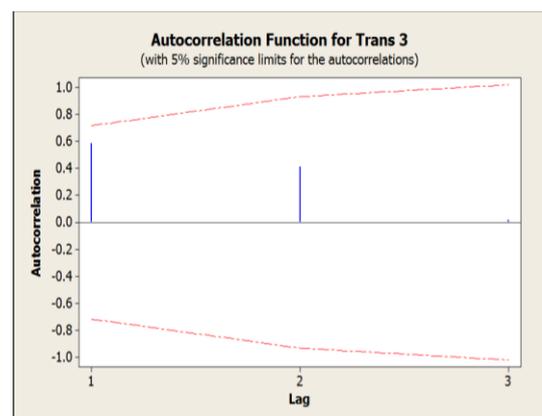
Proses diferensiasi dilakukan dengan memasukkan data dari transformasi ketiga yang sudah stationer dan memiliki *Rounded Value* yang bernilai 1 seperti Tabel 6.

Tabel 6. Data Diferensiasi dari Transformasi 3

Data Lele	Transf2	Trans 3	Diffrence
179	0,492693	0,492693	
187	0,490918	0,490918	-0,00177497
201	0,474331	0,488033	-0,002884918
289	0,46048	0,474331	-0,013702122
233	0,474331	0,482301	0,007970176
433	0,446584	0,46048	-0,021821102
289	0,474331	0,474331	0,013850926
678	0,446584	0,446584	-0,027747351
779	0,442555	0,442554	-0,004029136
800	0,441797	0,441796	-0.000758122

Melakukan Uji Auto Korelasi

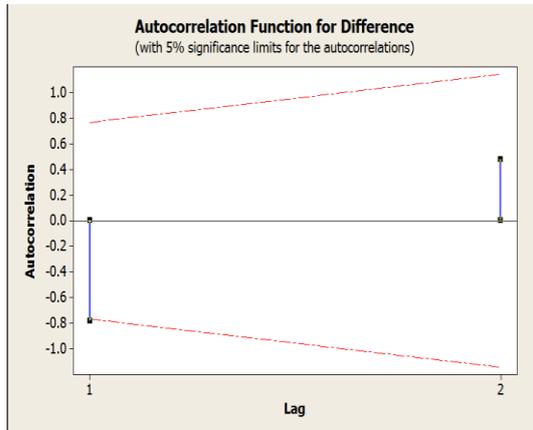
Terdapat dua kali uji auto korelasi yang dilakukan masing-masing kepada data transformasi ketiga yang sudah stationer dan data pada diferensiasi. Hal ini dilakukan untuk menganalisis keterkaitan antara satu variabel dengan variabel lainnya.



Gambar 8. Auto Kolerasi data Transformasi Ketiga

Gambar 8 menunjukkan nilai auto korelasi dari transformasi ketiga yang tinggi ditunjukkan oleh garis merah putus-putus berada diatas lag atau garis yang berwarna

biru. Selanjutnya, menentukan auto korelasi data diferensiasi.



Gambar 9. Auto Korelasi dari Data Diferensiasi

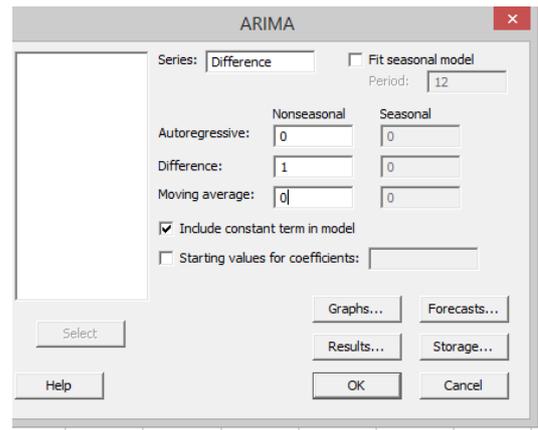
Berdasarkan 9, maka auto korelasi dari data diferensiasi sudah mendekati lag yang berwarna biru sehingga dapat dibandingkan antara kedua data tersebut adalah data diferensiasi yang lebih kecil daripada data transformasi ketiga yang lag nya masih berjauhan. Auto korelasi ditemukan pada lag 1 atau periode pertama.

Menentukan Model ARIMA

Penjualan yang menurun dapat dihitung dengan model ARIMA yang cocok dalam meramalkan penjualan beberapa bulan kedepan. Hal ini dapat ditentukan dengan melakukan uji *try and error* sampai mendapatkan model ARIMA yang cocok.

Model ARIMA (0,1,0)

Model ARIMA (0,1,0) merupakan model peramalan yang menggunakan data *difference* dengan nilai *Auto Regressive* yaitu 0, nilai *Difference* yaitu 1, nilai *Moving Average* yaitu 0 seperti Gambar 10.



Gambar 10. Model ARIMA (0, 1, 0)

Setelah menentukan model ARIMA yang akan di *try and error*, maka didapatkan data seperti Gambar 11.

ARIMA Model: Difference

Estimates at each iteration

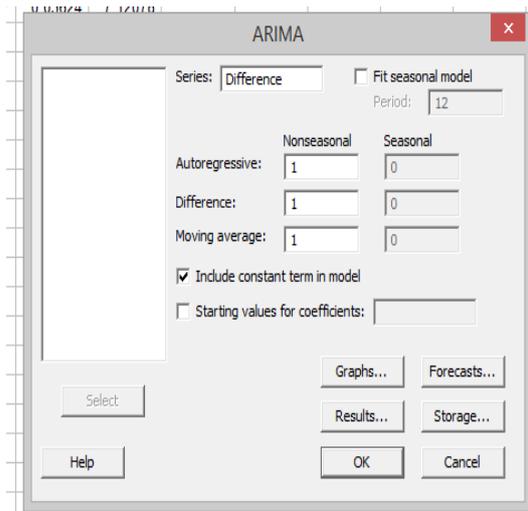
Iteration	SSE	Parameters	Parameters
0	0.100382	0.100	0.100
1	0.003939	0.204	-0.005
2	0.003166	0.354	-0.004
3	0.002601	0.504	-0.003
4	0.002170	0.654	-0.002
5	0.001831	0.804	-0.002
6	0.001598	0.954	-0.001
7	0.001486	0.967	-0.000
8	0.001447	1.042	0.000
9	0.001374	1.071	0.001
10	0.001341	1.133	0.001
11	0.001277	1.161	0.001
12	0.001250	1.191	0.001
13	0.001228	1.212	0.001
14	0.001214	1.227	0.001
15	0.001196	1.317	0.001
16	0.001116	1.366	0.002
17	0.001079	1.393	0.002
18	0.001069	1.488	0.002
19	0.001020	1.504	0.002
20	0.001017	1.528	0.002
21	0.000997	1.543	0.002
22	0.000978	1.547	0.002
23	0.000976	1.546	0.002

Gambar 11. Data Model ARIMA (0,1,0)

Berdasarkan gambar 11, maka *PV Value* dan *MS* tidak dapat ditentukan karena tidak sesuai dengan data.

Model ARIMA (1,1,1)

Model ARIMA (1,1,1) merupakan model peramalan yang menggunakan data *difference* dengan nilai *Auto Regressive* yaitu 1, nilai *Difference* yaitu 1, nilai *Moving Average* yaitu 1 seperti gambar 12.



Gambar 12. MODEL ARIMA (1,1,1)

Setelah menentukan model ARIMA yang akan di *try and error*, maka didapatkan data seperti Gambar 13:

```

Iteration      SSE      Parameters
0  0.0850515  0.100  0.100  0.090
1  0.0048053  0.028  0.171  -0.008
2  0.0042548  0.093  0.321  -0.006
3  0.0029471  -0.057  0.378  -0.004
4  0.0024646  -0.045  0.528  -0.003
5  0.0016892  -0.145  0.678  -0.002
6  0.0010907  -0.295  0.825  -0.001
7  0.0008298  -0.445  0.859  -0.001
8  0.0006875  -0.595  0.871  -0.001
9  0.0005873  -0.745  0.876  -0.001
10 0.0005849  -0.754  0.874  -0.001

Unable to reduce sum of squares any further

Final Estimates of Parameters

Type      Coef      SE Coef      T      P
AR  1      -0.7541    0.2905      -2.60  0.048
MA  1      0.8738    0.6189      1.41  0.217
Constant -0.0007225  0.0009927  -0.73  0.499

Differencing: 1 regular difference
Number of observations: Original series 9, after differencing 8
Residuals:  SS = 0.000582835 (backforecasts excluded)
             MS = 0.000116567  DF = 5

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

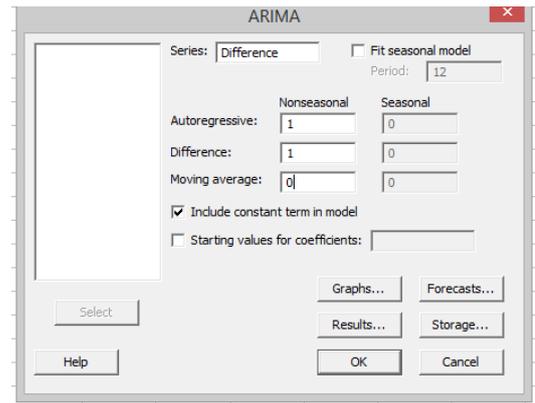
Lag      12  24  36  48
Chi-Square * * * *
DF * * * *
P-Value * * * *
    
```

Gambar 13. Data Model ARIMA (1, 1, 1)

Berdasarkan gambar yang ditunjukkan diatas, maka didapatkan PV Value * dan MS 0,00011

Model ARIMA (1,1,0)

Model ARIMA (1,1,0) merupakan model peramalan yang menggunakan data difference dengan nilai Auto Regressive yaitu 1, nilai Difference yaitu 1, nilai Moving Average yaitu 0 seperti Gambar 14.



Gambar 14. Model ARIMA (1,1,0)

Setelah menentukan model ARIMA yang akan di *try and error*, maka didapatkan data seperti Gambar 15.

```

Estimates at each iteration

Iteration      SSE      Parameters
0  0.0725323  0.100  0.090
1  0.0058432  -0.050  0.013
2  0.0042251  -0.200  0.010
3  0.0030104  -0.350  0.007
4  0.0021467  -0.500  0.005
5  0.0016043  -0.650  0.003
6  0.0013613  -0.800  0.001
7  0.0013428  -0.855  -0.000
8  0.0013428  -0.858  -0.000
9  0.0013428  -0.858  -0.000

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type      Coef      SE Coef      T      P
AR  1      -0.8576    0.2106      -4.07  0.007
Constant -0.000040  0.005287  -0.01  0.994

Differencing: 1 regular difference
Number of observations: Original series 9, after differencing 8
Residuals:  SS = 0.00134190 (backforecasts excluded)
             MS = 0.00022365  DF = 6

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag      12  24  36  48
Chi-Square * * * *
DF * * * *
P-Value * * * *
    
```

Gambar 15. Data Model ARIMA (1,1,0)

Sesuai dengan gambar diatas, maka diperoleh PV Value * dengan MS 0,00022.

Setelah melakukan pengujian dalam menentukan model ARIMA yang sesuai dengan permasalahan UMKM Im Lele, maka diperoleh data seperti Tabel 7.

Tabel 7. Analisis Data Model ARIMA

Data Lele	ACF1	TSTA1	LBQ1	ACF2	TSTA2	LBQ2
179	0,586098	1,853403	4,580138	-0,78039	-2,34116	7,536412
187	0,411184	1.001096	7,116218	0,477778	0,962427	10,76485
201	0,016307	0,036237	7,120777			
289						
233						
433						
289						
678						
779						
800						

Berdasarkan pengolahan data dan analisis data di atas maka metode ARIMA yang cocok untuk menentukan jumlah penjualan lele untuk 6 bulan ke depan yaitu metode ARIMA (1,1,1) yang memiliki *PV Value* * dengan *MS* yaitu 0,00011 yang menghasilkan sedikit kegagalan atau *error* yang minimal. Oleh karena itu, diperoleh data untuk peramalan Box Jenkins penjualan lele selama 6 bulan kedepan dalam Tabel 8.

Tabel 8. Peramalan Penjualan

Bulan	Peramalan Penjualan
November 2022	903.35 ekor
Desember 2022	962.67 ekor
Januari 2023	1044.54 ekor
Februari 2023	1114.86 ekor
Maret 2023	1191.10 ekor
April 2023	1264.30 ekor
Total Peramalan selama 6 bulan	6480.827 ekor

Dari hasil peramalan didapatkan bahwa jumlah permintaan lele pada bulan November 2022 ialah sebanyak 903 ekor. Sementara produksi ikan lele bisa mencapai 10.000 ekor. Hal ini dikarenakan pemilik memiliki 20 kolam ikan dengan jumlah 11 buah kolam ikan yang siap dijual ke pasar dan dalam 1 kolam terdiri dari 1.000 ekor. Pada bulan September 2022, 10 kolam panen sehingga terjadinya kelebihan produksi. Dengan adanya perhitungan peramalan permintaan sehingga pemilik bisa melakukan strategi terutama mengubah rantai pasok dalam penjualan produk.

Dari Tabel 8 didapatkan jumlah peramalan permintaan untuk enam bulan sebanyak 6.481 ikan lele dengan menggunakan Model ARIMA (1,1,1). Hal ini sejalan dengan penelitian Fattah (2018)

mengembangkan model ARIMA untuk memodelkan peramalan permintaan produk jadi dalam manufaktur makanan dengan menggunakan pendekatan deret waktu Box–Jenkins dengan model Arima (1,0,1).

Nepal (2019) mendapatkan hasil bahwa model ARIMA digunakan untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Rostan (2020) mendapatkan dengan ARIMA (1,1,1) bisa mendapatkan keuntungan bagi perusahaan *trading*.

KESIMPULAN DAN SARAN

Peramalan permintaan sangat penting dalam rantai pasokan agar pemenuhan permintaan konsumen dapat tercapai dan meredam fluktuasi persediaan. Dengan adanya peramalan maka pengusaha dapat merencanakan dan memprediksi permintaan ikan lele di masa depan. Dalam konteks ini, data historis permintaan digunakan untuk meramalkan permintaan dengan model ARIMA atau Box Jenkins (1, 1, 1). Hasil yang diperoleh membuktikan bahwa model ini dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan permintaan 6 bulan kedepan di UMKM IM Lele sebanyak 6481 lele. Hasil ini bisa digunakan oleh pemilik sebagai pedoman dalam mengambil keputusan dan menerapkan strategi perusahaan.

Implikasi penelitian UMKM agar Im Lele melakukan pencatatan semua kas masuk dan keluar seperti data penjualan, data permintaan, dan data lainnya. Pemilik juga harus membatasi produksi dari ikan lele dengan hanya memanfaatkan 1 kolam karena dari tren data yang ada, jumlah permintaan rata-rata sebanyak 1.080 ekor. Hal ini berguna untuk pemenuhan permintaan ikan lele dan mengurangi persediaan. Kemampuan memproduksi ikan lele cukup besar dibandingkan dengan permintaan

sehingga pemilik mengubah strategi penjualan dengan menambah pasar untuk ikan lele ini. Metode peramalan ARIMA atau Box-jenkins adalah metode yang valid untuk peramalan jumlah permintaan ikan lele. Temuan ini dapat dikonfirmasi oleh penelitian terdahulu.

DAFTAR PUSTAKA

- Arvydas, J., & Simon, H. (2015). ARIMA modelling of Lithuanian house price index. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 8(1), 135–147.
- Ayu, R., Gernowo, R., Fisika, D., Sains, F., Diponegoro, U., & E-, S. (2019). Metode Autoregressive Integrated Movingaverage (Arima) dan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) Dalam Analisis Curah Hujan. *Berkala Fisika*, 22(1), 41–48.
- Chen, Y., Friedman, R., & Tony Simons. (2014). What caused the decrease in RevPAR during the recession? An ARIMA with intervention analysis of room supply and market demand. *Managerial Auditing Journal*, 28(2), 2–3.
- Dave, E., Leonardo, A., Jeanice, M., & Hanafiah, N. (2021). Forecasting Indonesia Exports using a Hybrid Model ARIMA-LSTM. *Procedia Computer Science*, 179(2020), 480–487.
- Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., El Moussami, H., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of demand using ARIMA model. *International Journal of Engineering Business Management*, 10, 1–9.
- Hedayani, R., Saputra, R. S., Permana, F. I., & Mahardhika, G. N. (2016). Analisis Peramalan Kebutuhan Persediaan Untuk Keunggulan Bersaing Pada Perusahaan Orca. *Jurnal Manajemen*, 5(2), 93–104.
- Iskandar, I., Willett, R., & Xu, S. (2018). The development of a government cash forecasting model. *Journal of Public Budgeting, Accounting and Financial Management*, 30(4), 368–383.
- Marlina, W. A., Susiana, S., N, E., & Ahmad, F. A. (2018). Forecasting technique using time sequence: model penentuan volume produksi Sanjai di UKM Rina Payakumbuh. *Jurnal Manajemen*, 9(2), 187.
- Marlina, Winny Alna. (2022). Manajemen Operasional dan Penerapan Pada UMKM (ed. 1, cet. 1.). Depok: Rajawali Pers.
- Makridakis, S., S.C. Wheelwright, dan V.E. McCree, 1983, *Forecasting : Methods and Applications*, John Wiley and Sons, New York.
- McCaffer, R. (2016). Forecasting construction output: A comparison of artificial neural network and Box-Jenkins model. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 21(2).
- Nepal, B., Yamaha, M., Yokoe, A., & Yamaji, T. (2019). Electricity load forecasting using clustering and ARIMA model for energy management in buildings. *Japan Architectural Review*, 3(1), 62–76.
- Nurfadila, K., & Ilham Aksan. (2020). Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *Journal of Mathematics : Theory and Application*, 2(1), 5–10.
- Pandey, K., & Basu, B. (2020). Mathematical modeling for short term indoor room temperature forecasting using Box-Jenkins models: An Indian evidence. *Journal of Modelling in Management*, 15(3), 1105–1136.
- Quartey-Papafio, T. K., Javed, S. A., & Liu, S. (2020). Forecasting cocoa production of six major producers through ARIMA and grey models. *Grey Systems*, 11(3), 434–462.
- Rafiu O. Yusuf, Zainura Zainon Noor, A. H. A. and M. A. A. H. (2014). Predicting methane emissions from livestock in Malaysia using the ARIMA model. *Emerald Publishing Limited*, 25.
- Rostan, P., Rostan, A., & Nurunnabi, M. (2020). Options trading strategy based on ARIMA forecasting. *PSU Research Review*, 4(2), 111–127.
- Safitri, T., Dwidayati, N., & Kunci, K. (2017). Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima.

- Unnes Journal of Mathematics*, 6(1), 48–58.
<http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Sugiyono. (2019). Metodologi Penelitian Kuantitatif dan Kualitatif Dan R&D. Bandung: ALFABETA
- Susanti, R., & Adji, A. R. (2020). Analisis Peramalan Ihsg Dengan Time Series Modeling Arima. *Jurnal Manajemen Kewirausahaan*, 17(1), 97.
- Wahyuni, T., Indahwati, I., & Sadik, K. (2021). Perbandingan Arima Dan Artificial Neural Networks Dalam Peramalan Jumlah Positif Covid-19 Di Dki Jakarta. *Xplore: Journal of Statistics*, 10(3), 288–301.