

Available online at: <https://newjournal.lppmunindra.ac.id/index.php/JOTI>

## Jurnal Optimasi Teknik Industri

| ISSN (Print) 2656-3789 | ISSN (Online) 2657-0181 |



# Optimalisasi Prediksi Produksi Melalui Pemodelan ANFIS dan ARIMA Pada PT. XYZ

Endang Suhendar<sup>1\*</sup>, Asep Endih Nurhidayat<sup>2</sup>, Drajat Indrajaya<sup>3\*</sup>, Idham Kholid<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Teknik Industri, Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta, Indonesia

\*Corresponding author: [endangunindra@gmail.com](mailto:endangunindra@gmail.com)

### ARTICLE INFORMATION

Received : 20 Oktober 2025  
Revised : 5 November 2025  
Accepted : 24 Maret 2026  
Available online : 31 Maret 2026

### KATA KUNCI

Prediksi Produksi  
ANFIS  
ARIMA  
MAPE  
Algoritma Wagner-Whitin

### ABSTRAK

PT. XYZ menghadapi permasalahan ketidaktepatan perencanaan produksi yang berdampak pada terjadinya *overproduction* dan tingginya persediaan. Penelitian ini bertujuan memprediksi jumlah produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6x6 pada periode berikutnya serta mengoptimalkan biaya persediaan menggunakan pendekatan terintegrasi antara metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan algoritma *Wagner-Whitin*. Metode ANFIS dibangun menggunakan variabel *input* permintaan dan persediaan, sedangkan ARIMA dimodelkan sebagai model deret waktu univariat berdasarkan data produksi. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS menghasilkan MAPE rata-rata sebesar 5% (*Highly Accurate*), sedangkan ARIMA menghasilkan MAPE sebesar 11% (kategori *good forecast*), namun masih lebih tinggi dibandingkan dengan ANFIS. Berdasarkan hasil optimasi menggunakan algoritma *Wagner-Whitin*, diperoleh kebijakan produksi optimal berupa *lot-for-lot*, yaitu produksi dilakukan pada setiap periode tanpa menyimpan persediaan. Total biaya persediaan yang dihasilkan adalah sebesar Rp 104.640, jauh lebih rendah dibandingkan dengan sistem perusahaan sebesar Rp 971.873.340, sehingga diperoleh penghematan biaya sebesar Rp 971.768.700. Temuan ini mengonfirmasi bahwa ANFIS lebih efektif dalam menangkap pola non-linear pada data produksi yang fluktuatif, sehingga dapat digunakan sebagai dasar perencanaan produksi yang lebih efisien. Penelitian selanjutnya disarankan mengembangkan model *hybrid ANFIS-ARIMA* dengan horizon data lebih panjang serta mempertimbangkan variabel operasional tambahan untuk meningkatkan akurasi dan *robustness* model.

## I. PENDAHULUAN

Perencanaan produksi agregat merupakan proses yang membantu perusahaan untuk meningkatkan pelayanan terhadap customer, mempersingkat waktu pengiriman barang, meminimumkan persediaan, dan menstabilkan laju produksi serta membantu perusahaan dalam menjalankan bisnisnya [1]. Akan tetapi dalam proses produksi setiap perusahaan akan dihadapkan pada persoalan mengoptimalkan lebih dari satu tujuan [2]. Tujuan-tujuan dari proses produksi tersebut ada yang saling berkaitan dan ada juga yang saling bertentangan sehingga ketika tujuan yang satu optimal bisa saja mengakibatkan tujuan yang lain kurang optimal atau bisa juga merugikan tujuan yang lain [3]. Oleh karena itu penting untuk melakukan perencanaan yang cukup matang serta

diperlukan metode penyelesaian yang dapat mengkombinasikan solusi optimal dari faktor-faktor yang saling bertentangan [4].

Perencanaan produksi yang tidak akurat dapat menyebabkan dua konsekuensi: kehilangan penjualan akibat kekurangan produk, atau peningkatan pemborosan modal kerja, risiko kedaluarsa serta peningkatan biaya persediaan akibat produksi berlebih. Informasi awal yang sangat penting dalam perencanaan produksi salah satunya adalah data hasil peramalan, baik itu peramalan permintaan ataupun hasil peramalan produksi.

Peramalan adalah suatu proses memprediksi nilai di masa akan datang dengan memanfaatkan data masa lampau [5]. Peramalan merupakan alat bantu yang diupayakan dapat meminimumkan kesalahan atau *error* dalam memprediksi suatu permasalahan.

Ketidakkampuan dalam memprediksi suatu peristiwa secara akurat dan tepat membuat perlunya peramalan penting untuk dilakukan, dengan memilih metode prediksi yang sesuai dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi serta memiliki *error* yang minimum, salah satunya dengan menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [6]. Berbagai studi memperlihatkan bahwa model peramalan deret waktu yang tepat mampu meningkatkan efisiensi melalui minimasi biaya serta meningkatkan layanan kepada pelanggan [7]. Dalam penelitian ini istilah prediksi digunakan sebagai padanan dari peramalan (*forecasting*). Selanjutnya istilah prediksi digunakan secara konsisten untuk menjelaskan *forecasting*.

PT. XYZ merupakan salah satu perusahaan industri yang bergerak dalam bidang *Machining* yang memproduksi suku cadang/part. Perusahaan dihadapkan pada suatu masalah yaitu adanya tingkat persaingan yang semakin kompetitif. Hal ini mengharuskan perusahaan untuk merencanakan atau menentukan jumlah produksi, agar dapat memenuhi permintaan pasar dengan tepat waktu dan dengan jumlah yang sesuai. Sehingga diharapkan keuntungan perusahaan akan meningkat.

Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 telah diproduksi dengan jumlah yang besar namun pada kenyataannya tidak sebanding dengan penjualan, hal ini mengakibatkan terjadinya penumpukan persediaan produk dan peningkatan biaya simpan maupun biaya produksi. Permasalahan ini terlihat pada **Tabel 1** produksi Insert Nut M4 dan Bras Bor 6 x 6 pada periode November 2022-Oktober 2023.

Apabila menggunakan rumus dasar persediaan yang mendefinisikan persediaan sebagai selisih antara jumlah produksi dengan permintaan, maka secara sekilas tampak adanya ketidaksesuaian atau kesalahan perhitungan. Namun, fenomena tersebut sesungguhnya bukan semata-mata akibat kekeliruan dalam penerapan rumus, melainkan dipengaruhi oleh keberadaan variabel lain yang turut berkontribusi terhadap akumulasi persediaan. Variabel-variabel tersebut antara lain berupa adanya return dari pelanggan yang menambah jumlah stok, kesalahan dalam penyesuaian persediaan akibat ketidakakuratan *stock opname* sebelumnya, maupun faktor-faktor lain yang tidak tercatat secara sistematis.

Pada dasarnya, data yang diperoleh dari lapangan sering kali tidak sepenuhnya bersih dan terstruktur, melainkan mengandung ketidakaturan atau *noise*. Hal ini sejalan dengan pandangan yang menegaskan bahwa data bisnis nyata hampir selalu bersifat “kotor” karena adanya gangguan atau *noise* [8]. Kondisi data yang demikian tentu menimbulkan tantangan bagi PT. XYZ dalam menentukan jumlah produksi yang optimal. Oleh karena itu, perusahaan memerlukan pendekatan prediksi produksi yang lebih tepat dan komprehensif, sehingga dapat

memperhitungkan variabel-variabel tambahan tersebut dan menghasilkan estimasi kebutuhan produksi yang lebih akurat serta sesuai dengan dinamika permintaan pasar.

Tabel 1. Produksi Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 Periode November 2022-Oktober 2023

Periode 2022 – 2023	Permintaan (pcs)	Persediaan (pcs)	Jumlah Produksi (pcs)
November	810.000	77.650	835.000
Desember	823.500	115.300	820.640
Januari	674.000	85.430	675.100
Februari	702.340	186.650	700.200
Maret	523.000	74.100	524.100
April	630.000	186.100	635.200
Mei	740.200	77.890	741.100
Juni	689.300	197.600	680.000
Juli	723.000	107.040	733.280
Agustus	653.000	117.040	657.390
September	832.100	219.060	835.100
Oktober	742.100	98.630	743.200
Total	8.542.540	1.542.490	8.580.310

Data hasil prediksi dapat digunakan sebagai dasar perencanaan produksi untuk mencegah terjadinya *over production* yang mengakibatkan perusahaan mengalami *idle capital* maupun *under production* yang menyebabkan perusahaan kehilangan kesempatan dalam menjual hasil produksinya yang lain [8]. Peramalan deret waktu merupakan teknik prediksi yang penting dan banyak digunakan di berbagai bidang, seperti keuangan, ekonomi, produksi dan bidang lainnya [7].

*Model Auto Regressive Moving Average* (ARIMA) adalah salah satu metode peramalan deret waktu yang banyak digunakan untuk memprediksi permintaan maupun produksi karena fleksibel dalam menangani data *non-stasioner* dan sangat cocok untuk data dengan pola *linear*, tren atau autokorelasi [9]. Beberapa penelitian di sektor manufaktur menunjukkan bahwa ARIMA mampu memberikan akurasi yang baik untuk horizon jangka pendek, terutama ketika pola data relatif *linear* dan tidak terlalu dipengaruhi oleh banyak variabel eksternal [10].

Metode ARIMA telah banyak digunakan untuk memprediksi data *linear* dan *time-series* dengan pola relatif stabil. Namun karakteristik permintaan dan produksi nyata di banyak industri sering *non-linear*, dipengaruhi faktor eksternal dan internal yang kompleks, misalnya variasi musim, pemeliharaan mesin, jadwal pesanan yang besar, dan lain-lain. Oleh karena itu pendekatan berbasis *fuzzy/neural* seperti *Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems* (ANFIS) semakin populer karena kemampuannya menangkap hubungan *non-linear* dan ketidakpastian data. Studi sebelumnya menunjukkan ANFIS efektif dalam

memodelkan permintaan dan produksi di lingkungan manufaktur [11],[12].

ANFIS menggabungkan *fuzzy logic* dan *neural network* sehingga mampu memetakan hubungan *non-linear* antar *input* (permintaan, persediaan dan lain-lain) dan *output* (produksi) dan mampu belajar dari data historis yang mengandung ketidakpastian dan “noise”[13]. Dengan demikian ANFIS mampu beradaptasi terhadap ketidakpastian permintaan dengan menggabungkan dua teknik cerdas dalam memetakan ruang *input* ke ruang *output* lebih efisien daripada pendekatan lainnya, pencapaian model prediksi yang lebih efektif melalui proses pembelajaran dan kemampuan klasifikasi data dan kemampuannya dalam menyimpulkan aturan *fuzzy*. Berbagai penelitian telah menerapkan ANFIS untuk memprediksi pada domain industri, seperti prediksi *lead time* manufaktur, produksi perakitan komponen, dan deret waktu lainnya, dengan menunjukkan akurasi yang tinggi [14].

Sejumlah studi juga secara eksplisit membandingkan kinerja ANFIS dan ARIMA seperti dalam meramalkan cuaca, ANFIS memberikan nilai *error* lebih rendah dibandingkan ARIMA berdasarkan indikator MAE dan RMSE [15].

ANFIS memberikan korelasi dan RMSE yang lebih baik dibandingkan ARIMA pada analisis curah hujan [16]. Namun terdapat pula studi yang menemukan hasil sebaliknya pada penelitian Babu tentang cuaca juga, yaitu ARIMA mengungguli ANFIS pada kasus tertentu, misalnya pada deret waktu dengan karakteristik lebih *linear* atau ketika struktur ANFIS tidak dirancang secara optimal [17]. Perbedaan hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan metode harus disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan penelitian.

Meskipun banyak penelitian membandingkan metode prediksi, sedikit yang menggabungkan hasil prediksi dengan analisis biaya total produksi/persediaan menggunakan algoritma *lot-sizing* dinamis. Padahal, integrasi prediksi dengan *lot-sizing* sangat penting untuk menghasilkan rencana produksi yang efisien, bukan sekedar produksi dalam memenuhi permintaan, akan tetapi produksi pada waktu dan volume yang meminimalkan total biaya produksi.

Algoritma *Wagner-Whitin*, merupakan model dinamis dari model *economic lot size*, dirancang untuk memilih periode pemesanan produksi optimal ketika permintaan bervariasi tiap periode. Dengan memasukkan biaya setup dan biaya simpan, *Wagner-Whitin* menghitung alternatif *lotting* dan memilih kombinasi yang meminimalkan total biaya persediaan ditambah biaya setup selama horizon perencanaan [18], [19]. Banyak penelitian menunjukkan bahwa penggunaan algoritma ini dapat mengurangi total biaya persediaan dibandingkan

metode tradisional perusahaan atau pemesanan rutin tiap periode [20]. Oleh karena itu, penelitian ini mengintegrasikan model prediksi ANFIS atau ARIMA dengan algoritma *Wagner-Whitin* sebagai pendekatan optimalisasi perencanaan produksi/persediaan untuk meminimalkan biaya. Sehingga dapat memberikan kontribusi signifikan bagi manajemen produksi dan persediaan; sehingga menghasilkan produksi yang lebih sesuai kebutuhan, mengurangi biaya penyimpanan dan setup, serta meningkatkan efisiensi modal kerja.

Dalam konteks masalah pada PT. XYZ, hubungan antara permintaan, persediaan dan produksi diduga tidak sepenuhnya *linear*. Kebijakan produksi mempertimbangkan level *safety stock*, kapasitas mesin, serta ekspektasi permintaan bulan berikutnya. Kondisi ini berpotensi lebih mudah ditangkap oleh pendekatan *non-linear* seperti ANFIS yang memanfaatkan kombinasi *input multi-variabel*, dibandingkan ARIMA univariat yang hanya bertumpu pada nilai historis produksi. Namun demikian, ARIMA tetap relevan sebagai pembanding karena merupakan model standar dalam peramalan deret waktu pada bidang industri.

Berdasarkan telaah literatur, dapat ditemukan beberapa gap penelitian, pertama, sebagian besar penelitian perbandingan ANFIS dan ARIMA dilakukan pada domain cuaca, keuangan atau energi, sementara kajian yang secara spesifik membahas prediksi produksi pabrik dengan *input* permintaan dan persediaan relatif masih terbatas, khususnya pada konteks perusahaan manufaktur di Indonesia [21]. Kedua, banyak penelitian menggunakan data historis yang panjang (puluhan hingga ratusan periode), sementara dalam praktik industri seringkali peneliti hanya mendapatkan data yang relatif pendek, sebagaimana kasus PT. XYZ yang hanya tersedia 12 bulan data. Ketiga, masih sedikit kajian yang memfokuskan diri pada interpretasi implikasi manajerial dari hasil perbandingan model.

Oleh karena itu, peneliti bertujuan untuk : (1) membangun model prediksi produksi bulanan di PT. XYZ menggunakan ANFIS dan ARIMA berdasarkan data produksi riil selama November 2022 hingga Oktober 2023; (2) Mengevaluasi dan membandingkan kinerja kedua model menggunakan MAPE sebagai ukuran utama, serta : (3) Menerapkan *Wagner-Whitin* untuk menghitung total biaya produksi berdasarkan hasil prediksi dan produksi nyata di perusahaan; (4) Memberikan rekomendasi manajerial terkait pemilihan model prediksi yang paling sesuai bagi PT. XYZ. Kontribusi utama penelitian ini adalah menyediakan bukti empiris berbasis data lapangan mengenai performa relatif ANFIS dan ARIMA dalam konteks produksi manufaktur dengan jumlah data terbatas, serta

merumuskan peluang pengembangan model *forecasting* sebagai *future research*.

## II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komparatif-eksplanatif, dimana penelitian ini dilakukan berbasis data kuantitatif yang dijelaskan secara detail mulai dari data historis, pengembangan model *forecasting*, evaluasi prediksi dengan komparatif antara metode ANFIS dan ARIMA, simulasi *lot-sizing & cost analysis*.

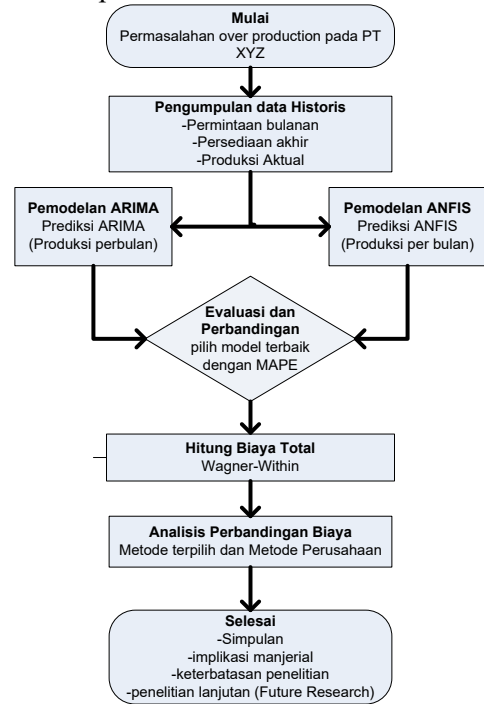
Penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah utama yang terjadi di PT. XYZ, yaitu adanya gejala *over-production* yang menyebabkan meningkatnya biaya penyimpanan dan penumpukan persediaan. Masalah ini penting untuk dikaji karena berpotensi mempengaruhi efisiensi produksi dan biaya operasional perusahaan. Langkah berikutnya adalah melakukan pengumpulan data historis terkait tiga variabel utama, yaitu permintaan bulanan, persediaan akhir, dan jumlah produksi aktual. Data historis tersebut berfungsi sebagai dasar pemodelan karena ketiga variabel tersebut merupakan indikator perencanaan kapasitas produksi yang berpotensi mempengaruhi pengambilan keputusan produksi di periode mendatang. Setelah data terkumpul, penelitian dilanjutkan untuk memeriksa kelengkapan, konsistensi dan validitas data hingga terbentuk struktur data menjadi format *time series* (November 2022 – Oktober 2023). Untuk kerangka konseptualnya dapat dilihat pada **Gambar 1**.

Data yang telah dikumpulkan diolah untuk dimodelkan menggunakan ANFIS dan ARIMA. Adapun cara kerja metode ANFIS dengan *Implementasi Software Matrix Laboratory* (Matlab) yaitu *Training error*, *Testing data*, Pembentukan Struktur ANFIS dan Pembentukan Variabel. Hasil Prediksi ANFIS. Prediksi ARIMA dilakukan dengan menggunakan program E-Views, sehingga dapat dianalisa terkait identifikasi metode *time series*, estimasi model, pemeriksaan diagnostik dan prediksi.

Hasil prediksi dari ARIMA dan ANFIS kemudian masuk ke tahap evaluasi menggunakan MAPE. Pada tahap ini dipilih model terbaik berdasarkan tingkat kesalahan prediksi terkecil sebagai indikator utama akurasi prediksi, sehingga model yang dipilih mampu memberikan estimasi yang paling mendekati kondisi aktual. Tahap ini berfungsi sebagai proses *decision-making*.

Model terbaik kemudian digunakan sebagai input algoritma *Wagner-Whitin* untuk optimalisasi lot sizing/perencanaan produksi dengan tujuan meminimalkan total biaya produksi dan persediaan. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan dua skenario, yaitu: (1) metode prediksi yang digunakan perusahaan (kondisi nyata);

(2) metode prediksi yang diusulkan penelitian. Analisis ini bertujuan mengukur dampak ekonomis dari metode prediksi yang lebih akurat terhadap biaya produksi dan persediaan.



Gambar 1. Flowchart penelitian

Tahap akhir dari penelitian ini adalah menyusun simpulan, implikasi manajerial, keterbatasan penelitian. Berdasarkan informasi dari keseluruhan analisis dan simpulan, terutama pada keterbatasan penelitian, maka dapat diusulkan penelitian lanjutan (*future research*).

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data dilakukan di PT. XYZ pada bagian perencanaan produksi. Dalam penelitian ini diharapkan dapat memecahkan permasalahan yang terjadi pada perencanaan produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 dan dapat memprediksi hasil produksi untuk periode yang akan datang. Hal yang harus dilakukan terlebih dahulu adalah mengumpulkan data yang akan digunakan sebagai bahan untuk pengolahan data. Adapun data-data tersebut adalah sebagai berikut :

### 1. Data Produksi Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6

Berdasarkan pengumpulan data yang dilakukan pada PT. XYZ diketahui Data Produksi pada bulan November 2022-Oktober 2023, seperti telah diperlihatkan pada **Tabel 1** sebelumnya. Data historis yang digunakan terdiri atas permintaan, persediaan akhir dan produksi aktualnya. Data ini menjadi dasar pembangunan model prediksi dan simulasi biaya produksi dan telah melalui proses pemeriksaan konsistensi sehingga telah terbentuk format *time series*. Pola historis menunjukkan fluktuasi produksi

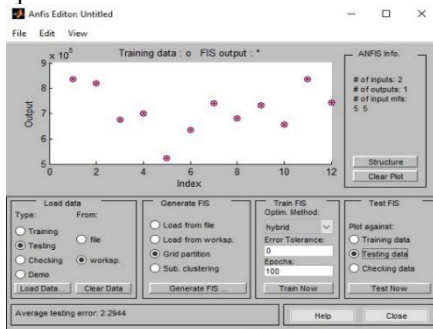
yang cukup signifikan, misalnya penurunan pada bulan Maret dan peningkatan kembali pada bulan September dan November. Fluktuasi ini mengindikasikan bahwa perencanaan produksi membutuhkan pendekatan prediktif agar perusahaan mampu mengantisipasi perubahan permintaan dan persediaan.

**2. Pengolahan Data ANFIS**

Model ANFIS dibangun dengan dua variabel *input* (permintaan dan persediaan) dengan satu output (produksi), menggunakan struktur *inferensi Sugeno* yang diaplikasikan dalam software aplikasi MatLab.

*a. Training Error*

*Training Error* merupakan untuk menentukan nilai *error* pada data *input* dan *output* yang telah dimasukan pada *command* window aplikasi MatLab dengan membuat fungsi *anfisedit*, Merupakan hasil *Training Error Gaussmf* produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 dengan jumlah *Epoch* atau iterasi 100, maka didapati nilai training error 2.2944 seperti terlihat pada **Gambar 2**. Nilai ini menandakan bahwa selisih antara produksi aktual dan hasil prediksi pada uji relatif kecil. Temuan ini konsisten dengan penelitian lain yang melaporkan bahwa ANFIS mampu memberikan akurasi prediksi tinggi pada masalah *time series* produksi dan penjualan [21], [22], [23].



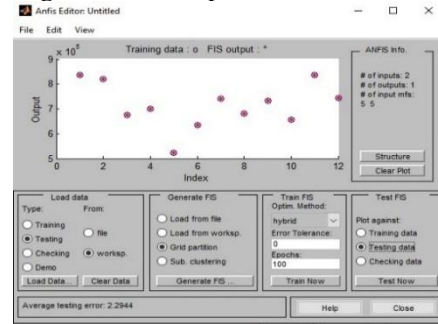
Gambar 2. Training Error Gaussmf

ANFIS menggabungkan sistem Inferensi fuzzy dengan kemampuan pembelajaran jaringan saraf, sehingga efektif dalam memodelkan sistem yang mengandung ketidakpastian dan hubungan *non-linear* [22]. Hal ini penting karena data produksi manufaktur sering dipengaruhi oleh variasi permintaan dan dinamika persediaan yang tidak selalu linear [7]. Kestabilan *error* pada fase *training* mengindikasikan bahwa model layak digunakan sebagai alat bantu keputusan produksi bulanan, sehingga PT. XYZ dapat menyusun rencana produksi yang lebih terukur untuk menekan risiko *overproduction* dan biaya simpan.

*b. Testing Data*

Setelah membuat dan melihat hasil *training error* maka selanjutnya merupakan hasil produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 *testing* data

dengan jumlah *epoch* atau iterasi 100, maka didapati nilai *testing* data 2.2944 pada **Gambar 3**.



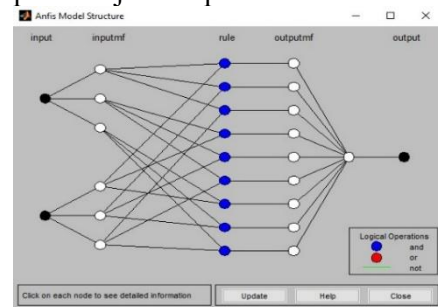
Gambar 3. Testing Data produk

Kesesuaian antara nilai aktual dan hasil prediksi ANFIS pada data testing menunjukkan kemampuan generalisasi model terhadap data di luar proses training. Tampilan training ANFIS menunjukkan proses training dan testing berjalan dengan baik dan error terus turun di setiap epoch. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari hubungan non-linear antara variabel input dan output [24]. Implikasinya bagi perusahaan adalah hasil prediksi yang lebih dekat dengan aktual yang akan mengurangi deviasi perencanaan produksi, sehingga akumulasi persediaan dapat ditekan dan penggunaan kapasitas produksi dapat diukur lebih efisien.

*c. Pembentukan Struktur ANFIS*

Pembuatan struktur anfis terdiri dari lima lapisan yang penerapannya mengarah pada *inferensi fuzzy Takagi-Sugeno*, hal ini juga sesuai dengan penelitian Jang [22]. Pada lapisan pertama menerima dua *input* (permintaan dan persediaan), lapisan kedua memetakan *input* ke sejumlah *membership function*, lapisan ketiga mempresentasikan *rule* sebanyak 9 *rules fuzzy*. Lapisan keempat menghitung konsekuensi *linear* setiap *rule*, dan lapisan kelima menggabungkan seluruh keluaran rule menjadi satu output yaitu berupa jumlah produksi. Maka berikut ini adalah gambar struktur ANFIS untuk produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 pada Gambar 4.

**Gambar 4** menunjukkan arsitektur ANFIS yang mengadopsi *inferensi fuzzy Takagi-Sugeno* dengan lima lapisan utama, mulai dari pemetaan input melalui fungsi keanggotaan hingga agregasi keluaran sebagai prediksi jumlah produksi.



Gambar 4. Struktur Anfis Produk

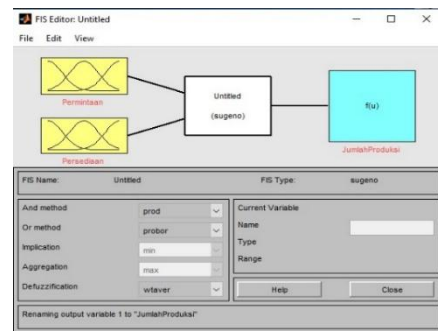
Struktur berlapis ini memungkinkan ANFIS melakukan pembelajaran parameter secara adaptif sehingga mampu memodelkan hubungan *non-linear* dan ketidakpastian data produksi secara lebih baik dibanding model statistik linear [22]. Pada konteks manufaktur, struktur ANFIS juga memberikan keunggulan interpretabilitas karena hubungan input-output direpresentasikan dalam bentuk aturan fuzzy, sehingga perilaku sistem prediksi dapat dijelaskan secara logis kepada manajemen. Dari sisi manajerial, struktur ini penting karena keputusan produksi dapat diturunkan dari kombinasi kondisi permintaan dan persediaan (bukan hanya histori produksi), sehingga perusahaan memiliki dasar pengambilan keputusan yang lebih komprehensif untuk menekan risiko *over-production* maupun *under-production*.

d. Pembentukan Variabel

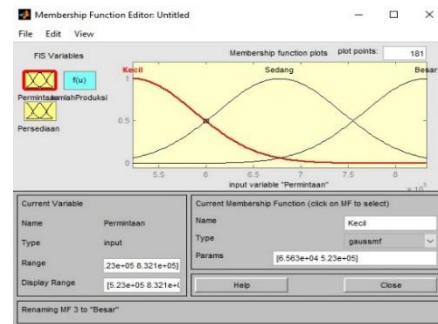
Tahap pembentukan variabel *input* dan output produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6. Berdasarkan **Gambar 5** dapat dilihat ada dua *input* yang berwarna kuning yaitu permintaan dan persediaan awal kemudian yang berwarna biru adalah *output* yaitu jumlah produksi. Hal ini sejalan dengan penelitian Sitio, dimana konfigurasi dua *input* dan satu *output* dengan FIS Sugeno telah banyak digunakan pada penelitian perencanaan produksi dan persediaan [25]. Penggunaan dua input ini juga memperkuat kemampuan ANFIS dalam memetakan hubungan multi-variabel yang kompleks dan *non-linear* [22]. Sehingga model ini lebih relevan untuk implementasi di PT. XYZ karena keputusan produksi dapat disesuaikan secara dinamis berdasarkan level persediaan dan permintaan aktual, sehingga mengurangi deviasi rencana produksi dan mencegah akumulasi persediaan yang menimbulkan biaya simpan.

e. Pembentukan Himpunan *Fuzzy*

Tahap selanjutnya pembentukan himpunan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan untuk produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6. Permintaan untuk dibuat fungsi keanggotaan yang lebih detail, yaitu untuk fungsi keanggotaan, kecil, sedang dan besar range adalah [52300 83210], untuk fungsi keanggotaan Kecil tipe variabelnya adalah *gaussmf* dengan parameternya [656300 523000], Sedang tipe variabelnya adalah *gaussmf* dengan parameternya [656300 677600], sedangkan fungsi keanggotaan Besar tipe variabelnya *gaussmf* dengan parameternya [656300 832100], hasilnya dapat dilihat pada **Gambar 6**.



Gambar 5. Penerapan masalah kedalam aplikasi



Gambar 6. Fungsi keanggotaan Variabel *Input* Permintaan

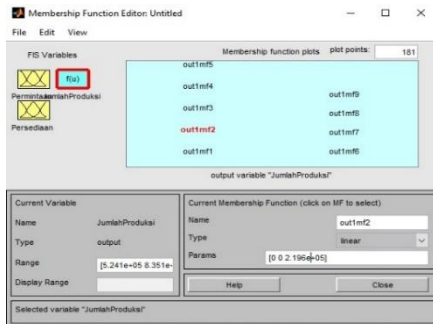
**Gambar 6** menampilkan fungsi keanggotaan permintaan yang memetakan data numerik menjadi representasi linguistik (besar-kecil-sedang). Secara teoritis, *fuzzy membership function* berperan penting menangkap ketidakpastian dan variasi permintaan yang umumnya terjadi pada data operasional manufaktur [22]. Dengan menggunakan fungsi keanggotaan *Gaussian*, proses pemetaan input menjadi lebih halus dan toleran terhadap *noise*, sehingga model lebih stabil terhadap fluktuasi permintaan [24]. Implikasinya, pemetaan permintaan dalam bentuk kategori *linguistik* membantu manajemen dalam memahami perilaku model: ketika permintaan berada pada kategori “besar”, sistem cenderung mengarahkan keputusan produksi meningkat, sehingga kebijakan produksi menjadi lebih transparan dan dapat dipertanggungjawabkan.

Tahap selanjutnya pembentukan himpunan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan. Persediaan produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 untuk dibuat fungsi keanggotaan yang lebih detail, yaitu untuk fungsi keanggotaan, kecil, sedang dan besar range adalah [741000 219060] untuk fungsi keanggotaan Kecil tipe variabelnya adalah *gaussmf* dengan parameternya [307800 741000], Sedang tipe variabelnya adalah *gaussmf* dengan parameternya [307800 146600], sedangkan fungsi keanggotaan Besar tipe variabelnya *gaussmf* dengan parameternya [307800 219100], hasilnya dapat dilihat pada **Gambar 7**.



Gambar 7. Fungsi keanggotaan Variabel *Input* Persediaan

Berdasarkan hasil **Gambar 7** fuzzy set membantu sistem prediksi lebih robust karena tidak bergantung pada satu nilai persediaan yang dianggap pasti [22]. Hasil pemetaan ini memperkuat kebijakan pengendalian persediaan: ketika persediaan berada pada kategori “besar”, keputusan produksi dapat ditekan untuk menghindari biaya simpan yang berlebihan; sebaliknya ketika persediaan “kecil”, sistem mendorong produksi untuk menjaga ketersediaan produk dan mencegah kehilangan penjualan.



Gambar 8. Fungsi keanggotaan Variabel *Output* jumlah produksi

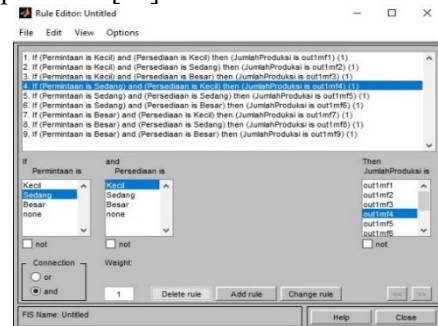
Pada **Gambar 8** ditampilkan fungsi keanggotaan *output* (jumlah produksi) sebagai hasil agregasi aturan fuzzy dan konsekuen linear pada ANFIS. Secara teoritis, penggunaan model *inferensi fuzzy Sugeno* menghasilkan *output* numerik yang bersifat kontinu, sehingga lebih sesuai untuk pemodelan prediksi kuantitas produksi dibandingkan pendekatan *fuzzy* dengan *output linguistik* [22]. Dengan karakteristik tersebut, ANFIS tidak hanya berperan sebagai alat klasifikasi, tetapi juga sebagai model prediksi yang mampu menghasilkan nilai produksi kuantitatif yang dapat langsung digunakan dalam perencanaan. Secara manajerial, *output* numerik dapat dijadikan dasar penetapan rencana produksi bulanan serta sebagai *input* dalam proses optimalisasi *lot sizing*, sehingga integrasi prediksi dan keputusan produksi menjadi lebih operasional dan aplikatif.

Pada penelitian ini, fungsi keanggotaan *output* produksi produk *Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6* didefinisikan dalam rentang [524.10-824.100]. Salah satu fungsi keanggotaan *out1mf2*, menggunakan tipe konsekuen linear dengan parameter [0 0 219.600].

Penentuan rentang dan parameter ini bertujuan memperjelas *granularitas* representasi output, sehingga sistem dapat memetakan variasi kondisi input ke output produksi secara lebih detail. Visualisasi fungsi keanggotaan output tersebut ditunjukkan pada **Gambar 8**.

Setelah parameter variabel *input* dan *output* ditetapkan, tahap berikutnya adalah menyusun aturan fuzzy yang menjadi dasar inferensi pada model ANFIS. Aturan ini mempresentasikan hubungan antara kombinasi kondisi permintaan dan persediaan terhadap keputusan jumlah produksi. Implementasi dan susunan aturan fuzzy pada *tool* Matlab ditampilkan pada **Gambar 9**.

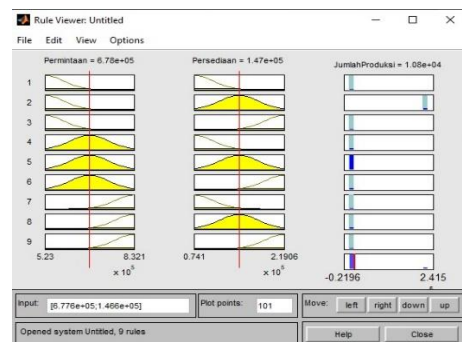
Secara konseptual, aturan fuzzy merupakan komponen inti dalam *inferensi Sugeno* karena menentukan mekanisme aktivasi aturan (*firing strength*) yang pada akhirnya memengaruhi nilai *output* produksi [22]



Gambar 9. Aturan fuzzy berdasarkan aturan Linguistik

Pada penelitian ini, aturan fuzzy berfungsi sebagai model keputusan yang menjembatani data historis dengan pola pengambilan keputusan produksi. Implikasi manajerialnya, *rule-base* tersebut dapat dijadikan kerangka kebijakan produksi yang lebih standar. Perusahaan dapat mengadopsi logika aturan sebagai pedoman operasional (misalnya : permintaan besar + persediaan kecil → produksi ditingkatkan), sehingga keputusan produksi tidak lagi sangat bergantung pada intuisi individu namun berbasis sistem.

Berdasarkan *rules* yang diperoleh dari parameter masukan dan keluaran, maka *rules view* untuk simulasi yang diperoleh dapat dilihat pada **Gambar 10**.



Gambar 10. *Rule Viewer* hasil optimasi atau defuzifikasik

**Gambar 10** menunjukkan proses *inferensi* dan *defuzzifikasi* yang menghasilkan output produksi berdasarkan input permintaan dan persediaan. Secara teoritis, mekanisme ini menampilkan bagaimana aturan fuzzy diaktifkan dan berkontribusi terhadap output akhir, sehingga model ANFIS bersifat tidak hanya akurat karena alur penalarannya dapat ditelusuri [22]. Implikasinya, *rule viewer* dapat digunakan sebagai alat validasi kebijakan: manajemen dapat memeriksa apakah output produksi yang disarankan sistem masuk akal ketika permintaan tinggi/persediaan rendah, serta menjadikan model sebagai alat bantu rapat tim PPC (*Production Planning and Control*) dalam menetapkan rencana produksi yang efisien.

f. Hasil Prediksi Metode ANFIS dengan MatLab

Hasil prediksi ANFIS menunjukkan bahwa prediksi memiliki kedekatan yang tinggi dengan data aktual pada sebagian besar bulan. Sebagai contoh pada bulan April dan September memberikan nilai Error nol. Nilai deviasi terbesar terjadi pada bulan Maret, hal ini terjadi kemungkinan disebabkan oleh perubahan pola permintaan atau variasi produksi yang tidak terprediksi oleh model. Dari hasil penerapan logika fuzzy (sugeno) pada toolbox maka didapat hasil perbandingan penilaian logika fuzzy (sugeno) dengan produksi produk insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 Pada PT. XYZ menggunakan persentase rata-rata atau Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Nilai MAPE digunakan untuk menentukan urutan prioritas alternatif keputusan dengan kriteria jamak, seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai MAPE ANFIS Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6

Periode	Jumlah Produksi (pcs)	Hasil Anfis	Error	MAPE
Nov 2022-Okt 2023				
November	835.000	806.980	28.020	3%
Desember	820.640	820.150	490	0%
Januari	675.100	662.400	12.700	2%
Februari	700.200	700.320	-120	0%
Maret	524.100	249.480	274.620	52%
April	635.200	635.200	0	0%
Mei	741.100	760.760	-19.660	3%
Juni	680.000	679.910	90	0%
Juli	733.280	730.520	2.760	0%
Agustus	657.390	657.520	-130	0%
September	835.100	835.100	0	0%
Oktober	743.200	750.910	-7.710	1%
Total	8.580.310	8.289.250	291.060	61%
Rata-rata				5%

Berdasarkan **Tabel 2** secara keseluruhan, rata-rata MAPE ANFIS adalah 5%, yang berdasarkan klasifikasi Lewis termasuk kategori *Highly Accurate* [26]. Secara konseptual, MAPE digunakan luas

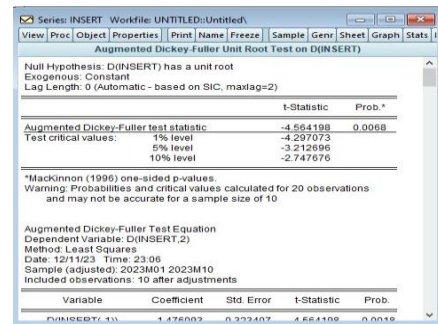
sebagai ukuran akurasi karena memberikan interpretasi kesalahan relatif terhadap nilai aktual [26]. Dengan MAPE yang kecil, hasil prediksi ANFIS dapat dijadikan dasar yang lebih andal untuk pengambilan keputusan produksi. Dalam konteks manajerial, peningkatan akurasi prediksi berimplikasi pada penurunan *safety stock* yang tidak perlu serta menurunkan biaya simpan akibat produksi berlebih [7].

**3. Pengolahan Data ARIMA**

Dalam pengolahan data ini dibantu menggunakan Software E-Views. Data yang digunakan merupakan data Jumlah Produksi Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 mulai dari November 2022 sampai Oktober 2023, seperti telah diperlihatkan pada **Tabel 1** sebelumnya.

a. Uji Stasioner Data

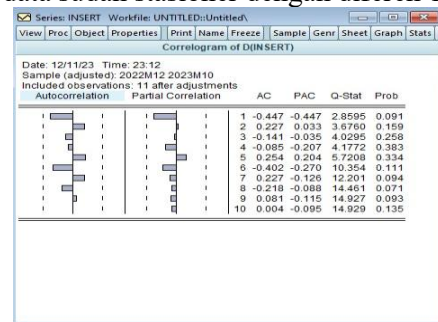
Sebelum melakukan analisis, tahap awal yaitu mengetahui terlebih dahulu apakah data deret waktu yang digunakan sudah stasioner dengan menggunakan Software E-Views, seperti terlihat pada **Gambar 11**.



Gambar 11. Hasil Uji Akar unit dengan ADF setelah didiferen 1 lag

Pada **Gambar 11** ditunjukkan pola data produksi Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 dalam bentuk deret waktu selama periode pengamatan. Visualisasi ini penting untuk mengidentifikasi karakteristik data, seperti tren, fluktuasi, serta

Bahwa dari Uji Akar nilai Prob  $0,0068 < \alpha 5\%$  / kurang dari 0,05 pada level 1, Diferen level 0 Uji Akar Prob dengan nilai 0,1087. Hal ini mengindikasikan bahwa data sudah stasioner dengan diferensiasi 1.



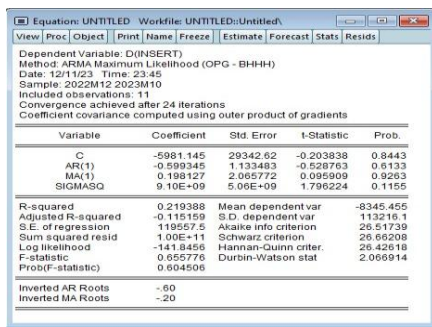
Gambar 12. Tampilan Correlogram diferensiasi 1 lag Analisis ACF dan PACF digunakan untuk mengidentifikasi orde model ARIMA yang paling sesuai berdasarkan pola autokorelasi data. Secara

teori ARIMA memanfaatkan ketergantungan antar periode melalui komponen *autoregressive* dan *moving average*, sehingga efektif untuk data deret waktu yang bersifat linear dan stasioner [9], [10].

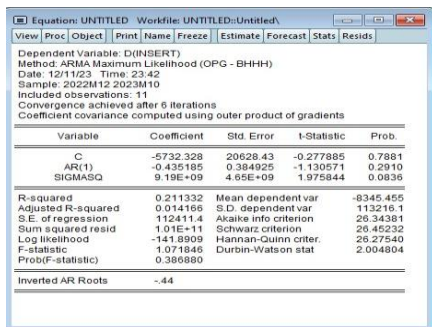
Pada tahap selanjutnya melihat *correlogram* dari data diferensiasi 1 lag yang sudah stasioner yang bertujuan untuk melihat nilai *partial correlation* dan *autocorrelation* sebagai model ARIMA nantinya. Pada **Gambar 12** dapat disimpulkan grafik autokorelasi dan autokorelasi parsial untuk menentukan model ARIMA.

b. Model ARIMA

Setelah Uji Stasioner data semua terpenuhi syaratnya maka selanjutnya ditentukanlah model ARIMA dengan melihat pada **Gambar 13** Model ARIMA yang didapat yaitu model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(1,1,0) pada **Gambar 14**. Berikut adalah tampilan Gambar model ARIMA yang didapatkan.



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



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

Pada **Gambar 13** dan **Gambar 14** adalah nilai dari setiap model, untuk menentukan model ARIMA yang terbaik dengan membandingkan nilai *Adjusted R-Squared* yang terbesar, nilai *Akaike info Criterion* (AIC) terkecil, dan Nilai *Schwarz Criterion* (SC) terkecil, dari setiap Model ARIMA yang ditentukan. Pada **Tabel 3** ditunjukkan Perbandingan dari setiap Model:

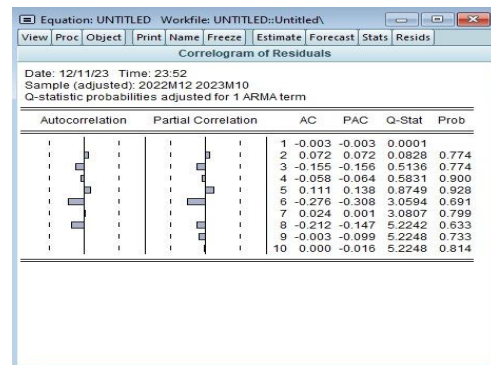
Tabel 3. Perbandingan Nilai ADR- Squared, AIC dan SC

Model ARIMA	ADR-Squared	AIC	SC
ARIMA(1,1,1)	-0,115159	26,51739	26,66208
ARIMA(1,1,0)	0,014166	26,34381	26,45232

Pemilihan model ARIMA terbaik dilakukan untuk memastikan parameter yang terbentuk mampu mempresentasikan pola historis data secara optimal. Menurut teori pemodelan ARIMA, pemilihan orde yang tepat akan menghasilkan residual yang menyerupai *white noise* sehingga model dapat digunakan untuk prediksi [9], [10]. Keberadaan ARIMA yang valid dapat dimanfaatkan sebagai *baseline forecasting* karena perhitungannya lebih mudah dipahami dan relatif cepat diimplementasikan dalam sistem perencanaan perusahaan.

c. Uji Diagnosa Residual

Dari kedua Model ARIMA yaitu ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(1,1,0), yang terbaik ialah Model ARIMA(1,1,0) bila dijabarkan AR(1), I (1), MA(0). Selanjutnya dilakukan Uji *Diagnosa Residual* untuk melihat apakah Model ARIMA(1,1,0) tersebut sudah bersifat *white noise*, yang berarti modelnya sudah tepat atau dapat dilanjutkan ke prediksi menggunakan model tersebut, seperti ditunjukkan pada **Gambar 15**.



Gambar 15. Uji Diagnosa Residual Model ARIMA(1,1,0)

Hasil uji diagnostik residual yang memenuhi asumsi *white noise* mengindikasikan bahwa model ARIMA telah menangkap struktur utama pada data historis dan tidak menyisakan pola sistem pada residual [9]. Secara teoritis, residual yang acak merupakan syarat penting agar prediksi ARIMA tidak bias [10]. Berdasarkan hasil **Gambar 15**, *Residual* sudah bersifat *white noise*, bisa dilihat dari Nilai Prob > dari  $\alpha$  5% atau 0,05, untuk memperkuatnya lagi dengan melihat Grafik batang yang semuanya berada di dalam garis putus-putus (Garis *Bartlett*). Model ARIMA(1,1,0) sudah memenuhi syarat untuk dilanjutkan sebagai Model Prediksi. Sehingga perusahaan dapat menggunakan model ARIMA sebagai model statistik yang cukup valid untuk prediksi produksi, terutama ketika pola data menunjukkan perubahan yang terlalu tajam.

d. Prediksi ARIMA

Estimasi model menghasilkan parameter yang signifikan, dan uji diagnostik menunjukkan *residual*

yang mendekati *white noise*, sehingga model dinilai layak digunakan untuk prediksi jangka pendek. Dari Hasil Penerapan ARIMA pada *tool box* E-Views Maka didapat hasil perbandingan penilaian Hasil ARIMA dengan Jumlah Produksi Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 pada PT. XYZ. Langkah selanjutnya mencari Nilai MAPE seberapa besar kesalahan prediksi dibandingkan nilai sebenarnya, seperti terlihat pada **Tabel 4**.

Tabel 4. Tingkat Kesalahan Prediksi Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6

Periode	Jumlah Produksi	Hasil ARIMA	Error	MAPE
2022 – 2023				
November	835.000	774.966	60.034	7%
Desember	820.640	752.915	67.725	8%
Januari	675.100	754.284	-79.184	12%
Februari	700.200	745.461	-45.261	6%
Maret	524.100	741.074	-216.974	41%
April	635.200	734.756	-99.556	16%
Mei	741.100	729.279	11.821	2%
Juni	680.000	723.436	-43.436	6%
Juli	733.280	717.751	15.529	2%
Agustus	657.390	711.998	-54.608	8%
September	835.100	706.275	128.825	15%
Oktober	743.200	700.539	42.661	6%
Total	8.580.310	8.792.734	-212.424	129%
Rata – rata				11%

Berdasarkan **Tabel 4** secara umum, ARIMA menunjukkan kecenderungan untuk melakukan estimasi produksi pada beberapa bulan dengan permintaan tinggi (misalnya Maret dan April), sehingga MAPE meningkat hingga 41%. Hal ini menunjukkan bahwa model *linear* ARIMA kurang responsif terhadap perubahan tajam dalam data produksi PT. XYZ. Rata-rata MAPE dan ARIMA adalah 11% yang menurut klasifikasi *Lewis* berada pada kategori *good forecast*, namun masih lebih baik ANFIS [26]. Hal ini terjadi karena ARIMA pada dasarnya memodelkan hubungan linear berbasis satu variabel waktu (*univariat*) sehingga kurang adaptif apabila data dipengaruhi perubahan mendadak maupun faktor operasional eksternal [9], [10].

**4. Perbandingan Metode ANFIS dan ARIMA**

Berdasarkan hasil prediksi atas metode ANFIS dan ARIMA, maka ringkasan kinerja kedua model dapat dilihat pada **Tabel 5**.

Tabel 5. Nilai Total error dan MAPE Metode ARIMA dan ANFIS

PRODUK	METODE	
	ANFIS	ARIMA
Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6		
Total error absolute kumulatif	291.060	-212.424
MAPE	5%	11%

Berdasarkan **Tabel 5** dapat dilihat bahwa total error kumulatif ARIMA sebesar -212.424 (dengan

tanda negatif yang menunjukkan bias ke arah *under forecasting*) sehingga lebih berisiko dalam memenuhi kebutuhan pelanggan. Dalam hal total *error* kumulatif ANFIS lebih baik dengan nilai positif walaupun berisiko adanya persediaan. Selain itu jika melihat hasil nilai MAPE terkecil ialah ANFIS sebesar 5% hal ini menunjukkan bahwa ANFIS memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan ARIMA. ANFIS mengintegrasikan *fuzzy inference* dan *neural learning* sehingga mampu menangkap hubungan *non-linear* dan ketidakpastian data yang umum pada sistem manufaktur [22], [23]. Temuan ini sejalan dengan hasil studi sebelumnya yang melaporkan bahwa ANFIS cenderung memberikan *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model statistik ketika data menunjukkan volatilitas dan *non-linear* [15], [16]. Untuk itu perusahaan disarankan untuk menggunakan hasil prediksi ANFIS sebagai dasar rencana produksi agar target produksi lebih dekat dengan kebutuhan aktual dan biaya persediaan dapat ditekan [7].

Hasil penelitian ini konsisten dengan temuan Tektaş [15] yang menunjukkan bahwa ANFIS memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan ARIMA pada data dengan pola fluktuatif. Selain itu, Wulandari dan Gernowo [16] juga menemukan bahwa ANFIS lebih unggul dalam memodelkan data *non-linear* dibandingkan ARIMA yang berbasis linear. Temuan ini memperkuat bahwa dalam konteks produksi manufaktur dengan variabilitas permintaan dan persediaan, ANFIS lebih adaptif dan mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model statistik konvensional.

**5. Optimalisasi Perencanaan Produksi dengan Algoritma Wagner–Whitin**

Tahap ini merupakan proses optimalisasi karena memilih keputusan produksi yang meminimalkan total biaya persediaan. Untuk mengevaluasi manfaat prediksi dari sisi operasional, algoritma *Wagner–Whitin* akan digunakan menghitung biaya total produksi dan persediaan. Algoritma *Wagner–Whitin* merupakan metode yang prosedur optimasi yang didasari model program dinamis, yaitu suatu model matematis yang solusinya menjamin hasil perhitungan tersebut adalah hasil yang optimum dengan meminimalkan biaya pemesanan (*setup*) dan biaya simpan (*holding*) [18].

Perhitungan pengendalian persediaan dengan menggunakan data hasil prediksi yang terpilih yaitu Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 dengan Metode ANFIS seperti terlihat pada **Tabel 2** sebelumnya yang memperlihatkan nilai MAPE. Adapun ongkos pesan dan ongkos simpan dari tiap produksi produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 yaitu :

- Ongkos Pesan : Rp. 8.720/pemesanan
- Ongkos Simpan : Rp. 630/pcs

Biaya total apabila produksi pada periode ke- $k$  untuk memenuhi permintaan hingga periode ke- $t$  dirumuskan sebagai:

$$C(k, t) = A + \sum_{i=k}^t h \cdot (i - k) \cdot D_i$$

dengan:

$C(k,t)$  : biaya total jika produksi dilakukan pada periode  $k$  untuk memenuhi permintaan hingga periode  $t$ .

$D_i$  : permintaan pada periode ke- $i$

$h$  : biaya simpan per unit per periode

$A$  : biaya pemesanan

Selanjutnya fungsi biaya minimum kumulatif dihitung menggunakan pendekatan program dinamis:

$$F(t) = \min_{1 \leq k \leq t} \{F(k - 1) + C(k, t)\}$$

Dengan kondisi awal:

$$F(0) = 0$$

Sebagai ilustrasi perhitungan untuk nilai  $C$ :

1. Produksi untuk periode 1  
 $C(1,1) = A = 8.720$
2. Produksi periode 1 untuk memenuhi periode 1-2  
 $C(1,2) = 8.720 + 630x(2 - 1)XD_2$   
 $= 8.720 + 630 \times 820.150 = 516.703.220$
3. Produksi periode 2 untuk periode 2  
 $C(2,2) = 8.720$

Perhitungan ini dilakukan untuk seluruh kombinasi  $k$  dan  $t$  hingga periode ke-12.

Ilustrasi perhitungan untuk nilai  $F$ :

1.  $K=1 \rightarrow F(0) + C(1,1) = 0 + 8.720 = 8.720$   
 $(F1) = 8.720$
2.  $K=1 \rightarrow 0 + 516.703.220 = 516.703.220$   
 $K=2 \rightarrow 8.720 + 8.720 = 17.440$   
 $(F2) = 17.440$
3.  $K=1 \rightarrow 1.351.327.220$   
 $K=2 \rightarrow 8.720 + 417.329.440 = 417.329.440$   
 $K=3 \rightarrow 17.440 + 8.720 = 26.160$   
 $F(3) = 26.160$

Perhitungan ini dilakukan untuk seluruh kombinasi  $k$  dan  $t$  hingga periode ke-12

Secara keseluruhan hasil perhitungan biaya persediaan produk Insert Nut Brass Bor 6 x 6 diperlihatkan pada **Tabel 6**.

Tabel 6. Matriks Biaya  $C(k,t)$  dan Perhitungan Biaya Minimum  $F(t)$  Menggunakan Algoritma Wagner-Whitin

k \ t	Matriks Biaya $C(k,t)$ dan Fungsi Biaya Minimum $F(t)$ dalam satuan rupiah												
	F(0)	F(1)	F(2)	F(3)	F(4)	F(5)	F(6)	F(7)	F(8)	F(9)	F(10)	F(11)	F(12)
k=1	0,720	8,720	516,703,220	1,351,327,220	2,674,952,020	3,305,631,620	5,304,951,620	8,100,134,420	11,176,577,520	14,860,386,320	18,588,536,720	23,849,866,720	29,053,470,020
k=2		17,440	417,329,440	1,297,732,640	1,771,269,840	3,371,953,840	5,760,347,040	8,330,407,640	11,560,000,240	14,873,901,640	19,000,918,640	24,339,651,640	
k=3			26,160	441,227,760	755,272,560	1,956,100,560	3,873,215,760	6,014,932,260	8,776,297,860	11,675,961,060	15,084,865,060	20,142,514,760	
k=4				34,880	157,207,280	307,335,280	2,395,395,080	4,100,768,880	6,405,906,880	8,895,332,480	12,578,123,480	16,362,709,880	
k=5					43,600	400,219,600	1,358,777,200	2,643,807,100	4,484,717,500	6,555,905,500	9,712,383,500	13,024,096,000	
k=6						52,320	479,331,120	1,336,012,720	2,716,700,520	4,373,650,920	7,004,215,920	9,842,653,720	
k=7							61,040	420,404,340	1,348,659,540	2,591,573,340	4,696,024,340	7,061,390,840	
k=8								69,760	460,287,360	1,288,772,560	2,867,111,560	4,759,404,760	
k=9									78,480	414,155,080	1,466,542,080	2,885,761,980	
k=10										87,200	526,200,200	1,472,346,800	
k=11											95,920	473,169,220	
k=12													104,640
F(t)	8,720	17,440	26,160	34,880	43,600	52,320	61,040	69,760	78,480	87,200	95,920	104,640	

**Tabel 6** menunjukkan matriks  $C(k,t)$  yang mempresentasikan total biaya apabila produksi dilakukan

pada periode ke- $k$  untuk memenuhi permintaan hingga periode ke- $t$ . Nilai biaya meningkat seiring bertambahnya jarak antara  $k$  dan  $t$  akibat akumulasi biaya simpan.

Baris terakhir menunjukkan nilai fungsi biaya minimum  $F(t)$  yang diperoleh melalui pendekatan program dinamis. Hasil menunjukkan bahwa nilai minimum selalu diperoleh pada  $k = t$ , yang mengindikasikan kebijakan produksi optimal adalah *lot-for-lot*.

Berdasarkan hasil perhitungan, nilai minimum pada setiap periode selalu dicapai pada  $k = t$ . Hal ini menunjukkan bahwa kebijakan produksi optimal adalah *lot-for-lot*, yaitu produksi dilakukan pada setiap periode untuk memenuhi kebutuhan periode tersebut tanpa menyimpan persediaan antar periode. Kondisi ini terjadi karena biaya simpan relatif tinggi dibandingkan dengan biaya pemesanan, sehingga menyimpan persediaan menjadi tidak ekonomis. Akibat tidak adanya persediaan yang disimpan antar periode, maka biaya simpan adalah nol. Total biaya persediaan hanya terdiri dari biaya pemesanan:

$$Total\ Cost = 12 \times 8.720 = Rp\ 104.640$$

Berdasarkan data aktual perusahaan seperti yang diperlihatkan pada **Tabel 1**, diketahui bahwa sistem produksi yang diterapkan perusahaan menghasilkan persediaan pada setiap periode sehingga menimbulkan biaya persediaan sebesar:

**Total persediaan**

$$= 77.650 + 115.300 + \dots + 98.630$$

$$= 1.542.490$$

**Total biaya persediaan**

$$= 1.542.490 \times 630$$

$$= 971.768.700$$

**Total biaya pesan**

$$= 12 \times 8.720$$

$$= 104.640$$

**Total biaya perusahaan**

$$= \text{Total biaya persediaan} + \text{Total biaya pesan}$$

$$= 971.768.700 + 104.640$$

$$= 971.873.340$$

Secara lengkap hasil perbandingan perhitungan antara metode perusahaan dengan metode Algoritma *Wagner-Whitin* dapat dilihat pada **Tabel 7**.

Tabel 7. Perbandingan Hasil biaya persediaan Produk Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6

Komponen	Sistem Perusahaan	Wagner-Whitin
Pola Produksi	Multi-periode (ada stok)	<i>Lot-for-lot</i>
Biaya Pesan	Rp 104.640	Rp 104.640
Biaya Simpan	Rp 971.768.700	Rp 0
Total Biaya	Rp 971.873.340	Rp 104.640
<b>Penghematan</b>	<b>Rp 971.768.700</b>	

Penurunan total biaya dibandingkan dengan kebijakan aktual perusahaan membuktikan bahwa integrasi prediksi dan optimasi dapat meningkatkan

efisiensi sistem produksi. Dari sisi manajerial, hasil ini dapat dijadikan dasar kebijakan produksi bulanan untuk menghilangkan kebutuhan penyimpanan antarperiode, sehingga tidak terdapat biaya simpan. Hal ini menunjukkan bahwa dalam kondisi biaya simpan yang tinggi, strategi produksi tepat waktu (*just-in-time production*) menjadi lebih optimal.

Penghematan biaya yang diperoleh menunjukkan dampak langsung optimalisasi terhadap efisiensi modal kerja. Secara manajerial, perusahaan dapat mengalokasikan dana yang sebelumnya terikat pada persediaan menjadi investasi peningkatan kapasitas, pemeliharaan mesin, atau penguatan layanan pelanggan. Selain itu, kebijakan produksi berbasis optimasi membantu perusahaan mencapai keseimbangan antara pemenuhan permintaan dan minimasi biaya, yang merupakan tujuan utama perencanaan produksi [4], [7].

#### IV. SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode ANFIS memiliki kinerja prediksi yang lebih baik dibandingkan ARIMA dalam memodelkan produksi Insert Nut M4 Brass Bor 6 x 6 pada PT. XYZ, dengan nilai MAPE sebesar 5% dibandingkan dengan ARIMA sebesar 11%. Hal ini mengindikasikan bahwa ANFIS lebih mampu menangkap pola *non-linear* pada data produksi yang bersifat fluktuatif.

Integrasi hasil prediksi ANFIS dengan algoritma *Wagner-Whitin* menghasilkan kebijakan produksi optimal berupa *lot-for-lot*, yaitu produksi dilakukan pada setiap periode tanpa penyimpanan persediaan antarperiode. Dengan kebijakan ini, total biaya persediaan yang dihasilkan sebesar Rp 104.640, jauh lebih rendah dibandingkan dengan sistem perusahaan sebesar Rp 971.873.340. Dengan demikian, diperoleh penghematan sebesar Rp 971.768.700. Hasil ini menegaskan bahwa struktur biaya, khususnya dominasi biaya simpan, memiliki pengaruh signifikan terhadap kebijakan produksi optimal.

Implikasi manajerial berdasarkan hasil penelitian ini adalah (1) perusahaan dapat meningkatkan ketepatan perencanaan produksi dengan mengadopsi ANFIS untuk memprediksi volume produksi bulanan; (2) pendekatan *lot-for-lot* berdasarkan hasil algoritma *Wagner-Whitin* mampu menghilangkan biaya persediaan; dan (3) pendekatan ANFIS dan *Wagner-Whitin* juga memberikan dasar pertimbangan bagi manajemen untuk mengevaluasi kebijakan produksi dan struktur biaya yang diterapkan, khususnya dalam mengelola persediaan, guna mencapai efisiensi biaya yang lebih optimal.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan: (1) data historis yang digunakan hanya mencakup periode 12 bulan sehingga belum mampu menangkap variasi jangka panjang; (2) parameter biaya pada

*Wagner-Whitin* menggunakan nilai tetap (biaya pesan dan biaya simpan), belum mempertimbangkan ketidakpastian biaya; (3) faktor eksternal seperti kapasitas produksi, *lead time* pemasok, atau *downtime* mesin belum diperhitungkan dalam model. Semua keterbatasan ini akan menjadi ruang penelitian lanjutan.

Beberapa rekomendasi penelitian lanjutan (*future research*): (1) menggunakan data historis dengan horizon lebih panjang untuk meningkatkan akurasi model; (2) mengembangkan model *hybrid* ANFIS-ARIMA untuk menggabungkan kekuatan linear dan *non-linear* dalam *forecasting*; (3) mempertimbangkan analisis sensitivitas terhadap perubahan parameter biaya.

#### REFERENSI

- [1] A. Cheraghalikhani, F. Khoshalhan, and H. Mokhtari, "Aggregate production planning: A literature review and future research directions," *Int. J. Ind. Eng. Comput.*, vol. 10, pp. 309–330, 2019.
- [2] N. D. Adyasa and N. Y. Hidayah, "Perencanaan Produksi Kantong Sampah Plastik Menggunakan Metode Linear Programming Di PT Kharisma Plastik Indo," *Metris J. Sains dan Teknol.* 25, vol. 25, pp. 33–40, 2024.
- [3] Y. A. Davizón, C. Martínez-olvera, R. Soto, C. Hinojosa, and P. Espino-román, "Optimal Control Approaches to the Aggregate Production Planning Problem," *Sustainability*, 2015.
- [4] Z. C. Gumilang and N. Siswanto, "Peramalan dan Optimasi Produksi pada Produksi Emas di PT . ' X ' menggunakan Metode Mixed Integer Programming," vol. 3, no. 2, pp. 173–183, 2016.
- [5] A. Hajjah and Y. N. Marlim, "Analisis Error Terhadap Peramalan Data Penjualan," *Techno-com*, vol. 20, no. 1, pp. 1–9, 2021.
- [6] A. C. Vayuanita and W. Sulistijanti, "Peramalan Hasil Produksi Padi Di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan," *AGRITTECH J. Ilmu-Ilmu Pertan.*, vol. XXV, no. 2, 2023.
- [7] S. S. W. Fatima and A. Rahimi, "A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial Manufacturing Systems," *Machines*, vol. 12, no. 6, pp. 1–30, 2024.
- [8] Y. Alrahman, K. Mustafa, and Y. Delvika, "Penerapan Metode Peramalan Produksi dan Perencanaan Kebutuhan Bahan Baku Dengan Metode Material Requirement Planning di PT . CJ Feed Medan," *JIME (Journal Ind. Manuf. Eng.)*, vol. 1, no. (2) November, pp. 88–96, 2017.
- [9] M. Hermiza, Maryam, and Ihwan Khairul, "Peramalan Produksi Kelapa di Indragiri Hilir dengan Pendekatan Model Autoregressive Integrated Moving Average Forecasting Coconut Production in Indragiri Hilir with Autoregressive," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 12, no. 1, pp. 219–228, 2023.
- [10] M. Buchori and T. Sukmono, "Peramalan Produksi Menggunakan Metode Autoregressive Integrated

- Moving Average,” *Prozima*, vol. 2, no. 1, pp. 27–33, 2018.
- [11] D. Sun *et al.*, “PlanningVis : A Visual Analytics Approach to Production Planning in Smart Factories,” *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, vol. 26, no. 1, pp. 579–589, 2019.
- [12] S. Yoo and N. Kang, “Explainable artificial intelligence for manufacturing cost estimation and machining feature visualization,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 183, no. April, pp. 1–14, 2021.
- [13] M. A. Othman, “Analysis Of Forecast Of Renewable Energy Development In North Sumatra UsinG ANFIS,” vol. XIII, no. 1, pp. 27–36.
- [14] A. Behrouznia, A. Azadeh, Kh. Pichka, P. Pazhoheshfar, and M. Saberi, “Prediction of Manufacturing Lead Time Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System ( ANFIS ),” in *IEEE 2011 International Symposium on Innovation in Inteleget System adan Applications (INISTA)*, 2011, pp. 16–18.
- [15] M. Tektas, “Weather Forecasting Using ANFIS and ARIMA Models . A Case Study for Istanbul,” *Environ. Res. Eng. Manag.*, vol. 51, no. 1, pp. 5–10, 2010.
- [16] R. A. Wulandari and R. Gernowo, “Metode Autoregressive Integrated Movingaverage ( Arima ) Dan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ( Anfis ) Dalam Analisis Curah Hujan,” *Berk. Fis.*, vol. 22, no. 1, Janurai 2019, pp. 41–48, 2019.
- [17] N. R. Babu, C. B. A. Babu, D. P. Reddy, and M. Gowtham, “Comparison of ANFIS and ARIMA Model for Weather Forecasting,” *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 8, no. January, pp. 70–73, 2015.
- [18] D. K. Febrianti, “Perbandingan Algoritma Wagner–Whitin dan Part Period Balance Mempertimbangkan Total Inventory Cost Pada PT LF Beauty Indonesia,” *Sci. J. Ind. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 86–91, 2021.
- [19] S. Thesman, “Aplikasi Metode Wagner-Whitin Algorithm Pada Sediaan Kaos Oblong Colbus Warna Gelap Ukuran M Di Ud. Anugerah Surabaya,” *Calypra J. Ilm. Mhs. Univ. Surabaya*, vol. 2, no. 1, pp. 1–19, 2013.
- [20] A. Thomas and K. Suhada, “Pengendalian Persediaan Bahan Baku Produk Active Speaker Menggunakan Algoritma Wagner Within di PT Hartono Istana Teknologi,” *J. Integr. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 59–71, 2020.
- [21] A. Sujiana and U. Budiyanto, “Prediksi jumlah Produksi Perakitan Komponen Menggunakan ANFIS Yang Dioptimasi Dengan Algoritma K-Means,” *Cogito Smart J.*, vol. 9, no. 2, pp. 252–265, 2023.
- [22] J.-S. R. Jang, “ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System,” *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.
- [23] D. S. Sinaga, A. P. Windarto, R. A. Nasution, and I. S. Damanik, “Prediction Of Product Sales Results Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS),” *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 1, no. 2, pp. 92–101, 2022.
- [24] A. M. Alrassas, M. A. A. Al-qaness, A. A. Ewees, and S. Ren, “Optimized ANFIS Model Using Aquila Optimizer for Oil Production Forecasting,” *Processes*, vol. 9, no. 7, pp. 2–17, 2021.
- [25] S. L. M. Sitio, “Penerapan Fuzzy Inference System Sugeno Untuk Menentukan Jumlah Pembelian Obat ( Studi Kasus : Garuda Sentra Medika ),” *J. Inform. Univ. PAMULANG*, vol. 3, no. 2, pp. 104–109, 2018.
- [26] R. J. C. Chen, P. Bloomfield, and J. S. Fu, “An Evaluation of Alternative Forecasting Methods to Recreation Visitation,” *J. Leis.*, vol. 35, no. 4, pp. 441–454, 2003.