

Perbandingan akurasi multi layer perceptron dan holt winter dalam peramalan produksi merek mobil suzuki di indonesia

(Comparison of multi layer perceptron and holt winter accuracy in forecasting Suzuki car brand production in indonesia)

Muhammad Rizki Rachmadhan^{1*}

¹Master of Industrial Engineering Program, Universitas Trisakti, Jakarta Barat, DKI Jakarta

*Corresponding author: m.rizki.rachmadan@gmail.com

Submitted 09th January 2023; Revised 02nd Maret 2023; Accepted 31th March 2023

Abstrak. Produksi mobil berdasarkan agen pemegang merek (APM) melaporkan nilai produksi kepada Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia (Gaikindo) tahun 2021 sebanyak 863.348 unit dengan rentang persentase 11.4% oleh merek Suzuki. Berdasarkan minat masyarakat atas kebutuhan mobil yang menjadi opsi pilihan, jangkauan dan harga jual menjadi bagian pertimbangan dalam menentukan produk pilihan selaku pemilik kendaraan. Pilihan ini penting dalam kegiatan aktivitas guna memenuhi kebutuhan transportasi sehari-hari. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan metode yang paling efektif serta menjaga jumlah produksi unit kendaraan diperlukan prakiraan produksi sesuai pola daya beli masyarakat menggunakan data bulanan terutama merek Suzuki. Penelitian menggunakan metode pengukuran *Holt Winters* dengan dua *hidden layer* pada metode pengukuran *Multi Layer Perceptron* (MLP). Temuan dari penelitian ini yaitu komparasi perbandingan yang dapat dikatakan valid serta dapat menjadi pilihan dalam meramalkan suatu data dengan memanfaatkan metode untuk memprediksi jumlah produksi agen pemegang merek. Hasil tersebut dapat berkontribusi dalam mengoptimalkan kuantitas hasil produksi agar tidak terjadi adanya kelebihan ataupun kekurangan stok unit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan menggunakan *Multi Layer Perceptron* dengan dua *hidden layer* menghasilkan nilai akurat dimana terdapat nilai terendah pada *Root Mean Square Error* (RMSE) adalah 889.851 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah 9.3368.

Kata kunci: *holt winter*, peramalan, produksi mobil, *multi layer perceptron*.

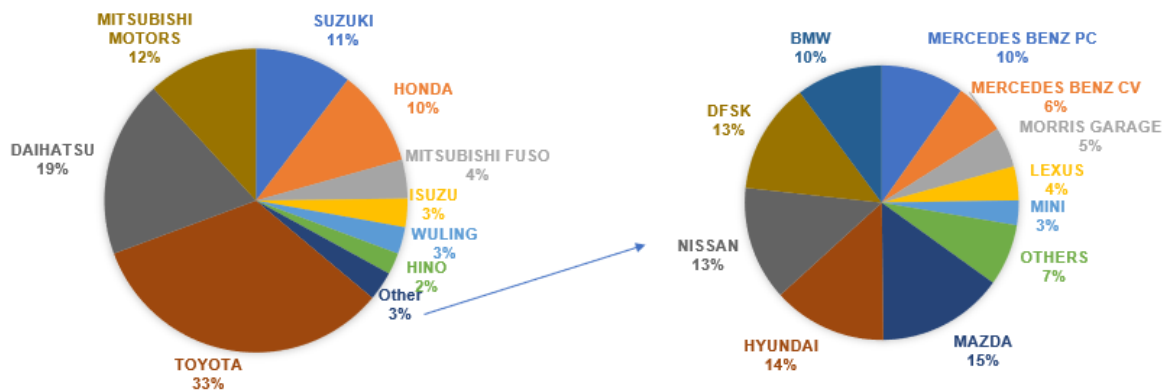
Abstract. Car production based on brand holding agents (APM) reports production value to the Indonesian Association of Automotive Industries (Gaikindo) in 2021 of 863,348 units with a percentage range of 11.4% by the Suzuki brand. Based on the public's interest in the need for a car which is the preferred option, the range and selling price are part of the considerations in determining the product of choice as the vehicle owner. This choice is important in activities to meet daily transportation needs. The purpose of this study is to obtain the most effective method and to maintain the number of vehicle unit production, production forecasts are needed according to people's purchasing power patterns using monthly data, especially the Suzuki brand. The research uses the *Holt Winters* measurement method with two hidden layers on the *Multi Layer Perceptron* (MLP) measurement method. The findings from this study are comparisons that can be said to be valid and can be an option in predicting data by utilizing methods to predict the amount of production by brand-holding agents. These results can contribute to optimizing the number of production results so that there are no excess or shortage of unit stock. The results showed that forecasting using a *Multi Layer Perceptron* with two hidden layers produced an accurate value where the lowest value at the *Root Mean Square Error* (RMSE) was 889.851 and the *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) was 9.3368.

Keywords: car, forecasting, holt winters, multi layer perceptron.

1. Pendahuluan

Peningkatan jumlah penduduk di Indonesia sangat berperan bagi kebutuhan penggunaan unit mobil dengan melihat total penjualan mobil pada industri otomotif pada Januari 2021 yakni 863.348 unit. Angka penjualan menjadi acuan dalam menentukan besaran produksi untuk menyeimbangkan jalannya proses penyediaan pasar otomotif dapat berjalan baik (Gaikindo, 2021)

seperti terlihat pada Gambar 1. Terlihat jumlah penjualan pada beberapa agen pemegang merek (APM) memiliki nilai persentasi yang berbeda dan hal tersebut akan bergerak tiap tahunnya menyesuaikan minat konsumen. Untuk memberikan acuan dalam aktualisasi strategi memimpin segmen pasar di Indonesia karena adanya peluang potensi yang sangat tinggi, sehingga dalam periode tahun berjalan pemegang merek berlomba untuk mengeluarkan segmen produk terbaru ataupun pembaharuan unit guna menarik minat calon konsumen dengan memberikan kemudahan servis, program cicilan ringan dan harga jual kembali yang baik untuk memberikan nilai kepercayaan pada calon konsumen yang merupakan bagian tidak terpisahkan (Fowdur et al., 2019). Industri yang memiliki pertumbuhan tinggi diprioritaskan agar memperkuat daya saingnya antara lain industri kendaraan bermotor. Industri kendaraan bermotor (otomotif) beserta komponennya yang berada di Indonesia merupakan salah satu kluster unggulan yang berperan aktif dalam mendorong pertumbuhan ekonomi berkisar diatas 7% (Dewayana et al., 2013).



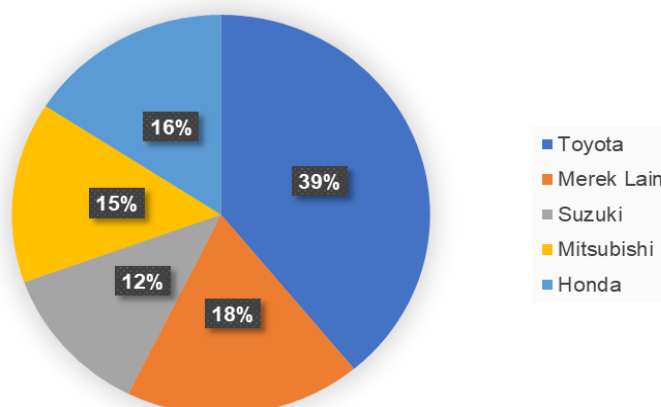
Gambar 1 Diagram Produksi Mobil Nasional.
 Sumber: (Gaikindo, 2021)

Selain digunakan sebagai sarana transportasi pribadi mobil juga dapat berperan untuk sarana niaga untuk pengiriman barang, disisi lain juga merupakan cerminan status sosial yang memegang peranan penting untuk menjustifikasi keputusan pada merek yang akan dipilih penggunaannya. Dari grafik yang tertera konsistensi produksi terlihat cenderung menurun landai diawal tahun 2020 dan turun drastis pada Mei dan Juni 2020 akibat efek dampak pandemi yang merubah stigma masyarakat untuk dapat lebih menahan diri dalam pembelian barang non prioritas sehingga mempengaruhi permintaan atas unit mobil sampai dengan Juli 2020 dan seterusnya mengalami peningkatan namun secara perlahan.

Disamping itu sesuai dengan data Gaikindo, masyarakat Indonesia memiliki minat yang unik sesuai dengan wilayah yang dihuni dengan mempertimbangkan medan, kemampuan, kebutuhan serta performa kendaraan agar dapat memberikan segala yang diperlukan dalam menjalankan aktifitas. Disamping beberapa merek yang tersedia dipasar nasional terdapat pula beragam pilihan serta upaya para pemegang merek berlomba dalam menerjemahkan keinginan dari konsumen yang menjadi tujuan sebagai produk terbaik sehingga meningkatkan kepercayaan dan minat konsumen dalam menentukan pilihannya untuk mengejar meningkatnya penjualan.

Gambar 2 menunjukkan jumlah penjualan besar dari merek yang beredar dipasar Indonesia. Dapat kita lihat Suzuki merupakan produsen yang konsisten telah memiliki nama yang baik sehingga menjadi pilihan dengan berbagai varian yang mencakup lapisan segmen bawah, menengah dan menyediakan sarana niaga sehingga dapat bersaing dan menjadi opsi pilihan kebutuhan otomotif saat ini, meskipun dibandingkan kompetitor serupa yang memiliki fitur dan fasilitas melimpah namun dengan demikian pilihan tetap pada kesesuaian kemampuan dan kebutuhan konsumen.

Oleh karena itu merek Suzuki menjadi salah satu produk yang dapat dibilang sukses dalam menyajikan unit sesuai dengan kebutuhan pelanggannya. Disisi lain semakin waktu jumlah kenaikan produksi mobil semakin kembali pulih melihat pada Tahun 2021 dalam penjualannya Suzuki terjual sebanyak 10 % yang terus meningkat secara konsisten dan selanjutnya Toyota 32%, Daihatsu 18 %, Honda 13 % dan Mitsubishi 12 %. Data ini dapat dilihat pada Tabel 1.



Gambar 2 Diagram Penjualan Mobil Nasional.
Sumber: (Gaikindo, 2021)

Berdasarkan data [Gambar 2](#) maka merek Suzuki menjadi produk yang sampai saat ini berkontribusi dan berkompetisi untuk tetap tumbuh dan berinovasi dalam hal varian, baik itu sebagai kendaraan keluarga maupun kendaraan niaga sehingga menjadi acuan peneliti dalam menentukan data untuk peramalan target produksi industri. Hal ini membuat perusahaan kompetitor tersebut dituntut agar semakin terus inovatif dan kreatif untuk meningkatkan laba perusahaan terkecuali terjadi faktor lain yang mempengaruhi jumlah produksi, sehingga kita dapat memberikan pandangan dalam minat pembelian konsumen diantaranya harga kompetitif, desain modern, fitur keselamatan dan ketersediaan suku cadang ([Anhari et al., 2016](#)). Sehingga keuntungan atau laba tersebut menjadi tolak ukur agar berguna dalam memberikan prediksi penjualan, prakiraan dengan bahasa lainnya adalah peramalan yang sangat diperlukan untuk dapat menyesuaikan beberapa perbedaan diantara waktu kemarin, waktu disaat ini dan waktu dimasa mendatang ([Atika & Rasim, 2019](#)). Metode jaringan saraf tiruan ([Sugiarto et al., 2021](#)) yang diantara beberapa metode peramalan yang sering digunakan dalam penelitian.

Tabel 1 Data Penjualan Mobil Nasional

ATPM	Total Penjualan (Unit)	Persentase
Toyota	290.499	33,60%
Daihatsu	151.107	17,50%
Mitsubishi	104.407	12,10%
Honda	91.393	10,60%
Suzuki	89.956	10,40%
Mitsubishi Fuso	34.375	4,00%
Isuzu	22.278	4,00%
Wuling	23.920	3,20%
Hino	19.793	2,30%
Nissan	6.185	0,70%
Beberapa Merk Lain	24.795	2,70%

Sumber: ([Gaikindo, 2021](#))

Menurut [Nusraningrum et al. \(2021\)](#) terdapat dua pengertian dari persepsi konsumen dalam memilih produk diantaranya “perilaku yang diperlihatkan konsumen dalam mencari, membeli, menggunakan, mengevaluasi dan menghabiskan produk dan jasa yang mereka harapkan akan kebutuhan mereka” serta “semua kegiatan, tindakan, serta proses psikologis yang mendorong tindakan tersebut pada saat sebelum membeli, menggunakan, menghabiskan produk dan jasa setelah melakukan hal-hal di atas atau kegiatan mengevaluasi. Dari beberapa faktor utama lain yang mempengaruhi adalah faktor budaya, pekerjaan dan keadaan ekonomi, gaya hidup, faktor psikologis motivasi, persepsi dan pembelajaran.

Dalam kasus peramalan dengan asumsi musiman dengan melihat nilai fluktuasi minat hal ini tampak pada produksi mobil menggunakan metode *Holt Winter* atau metode *exponential smoothing* ([Nurhamidah et al., 2020](#)). Peramalan metode ini masuk dalam kelompok metode tradisional yang berfokus pada model parametrik contohnya *autoregressive* (AR) atau metode eksponensial tunggal serta ganda. Beberapa waktu belakangan metode pembelajaran mesin

menjadi populer dan terus berkembang untuk mempelajari dinamika temporal secara murni berbasis data dengan didukung system komputasi (Zhang & Qi, 2005). Metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) adalah salah satu metode yang digunakan dalam peramalan data *time series* dan merupakan bagian yang tak terlepaskan dari pembelajaran mesin berbasis jaringan saraf tiruan (Rajagukguk et al., 2020).

Untuk itu keberhasilan industri otomotif sangat tergantung pada persepsi konsumen mobil itu sendiri, dimana kedepannya konsumen semakin kritis dalam inovasi yang diberikan produsen serta harapan dari produk yang beredar dipasaran. Metode peramalan tetap menjadi pegangan para pemegang hak merek ataupun sales untuk mempresiksi dimasa yang akan datang dengan mengkonfirmasi data sebelumnya (Karo & Munardi, 2015). Dari penelitian kali ini menggunakan tiga metode diantaranya *holt winters*, *multi layer perceptron 1 hidden layer* dan *multi layer perceptron menggunakan 2 hidden layer*. Diantaranya *holt winter* merupakan metode konvensional dengan *multi layer perceptron* metode yang saat ini menjadi pegangan beberapa peneliti untuk meramalkan diantaranya prakiraan pasokan jumlah beras di wilayah Cirebon yang dipengaruhi perubahan iklim sehingga harus menentukan prediksi jumlah beras pasokan dengan tepat (Sugiarto et al., 2021).

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan metode yang paling efektif serta menjaga jumlah produksi unit kendaraan diperlukan prakiraan produksi sesuai pola daya beli masyarakat menggunakan data bulanan terutama merek Suzuki. Penelitian menggunakan metode pengukuran *Holt Winters* dengan dua *hidden layer* pada metode pengukuran *Multi Layer Perceptron* (MLP).

2. Metoda

Data yang kumpulkan berasal dari Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia (Gaikindo) yang merupakan kumpulan beberapa Agen Pemegang Merek (APM). Model yang dibangun dalam peramalan menggunakan data bulanan yang direkapitulasi dari data yang masuk dari masing-masing pemegang hak merek kendaraan yang telah dilaporkan berdasarkan jumlah produksi harian pada merek Suzuki mulai dari Januari 2011 hingga April 2022.

Model peramalan yang dipilih berdasarkan nilai error terkecil karena dapat dikategorikan terbaik sehingga berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari data yang digunakan untuk dapat membangun model sesuai dengan prediksi yang diinginkan dan dapat memenuhi nilai validasi tren 3 bulan waktu depannya (Taufik et al., 2021; Oey et al., 2020). Hasil validasi dari peramalan tersebut menggunakan pengujian perbandingan tren naik ataupun turun dengan data aktual.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (1)$$

Keterangan :

RSME = *Root Mean Square Error*
 \sum = *Summation* (Jumlah Nilai)
 A_t = Nilai data Aktual
 F_t = Nilai hasil Peramalan
 n = Banyaknya Data

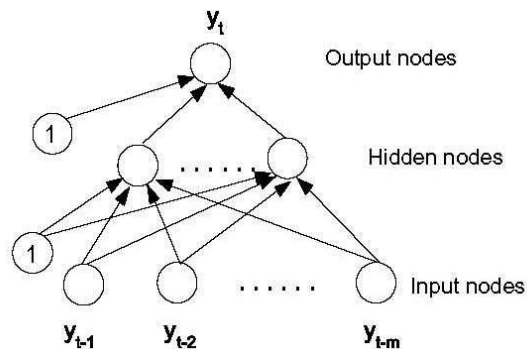
$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{y}_i} \right| \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan :

MAPE = *Mean Absolute Percentage Error*
 \sum = *Summation* (Jumlah Nilai)
 n = Jumlah Data
 y = Nilai hasil aktual
 \hat{y} = Nilai

Metode *Holt Winters* terdapat dua jenis submodel, diantaranya model aditif dan model multiplikatif. Komponen persamaan yang terdapat pada data model aditif *Holt Winters* terbagi menjadi beberapa komponen diantaranya level (1), tren (2) dan season (3) (Nielsen, 2011).

Metode *Multi Layer Perceptron* adalah salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam kasus peramalan data time series dengan jaringan struktur seperti pada Gambar 3. Metode peramalan tersebut dilakukan dengan bantuan *software* R Studio serta dengan bantuan library "*forecast*" dan juga "*nnfor*" seperti yang terlihat pada Gambar 4. Yang merepresentasikan mulai dari *input nodes*, *hidden nodes* dan *output nodes*.



Gambar 3 Model Peramalan Jaringan Saraf Tiruan data *Time Series*.
Sumber: (Zhang & Qi, 2005)

```
dataku=read.delim("clipboard")
head(dataku)

library(forecast)
produksi_mobil<-ts(dataku$Suzuki,start = c(2011,1),
frequency = 12)
plot(produksi_mobil,xlab="Year",ylab="Produksi Mobil
(unit)")

#HoltWinters
hw_suzuki<-HoltWinters(produksi_mobil)
plot(hw_suzuki,xlab="Year",ylab = "Observed/Fitted
(unit)")
f1<-forecast(hw_suzuki,h=3)
plot(f1,xlab = "Year",ylab = "Produksi Mobil (unit)")
accuracy(f1)
summary(f1)
```

```
#mlp
library(nnfor)
mlp_suzuki<-mlp(produksi_mobil)
plot(mlp_suzuki)
f2=forecast(mlp_suzuki,h=3)
plot(f2)
summary(f2)

mlp_suzuki2<-mlp(produksi_mobil,hd=c(5,3))
plot(mlp_suzuki2)
f3=forecast(mlp_suzuki2,h=3)
plot(f3)
summary(f3)
```

Gambar 4 Script R Perbandingan Metode Peramalan.

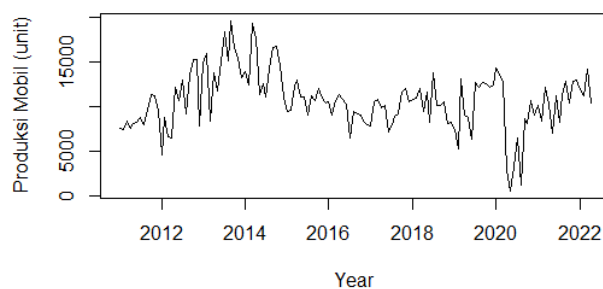
Penggunaan aktivasi fungsi yang digunakan pada *Multi Layer Perceptron* di R Studio adalah fungsi logistik (Crone & Kourentzes, 2010). Digunakan untuk membungkus model dalam jumlah lapisan tersembunyi, node tersembunyi dan fungsi aktivasi yang diterapkan. Intervensi yang digunakan memperkirakan model data terbaik berdasar sampel yang diterima (Crone & Kourentzes, 2010).

Fungsi regresi logistik digunakan karena dua alasan, pertama memberi interpretasi tentang kepentingan relatif fitur yang bagus untuk dimiliki jika membangun intuisi pada dataset yang diberikan. Kedua, regresi logistik sebenarnya adalah saraf satu neuron jaringan. Dengan memahami regresi logistik kita dapat mengambil langkah dan penting menuju jaringan saraf serta pembelajaran yang mendalam karena regresi logistik tersebut adalah yang diawasi oleh algoritma pembelajaran mesin, maka kita harus memiliki nilai target untuk pelatihan yang disertakan dalam vektor baris untuk set pelatihan (Skansi, 2018).

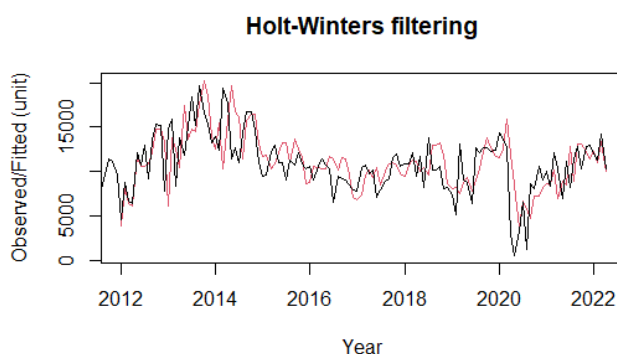
3. Hasil dan Pembahasan

Industri manufaktur kendaraan bermotor yang berada di Indonesia saat ini semakin tidak menentu karena regulasi tahun 1999 dimana membebaskannya produk otomotif dalam kondisi *completely built up* (CBU) dimana mestinya peran agen tunggal pemegang merek menjadi lebih optimal dalam nilai produksi yang ditentukan, angka tersebut dari masing-masing merek didapatkan dari permintaan yang disebut juga penjualan diawali dengan SPK (surat pemesanan kendaraan). Tiap penjualan dari masing-masing pemegang merek melaporkan pada gabungan industry kendaraan bermotor (Gaikindo). Data produksi menjadi sampel penelitian merupakan jumlah distribusi aktual yang memberikan kontribusi besar bagi perusahaan ataupun agen pemegang merek yang mana kelebihan ataupun kekurangan produksi unit merupakan defisit yang mestinya dihindari.

Pola produksi unit Toyota yang masuk kedalam Gaikindo dapat dilihat pada Gambar 4. Pola tersebut menunjukkan adanya periode siklus 12 bulanan dimana pada setiap akhir tahun terdapat nilai produksi yang cenderung menurun. Pada 2021 terdapat kecenderungan rendah karena dipengaruhi kondisi pandemi Covid-19. Dalam setiap tahunnya terdapat satu puncak tertinggi produksi dan satu titik terendah produksi. Gambar 5 menunjukkan hasil plot produksi aktual dari merek Suzuki mulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Desember 2021 peramalan menggunakan metode *Holt Winters* dimana plot ramalan (berwarna merah) tampak mengikuti pola data aktual.

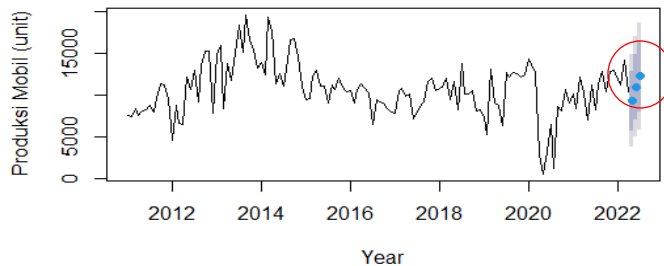


Gambar 5 Pola Produksi Suzuki ke ATPM menuju Gaikindo.



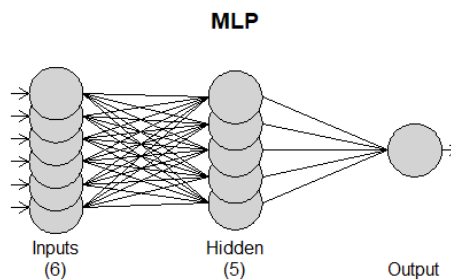
Gambar 6 Plot Data Aktual dan Prakiraan Menggunakan *Holt-Winters*.

Garis refleksi berwarna merah pada metode *Holt Winters* Gambar 6 tersebut adalah hasil prediksi atas data kuantitatif unit Suzuki berdasarkan tren serta data musiman ataupun nilai fluktuasi yang ada. Hasil dari peramalan untuk 3 bulan kedepan terlihat pada titik biru (Mei sampai Juli 2022) menunjukkan nilai 14817, 16963.78 dan 18668.78 bahwa pola penawaran akan terus meningkat pada Mei 2022 sampai ke Juli 2022 (Gambar 7). Hasil perhitungan menggunakan *Holt Winters* pada software R mendapatkan nilai koefisien pemulusan yang optimum yaitu $\alpha : 0.4146321$, $\beta : 0.004251532$, $\gamma : 0.4564163$.



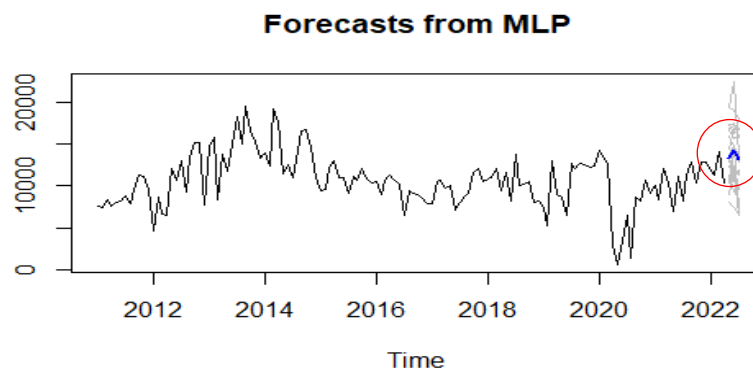
Gambar 7 Plot Prakiraan Produksi 3 Bulan Metode Holt Winters.

Model *Multi Layer Perceptron* untuk meramalkan produksi menggunakan nilai input dari 12 bulan sebelumnya dimulai dari Januari 2011 sampai April 2022 untuk meramalkan data produksi 3 bulan berikutnya. Model *Multi Layer Perceptron* pertama menggunakan satu layer tersembunyi “*hidden layer*” (hd1) dengan 5 node tertera pada Gambar 8. Hasil pola jaringan yang tampak pada metode *Multi Layer Perceptron* yang digunakan adalah 6 nilai input 5 *hidden* dan 1 *output*.



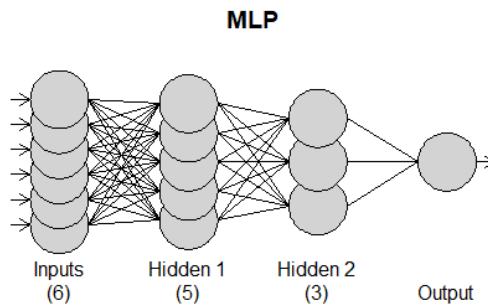
Gambar 8 Pola Jaringan Saraf 6-5-1 pada *Multi Layer Perceptron*.

Hasil peramalan untuk 3 bulan berikutnya yaitu Mei, Juni dan Juli tahun 2022 menunjukkan nilai 23279.94, 14299.89 dan 13142.88 bahwa pola yang berbeda dengan menggunakan pola *Holt Winter* yang cenderung meningkat, sedangkan menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* cenderung fluktuatif yaitu meningkat dan turun yang terlihat dari garis berwarna biru tertera pada Gambar 9.

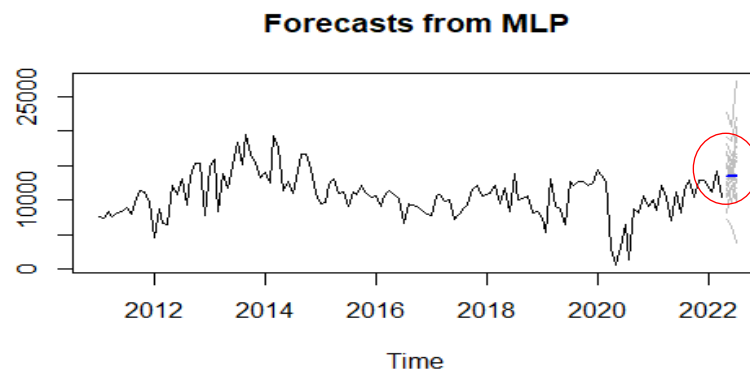


Gambar 9 Plot Produksi 3 Bulan Kedepan Menggunakan *Multi Layer Perceptron* dengan 1 Hidden Layer.

Berdasarkan pola yang terlihat disetiap tahunnya terdapat penurunan dan peramalan menggunakan satu *hidden layer* terlihat peningkatan dari bulan Mei 2022 ke Juni 2022 dan selanjutnya menurun kembali sampai dengan bulan Juli 2022.



Gambar 10 Pola Jaringan Saraf 6-5-3-1 pada *Multi Layer Perceptron* dengan 2 *Hidden Layer*.



Gambar 11 Plot Produksi 3 Bulan Kedepan Menggunakan *Multi Layer Perceptron* dengan 2 *Hidden Layer*.

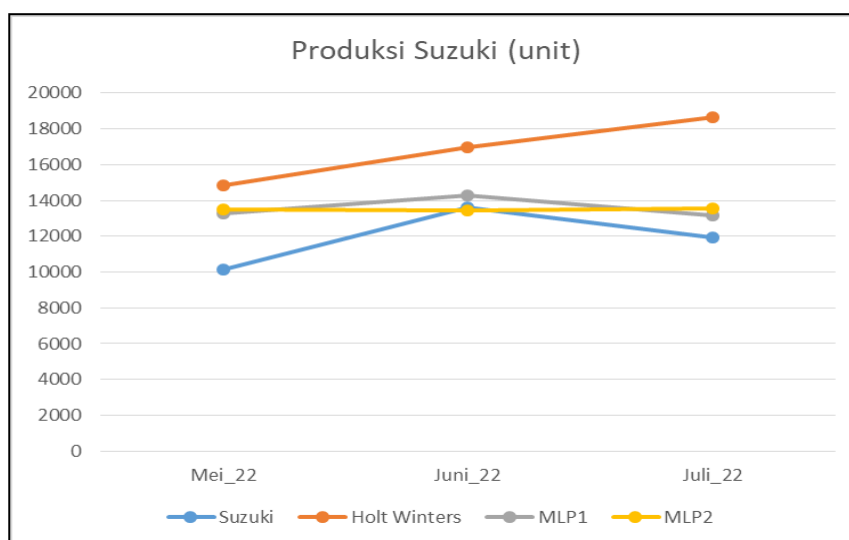
Gambar 10 menunjukkan pola jaringan saraf tiruan dengan dua *hidden layer* dengan masing-masing 5 node dan 3 node. Hasil pola jaringan yang tampak pada metode *Multi Layer Perceptron* yang digunakan adalah 6 nilai input 5 *hidden layer* pertama, 3 *hidden layer* kedua dan 1 output. Hasil ramalan untuk 3 bulan kedepan ditunjukkan pada **Gambar 11** yang memperlihatkan pola pada bulan Mei 2022 sampai Juni 2022 meningkat selanjutnya turun kembali sampai dengan bulan Juli 2022 menunjukkan nilai 13527, 13428.47 dan 13577.76. erbandingan akurasi peramalan menggunakan data bulanan dari bulan Januari tahun 2011 hingga April 2022 menunjukkan bahwa model *Multi Layer Perceptron* dengan dua *hidden layer* memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil terlihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2 Perbandingan Akurasi RMSE dan MAPE

Metode Peramalan	RMSE	MAPE
<i>Holt Winters</i>	2828.371	34.61
<i>Multi Layer Perceptron</i> (1 <i>Hidden Layer</i>)	1093.625	9.789
<i>Multi Layer Perceptron</i> (2 <i>Hidden Layer</i>)	889.851	9.3368

Hasil ini memperkuat penelitian sebelumnya yang menjelaskan bahwa model dengan dua hidden layer lebih akurat dalam memprediksi (Thomas et al., 2017) dan metode *Multi Layer Perceptron* lebih akurat daripada metode *Holt Winters* (Sugiarto et al., 2021). Pada kenyataannya validasi model peramalan menunjukkan bahwa ketiga model tersebut valid dimana peramalan untuk 3 bulan kedepan menunjukkan nilai produksi yang dekat meskipun beberapa pola berbeda dengan pola aktual.

Penentuan akurasi pengukuran dapat dibedakan menjadi dua, yaitu pertama menggunakan metode pola dan kedua menggunakan keakurasian angka yang dimunculkan. Metode penentuan pengukuran pertama terlihat pada kecenderungan pola *Multi Layer Perceptron* menggunakan 1 *hidden layer* mendekati fluktuasi pola aktual produksi yaitu naik dibulan kedua dan turun dibulan ketiga. Namun disamping meskipun pola dan nilai produksi cenderung mendekati pola *Multi Layer Perceptron* menggunakan 1 *hidden layer* namun kesetabilan jumlah produksi yang yang mendekati adalah *Multi Layer Perceptron* menggunakan 2 *hidden layer* relevan atas data aktual produksi Suzuki pada 3 bulan yang telah ditentukan.



Gambar 12 Validasi Model Peramalan Menggunakan Data untuk 3 Bulan Berikutnya

Tabel 3 menunjukkan perbandingan nilai dari masing-masing metode peramalan dengan mengambil Hi 95 pada *software* R Studio yang digunakan berdasarkan jumlah unit aktual sehingga dapat dilihat nilai peramalan yang identik berdasarkan angka produksi.

Tabel 3 Perbandingan Akurasi RMSE dan MAPE

Bulan	Suzuki	Holt Winters	MLP 1	MLP 2
Mei 2022	10118	14817	13279.94	13527
Juni 2022	13641	16963.78	14299.89	13428.47
Juli 2022	11927	18668.78	13142.88	13577.76

4. Kesimpulan dan Saran

Hasil penelitian perbandingan peramalan dengan metode *Holt Winters* yang merupakan bagian dari metode konvensional menunjukkan kinerja paling rendah dibandingkan dengan metode *Multi Layer Perceptron* baik dalam menggunakan satu *hidden layer* ataupun dua *hidden layer*, namun data hasil yang tersaji jika melihat pola fluktuasi yang mendekati adalah metode *Multi Layer Perceptron* dengan menggunakan 1 *hidden layer* karena memiliki pola identik yaitu dari Mei 2022 ke Juni 2022 terdapat kenaikan produksi dan pada Juli 2022 terjadi penurunan nilai produksi.

Disamping itu metode *Multi Layer Perceptron* dengan menggunakan 2 *hidden layer* meskipun memiliki pola yang sedikit berbeda namun memiliki nilai RMSE dan MAPE terkecil diantaranya adalah 889.851 dan 9.3368. Namun, pada dasarnya ketiga metode yang digunakan tersebut dapat dikatakan valid dan dapat digunakan serta diterima untuk meramalkan produksi unit merek Suzuki dalam waktu 3 bulan kedepan. Sehingga kita memiliki pilihan dan pengetahuan dalam meramalkan suatu data yang ada dengan memanfaatkan pembelajaran mesin untuk melihat serta memprediksi terutama jumlah produksi untuk kondisi kedepannya.

Referensi

- Anhari, N., Arifin, Z., Maharani, S (2016). Sistem Pendukung Keputusan Pembelian Mobil Baru Dengan Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process. *Academia.Edu*, 1(1). [https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/12.%20Jurnal%20Nanang%20Anhari%20\(Iikom\).pdf](https://fmipa.unmul.ac.id/files/docs/12.%20Jurnal%20Nanang%20Anhari%20(Iikom).pdf)
- Atika, P. D., & Rasim. (2019). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation untuk Prediksi Penjualan Mobil Bekas. *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, 18(2), 107–112. <https://doi.org/10.36054/jict-ikmi.v18i2.70>

- Crone, S. F., & Kourentzes, N. (2010). Feature selection for time series prediction - A combined filter and wrapper approach for neural networks. *Neurocomputing*, 73(10–12), 1923–1936. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.01.017>
- Dewayana, T. S., Sugiarto, D., & Hetharia, D. (2013). Model Pemilihan Industri Komponen Otomotif Yang Ramah Lingkungan. *Jurnal Teknik Industri*, 3(3), 208–216. <https://doi.org/10.25105/jti.v3i3.1564>
- Fitryadi, K. & Sutikno (2017). Pengenalan Jenis Golongan Darah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Perceptron. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 7(1), 1-10. <https://doi.org/10.14710/jmasif.7.1.10794>
- Fowdur, T. P., Beeharry, Y., Hurbungs, V., Bassoo, V., Ramnarain-Seetohul, V., & Lun, E. C. M. (2018). Performance analysis and implementation of an adaptive real-time weather forecasting system. *Internet of Things (Netherlands)*, 3–4, 12–33. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2018.09.002>
- Gaikindo. (2021). *Indonesian Automobile Industry Data*. Gaikindo.or.Id. https://files.gaikindo.or.id/my_files/?page=2
- Karo, G. K., & Munardi, W. E. (2015). Usulan Peramalan Produksi Mobil BMW Dengan Jadwal Induk Dan Perencanaan Material Terhadap Divisi Loistic Produksi Planning (Studi Kasus : PT. Tjahja Sakti Motor, Jakarta Utara). *Journal of Industrial Engineering & Management Systems*, 8(1), 1–23. <http://dx.doi.org/10.30813/jiems.v8i1.132>
- Nielsen, S. F. (2011). Introductory time series with R. *Journal of Applied Statistics*, 38(10), 2370–2371. <https://doi.org/10.1080/02664763.2010.517940>
- Nurhamidah, N., Nusyirwan, N., & Faisol, A. (2020). Forecasting Seasonal Time Series Data Using the Holt-Winters Exponential Smoothing Method of Additive Models. *Jurnal Matematika Integratif*, 16(2), 151. <https://doi.org/10.24198/jmi.v16.n2.29293.151-157>
- Nusraningrum, D., MEKAR, T. M., & PRASETYANINGTYAS, S. W. (2021). Persepsi Dan Sikap Terhadap Keputusan Pembelian Produk Pangan Fungsional Pada Generasi Milenial. *Jurnal Bisnis dan Akuntansi*, 23(1), 37–48. <https://doi.org/10.34208/jba.v23i1.767>
- Oey, E., Wijaya, W. A., & Hansopaheluwakan, S. (2020). Forecasting and aggregate planning application – a case study of a small enterprise in Indonesia. *International Journal of Process Management and Benchmarking*, 10(1), 1–21. <https://doi.org/10.1504/IJPMB.2020.104229>
- Rajagukguk, R. A., Ramadhan, R. A. A., & Lee, H. J. (2020). A review on deep learning models for forecasting time series data of solar irradiance and photovoltaic power. *Energies*, 13(24). <https://doi.org/10.3390/en13246623>
- Skansi, S. (2018). *Undergraduate Topics in Computer Science Introduction to Deep Learning Series editor*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-73004-2>
- Sugiarto, D., Hidayat, W., Ariatmanto, D., & Yaqin, A. (2021). Comparing Holt-Winter and Multi Layer Perceptron in Forecasting The Amount of Rice Supply. *ICOIACT 2021 - 4th International Conference on Information and Communications Technology: The Role of AI in Health and Social Revolution in Turbulence Era*, 252–255. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT53268.2021.9563977>
- Taufik, D. A., Setiawan, I., Wahid, M., Rochim, A., & Tosin, M. (2021). Integrasi Linear Regression dan Aggregate Planning untuk Perencanaan dan Pengendalian Produksi Leaf Spring Hino OW 190/200 di Industri Komponen Otomotif. *Operations Excellence: Journal of Applied Industrial Engineering*, 13(2), 245. <https://doi.org/10.22441/oe.2021.v13.i2.023>
- Thomas, A. J., Petridis, M., Walters, S. D., Gheytsi, S. M., & Morgan, R. E. (2017). Two hidden layers are usually better than one. *Communications in Computer and Information Science*, 744, 279–290. https://doi.org/10.1007/978-3-319-65172-9_24
- Zhang, G. P., & Qi, M. (2005). Neural network forecasting for seasonal and trend time series. *European Journal of Operational Research*, 160(2), 501–514. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.08.037>