

## DAFTAR PUSTAKA

- Amanda Harumdiana Tobong, A., & Anis Zubair. (2022). Analisa Perbandingan Metode Peramalan Jumlah Populasi Sapi di Wilayah Nusa Tenggara Timur. *Seminar Nasional Sistem Informasi 2022*.
- Arumsari, M., & Rian Dani, A. T. (2021). Peramalan Data runtun Waktu Menggunakan Model Hybrid Time Series Regression - Autoregressive Integrated Moving Average. *Siger Matematika*.
- Azaro, K., & dkk. (2020). Triple Exponential Smoothing: Forecasting Perbandingan Penumpang Kereta Api dan Pesawat Terbang. *Media Mahardika*, 277-286.
- Cryer, J., & Kung-Sik Chan. (2008). Time Series Analysis : With Applications in R.
- Cynthia, E., & Ismanto, E. (2017). Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 2(2), 196-209.
- Elfajar, A. B. (2017). Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawab Kota Batu Menggunakan Metode Time Invriant Fuzzy Time Series. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 85-94.
- Elfajar, Aria Bayu;. (2017). Permalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Kota Batu Menggunakan Metode Time Invariant Fuzzy Time Series. *Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 85-94.
- Gunaryati, A., Fauziah, & Septi Andryana. (2019). Hybrid Exponential Smoothing Neural Network Untuk Peramalan Data Pengguna Pita Lebar di Indonesia. *Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan*.
- Ishak, A. (2010). Manajemen Operasi.
- Ismarani, Dewi Retno Sari Saputro, & Ririn Setiyowati. (2021). Pemodelan Banyaknya Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa dengan Nonlinear Autoregressive Neural Network. *PRISMA 4*, 645-651. Diambil kembali dari <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- Kamadewi, R., & Anneke Iswani Achmad. (2021). Pemodelan Hybrid ARIMA ( Autoregressive Integrated Moving Average ) - ANN (Artificial Neural Network) Pada Data Inflasi Indonesia Tahun 2009-2020. *Prosiding Statistika*, 7. Diambil kembali dari <http://dx.doi.org/10.29313/v7i1.25503>
- <., & dkk. (2006). Hybridizing Exponential Smoothing and Neural etwork for Financial Time Series. *V.N Alexandrovet al.(Eds.) ICCS 2006,Part IV*, 493-500.



- Makridakis, S. (1995). *Merode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Mara, M., & dkk. (2013). Kajian Teoritis Hybridizing Exponential Smoothing dan Neural Network Untuk Peramalan Data Runtun Waktu. *Bimaster Ilmiah Mat, Stat, dan Terapannya (Bimaster)*, Volume 02, No.3 (2013), 205-210.
- Nita Dwi Sawitri, M., I Wayan Sumajaya, & Ni Ketut tari Tastrawati. (2018). Peramalan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *E-Jurnal Matematika*, 264-270.
- Novita, R., & Ashihadina Putri. (2021, Agustus). Analisis Algoritma Backpropagation Neural Network dalam Peramalan Jumlah Benih Ikan. *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, 201-207.
- Pitriyani, D., & Permanasari, Y. (2022). Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat Dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Riste Matematika (JRM)*, 129-136.
- Pitriyani, D., & Yurika Permanasari. (2022). Prediksi Jumlah Penumpang Pesawat dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Riset Matematika (JRM)*, 129-136.
- Prasetyo, E. S. (2014). *Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Pratiwi, D., & M Hadijati. (2021). Inflation Modeling in Indonesia Using Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) - Neural Network (NN). *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*. doi:10.1088/1757-899X/1115/1/012058
- Puspitaningrum, D. (2006). *Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: CV Andi Offset (Penerbit ANDI).
- Safitri, T., Nurkaromah Dwidayati, & Sugiman. (2017). Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima. *UNNES Journal Of Mathematics*.
- Said, S. (2011). Peramalan (Forecasting) Volume Penjualan Dengan Metode Exponential Smoothing (Studi Kasus Pada PT. Harfia Graha Perkasa).
- Salsabila, A., & Ayundyah Kesumawati. (2023). Peramalan Jumlah Kedatangan Penumpang Pesawat International Di Bandara Soekarno-Hatta Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing. *Emerging tatistics and Data Science Journal*, 1, No.2 .
- . (2015). Peramalan Nilai Tukar Mata Uang Menggunakan Hibridisasi xponential Smoothing dan Backpropagation Neural Network. *Eksakta*.



- Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Sofiana, Suparti, Arief Rachman Hakim, & Iut Tri Utami. (2020). *Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara International AHmad Yani dengan Metode Holt Winter's Exponential Smoothing dan Metode Exponential Smoothing Event Based*. *Jurnal Gaussian*, 9, No.4, 535-545.
- Suwandi, A. (2015). *Peramalan Data Time Series dengan Metode Penghalusan Eksponential Holt-Winter*. Universitas Negeri Makassar.
- Terasvirta, T., Chien-Fu Lin, & Clive WJ Granger. (1993). Power Of the neural network linearity test. *Journal of time series analysis* 14, 209-220.
- Utami, R. S. (2017). *Perbandingan Metode Holt Exponential Smoothing dan Winter Exponential Smoothing untuk peramalan penjualan souvenir*, 124.
- Wanto, A. (2018). Optimalisasi Prediksi Dengan Algoritma Bacpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. *Jurnal Nasional Teknogi Dan Sistem Informasi*, 3(3). doi:<https://doi.org/10.25077/teknosi.v3i3.2017.370-380>
- Wei, W. (2006). *Time Analysis univariate and multivariate methods*. America: Addison Wesley Publishing Company .
- Wulan Hutajulu, A. (2018, April ). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Penumpang Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Pelita Informatika*, 6, Nomor 4, 430-435.
- Yani, E. (t.thn.). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Diambil kembali dari [http://trirezqiarantoro.files.wordpress.com/2007/05/jaringan%1f\\_syaraf\\_tiruan.pdf](http://trirezqiarantoro.files.wordpress.com/2007/05/jaringan%1f_syaraf_tiruan.pdf)



## LAMPIRAN-LAMPIRAN

**Lampiran 1 Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Penerbangan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar Tahun 2017 - 2023**

<b>Periode</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>	<b>2022</b>	<b>2023</b>
<b>Januari</b>	352.303	369.341	299.845	308.503	163.992	211.736	231.757
<b>Februari</b>	277.667	309.966	242.539	273.885	128.429	156.830	201.365
<b>Maret</b>	324.880	344.360	261.757	230.917	166.182	219.928	226.555
<b>April</b>	321.736	358.725	246.228	49.046	175.885	179.676	215.723
<b>Mei</b>	339.579	329.273	221.716	6.663	142.954	275.356	269.015
<b>Juni</b>	295.404	378.082	306.475	40.508	210.516	229.651	224.500
<b>Juli</b>	437.365	431.134	307.516	79.957	73.783	246.482	290.973
<b>Agustus</b>	339.820	361.641	291.482	134.043	66.276	201.465	225.558
<b>September</b>	363.580	364.450	289.609	129.773	112.102	193.865	223.066
<b>Oktober</b>	355.451	376.212	295.343	156.486	159.016	210.265	229.951
<b>November</b>	344.065	338.239	299.358	193.428	182.441	211.856	
<b>Desember</b>	366.189	359.634	291.897	194.363	182.396	216.028	



## Lampiran 2 Data Uji dan Data Latih

Data Latih (75%)

Periode	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Januari	352.303	369.341	299.845	308.503	163.992	211.736
Februari	277.667	309.966	242.539	273.885	128.429	
Maret	324.880	344.360	261.757	230.917	166.182	
April	321.736	358.725	246.228	49.046	175.885	
Mei	339.579	329.273	221.716	6.663	142.954	
Juni	295.404	378.082	306.475	40.508	210.516	
Juli	437.365	431.134	307.516	79.957	73.783	
Agustus	339.820	361.641	291.482	134.043	66.276	
September	363.580	364.450	289.609	129.773	112.102	
Oktober	355.451	376.212	295.343	156.486	159.016	
November	344.065	338.239	299.358	193.428	182.441	
Desember	366.189	359.634	291.897	194.363	182.396	

Data Uji (25%)

Periode	2022	2023
Januari	-	231.757
Februari	156.830	201.365
Maret	219.928	226.555
April	179.676	215.723
Mei	275.356	269.015
Juni	229.651	224.500
Juli	246.482	290.973
Agustus	201.465	225.558
September	193.865	223.066
Oktober	210.265	229.951
November	211.856	
Desember	216.028	



### Lampiran 3 Hasil Uji Linearitas

Teraesvirta Neural Network Test

```
data: as.vector(as.ts(x1)) and c$residuals  
X-squared = 6.0314, df = 2, p-value = 0.04901
```

### Lampiran 4 Sintaks R untuk Triple Exponential Smoothing

```
#Library#  
library(tseries)  
library(forecast)  
  
Input Data  
data<-read.delim("clipboard", header = F)  
  
Mengubah menjadi kolom time series  
penumpang.ts = ts (data, start=c(2017,1), frequency = 12)  
penumpang.ts  
  
#peramalan dengan Triple Exponential Smoothing Additive#  
hwb.ka.add = Holtwinters(penumpang.ts, seasonal = "additive")  
hwb.ka.add$alpha  
hwb.ka.add$beta  
hwb.ka.add$gamma  
hwb.ka.add  
  
#peramalan dengan Triple Exponential Smoothing Multiplicative#  
hwb.ka.multi = Holtwinters(penumpang.ts, seasonal =  
"multiplicative")  
hwb.ka.multi$alpha  
hwb.ka.multi$beta  
hwb.ka.multi$gamma  
add
```



### #Menghitung MAPE Model Additive#

```
mse.add = hwb.ka.add$SSE/NROW(hwb.ka.add$fitted)
rmse.add = sqrt(mse.add)
mape.add =mean(abs(penumpang.ts-
hwb.ka.add$fitted[,1])/penumpang.ts)*100
mse.add
rmse.add
mape.add
```

### #Menghitung MAPE Model Multiplicative#

```
mse.multi= hwb.ka.multi$SSE/NROW(hwb.ka.multi$fitted)
rmse.multi = sqrt(mse.multi)
mape.multi =mean(abs(penumpang.ts-
hwb.ka.multi$fitted[,1])/penumpang.ts)*100
mse.multi
rmse.multi
mape.multi
```

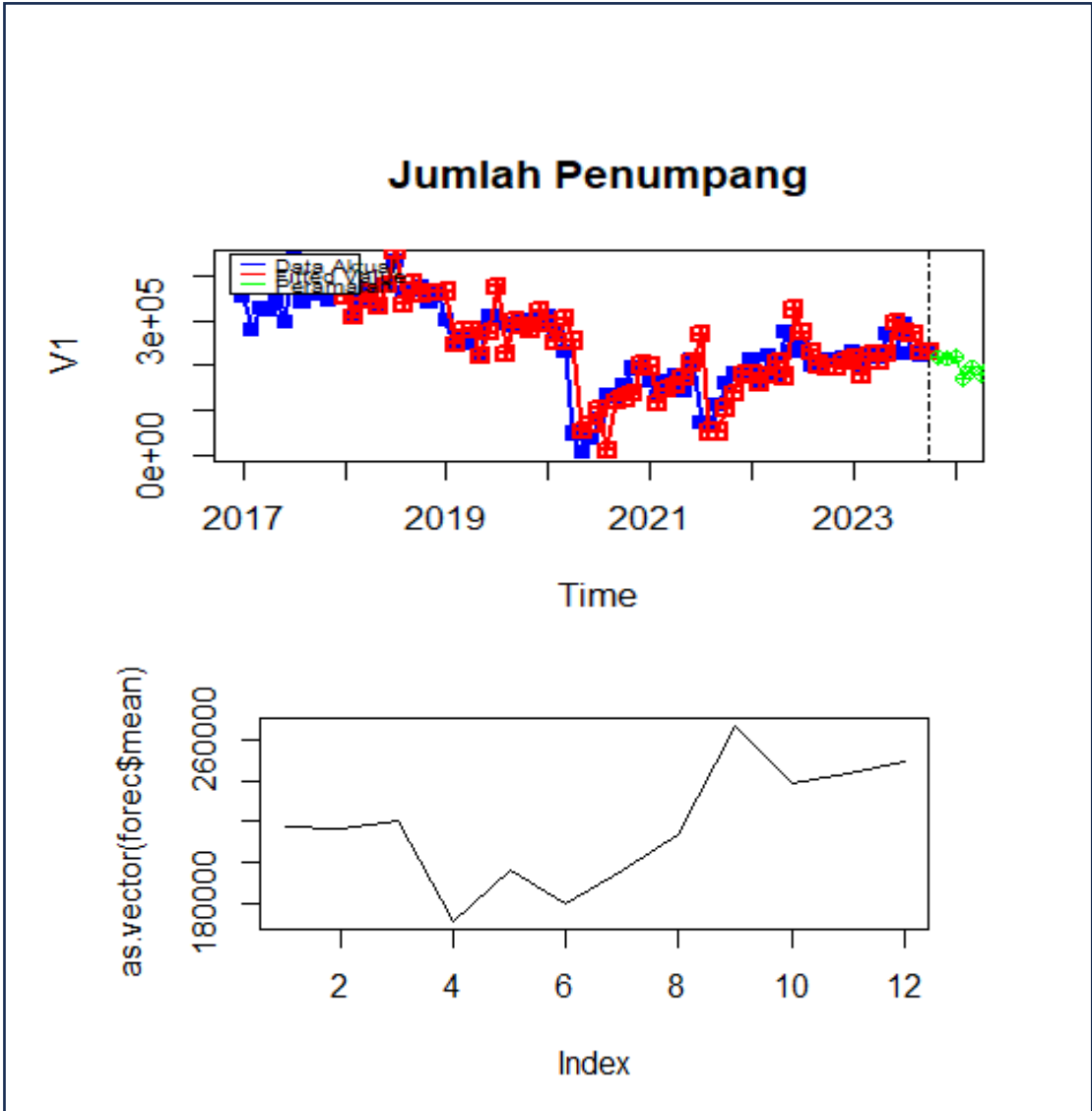
### #Peramalan dengan Model Terbaik#

```
pred.ka = predict (hwb.ka.add, 12)
pred.ka
forec<-forecast(hwb.ka.add, h = 12)
forec$mean ; forec
plot(as.vector(forec$mean), type="l")
```

### #plot data Aktual dan Hasil Peramalan#

```
plot(penumpang.ts, main = "Jumlah Penumpang", lwd = 2, col =
"blue",
      xlim= c(2017,2024),type="o",pch=15)
limitDate = end(penumpang.ts)[1]+(end(penumpang.ts)[2]-
1)/frequency(penumpang.ts)
abline(v=limitDate, lty=4)
lines(hwb.ka.add$fitted[,1],lwd=2,col="red",type="o",pch=12
)
lines(pred.ka,col="green",type="o",pch=10)
("topleft",legend=c("Data Aktual","Fitted Value",
lan"),col=c("blue","red","green"),
lty=1, cex = 0.6, inset=0.02)
```







## Lampiran 5 Sintaks Peramalan dengan Backpropagation Neural Network

```
#Normalisasi Data#
normalize <- function(x, na.rm = T) {
  return((x- min(x))/(max(x)-min(x)))
}
data.norm<-normalize(data0)

#Membagi Data Menjadi Data Training & Testing#
#bila normalisasi
cutoff=round(0.75*(nrow(data.norm)))
last=nrow(data.norm)

#Data Training#
train<-ts(data.norm[1:cutoff,], start = c(2017,1),end =
c(2022,3), frequency = 12)
autoplot(train)+
  xlab('Tahun')+ylab('Penumpang')

#Data Testing#
test<-ts(data.norm[(cutoff+1):last,], start = c(2022,4),
end = c(2023,10), frequency = 12)
autoplot(test)+
  xlab('Tahun')+ylab('Penumpang')

Fungsi Aktivasi
sigmoid=function(x){1/(1+exp(-x))}

#Proses Perhitungan Backpropagation Neural Network#
set.seed(123)
bp.mod<-mlp(train,m=12, hd.auto.type = "valid",hd.max = 12,
             :hm = "backprop", act.fct= sigmoid,
             lrate=0.01,sel.lag = F, stepmax=1000000)
```



```
#Mencari Model Terbaik dengan melihat MSE#
```

```
print(round(bp.mod$MSEH,4
```

```
  MSE
```

```
H.1 0.2114  
H.2 0.2048  
H.3 0.1812  
H.4 0.1294  
H.5 0.1155  
H.6 0.1314  
H.7 0.1282  
H.8 0.1195  
H.9 0.1578  
H.10 0.1365  
H.11 0.1287  
H.12 0.1586
```

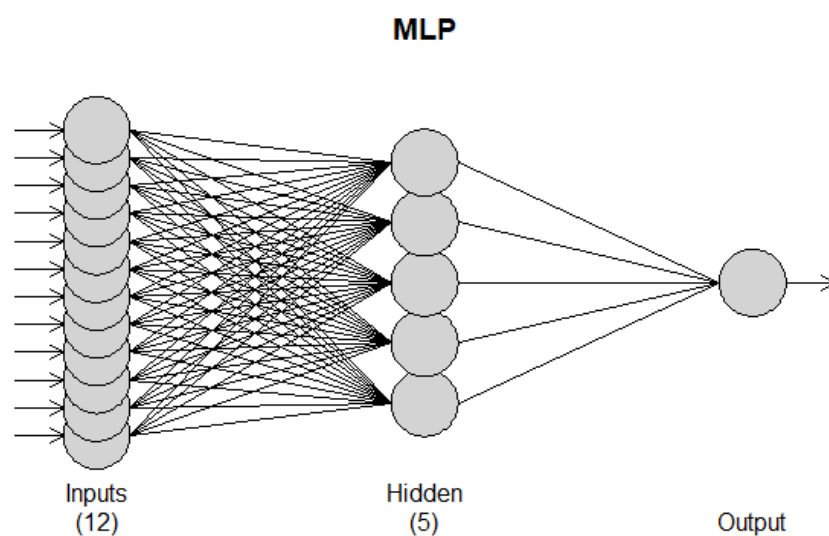
telah didapatkan bahwa nilai MSE pada MLP BPN yang kecil ada pada h.5, sehingga dilakukan pengecekan terhadap model tersebut.

```
#pengecekan model dengan MLP HL.5#
```

```
set.seed(123)
```

```
bp.hd<-mlp(train, m=12, hd = 5, algorithm = "backprop",  
act.fct= sigmoid, learningrate=0.01,sel.lag = F,  
stepmax=10000000)
```

```
print(bp.hd) ; plot(bp.hd)
```



```

#Denormalisasi#
data.denorm1<-pred1*(max(data0)-min(data0))+min(data0)
pred1.ts<-ts(data.denorm1)
f<-forecast(bp.hd, h =19)
pred1.out<-data.frame(Aktual = as.vector(test), Pred =
as.vector(f$mean))
# denormalize
data.denorm2<-pred1.out*(max(data0)-min(data0))+min(data0)
pred1.out.ts<-ts(data.denorm2)
#Nilai MAPE#
library(Metrics)
bp.MAPE<-mape(data.denorm1$Aktual,data.denorm1$Pred)
bp.outMAPE<-mape(data.denorm2$Aktual,data.denorm2$P)
cbind(bp.MAPE,bp.outMAPE)

```

```

          bp.MAPE bp.outMAPE
[1,] 0.3277174   2.670803

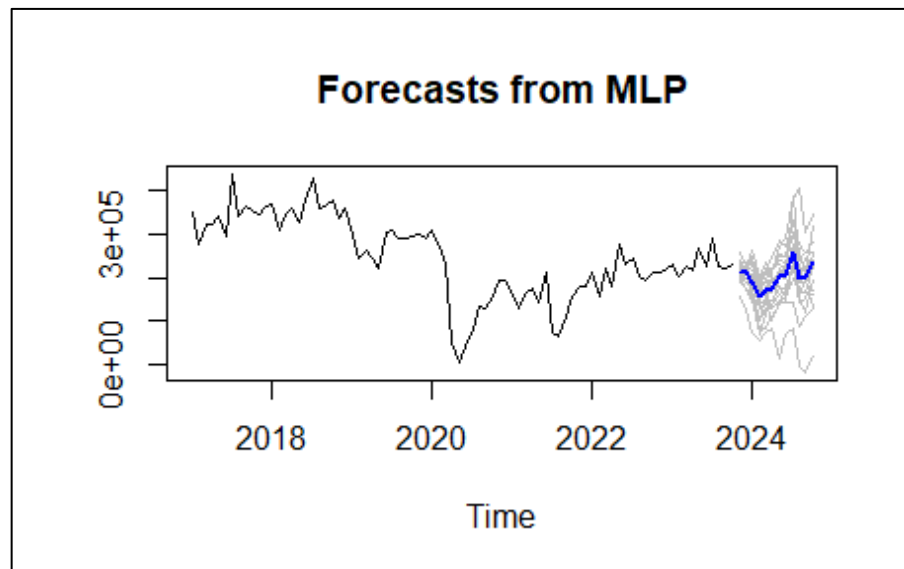
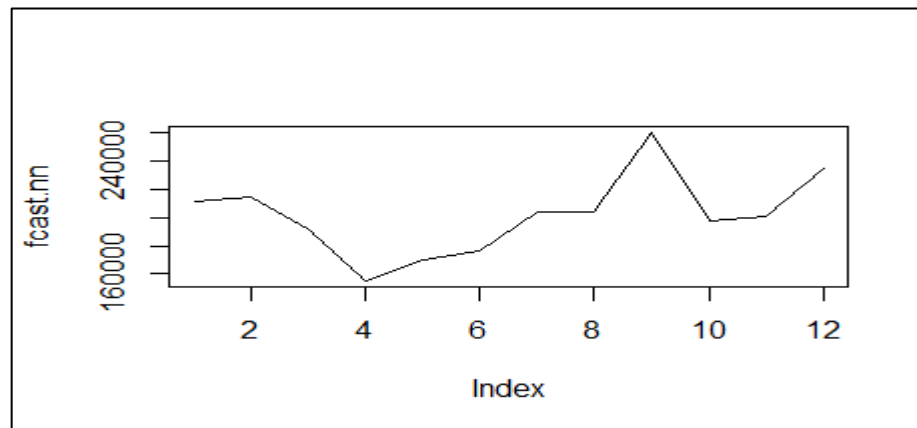
```

```

#Peramalan dengan Model Terbaik#
ts.ramal<-ts((data0), start = c(2017,1), end = c(2023,10),
frequency = 12)
set.seed(123)
bp.fcst<-mlp(ts.ramal, m=12, hd=5,algorithm="backprop",
act.fct=sigmoid,learningrate=0.001, sel.lag =
F,stepmax=10000000)
# bp.fcst[["net"]][["result.matrix"]]
fcast<-forecast(bp.fcst, h = 12)
plot(fcast)
fcast.nn<-as.vector(fcast$mean)
fcast.nn
plot(fcast.nn, type = "l")

```





Lampiran 6 Perhitungan *Hybrid Exponential Smoothing-Neural Network*

**#Mencari Parameter Alpha#**

```
fcst.BPNN<-fcast.nn
```

```
fcst.TES<-as.vector(forec$mean)
```

**#Parameter Pembobot**

```
a1=0.1
```



```

a6=0.6
a7=0.7
a8=0.8
a9=0.9

#RMSE#
rmse1<-rmse(hyb.mod1, f1$fitted)
rmse2<-rmse(hyb.mod2, f2$fitted)
rmse3<-rmse(hyb.mod3, f3$fitted)
rmse4<-rmse(hyb.mod4, f4$fitted)
rmse5<-rmse(hyb.mod5, f5$fitted)
rmse6<-rmse(hyb.mod6, f6$fitted)
rmse7<-rmse(hyb.mod7, f7$fitted)
rmse8<-rmse(hyb.mod8, f8$fitted)
rmse9<-rmse(hyb.mod9, f9$fitted)
Nilai_RMSE<-data.frame(rmse1, rmse2, rmse3, rmse4, rmse5,
rmse6, rmse7, rmse8, rmse9)

#MAPE#
mape1<-mape(hyb.mod1, f1$fitted)
mape2<-mape(hyb.mod2, f2$fitted)
mape3<-mape(hyb.mod3, f3$fitted)
mape4<-mape(hyb.mod4, f4$fitted)
mape5<-mape(hyb.mod5, f5$fitted)
mape6<-mape(hyb.mod6, f6$fitted)
mape7<-mape(hyb.mod7, f7$fitted)
mape8<-mape(hyb.mod8, f8$fitted)
mape9<-mape(hyb.mod9, f9$fitted)
Nilai_MAPE<-data.frame(mape1, mape2, mape3, mape4, mape5,
mape6, mape7, mape8, mape9)
Nilai_mAPE
>0,077132

```



alan dengan Hybrid ES-NN#

```
l1<-(a1*fcst.TES)+((1-a1)*fcst.BPNN)
```

```
l1
```

```
:cast(hyb.mod1, h=1)
```

```
hyb.mod2<-(a2*fcst.TES)+((1-a2)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod2
```

```
f2=forecast(hyb.mod2, h=1)
```

```
hyb.mod3<-(a3*fcst.TES)+((1-a3)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod3
```

```
f3=forecast(hyb.mod3, h=1)
```

```
hyb.mod4<-(a4*fcst.TES)+((1-a4)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod4
```

```
f4=forecast(hyb.mod4, h=1)
```

```
hyb.mod5<-(a5*fcst.TES)+((1-a5)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod5
```

```
f5=forecast(hyb.mod5, h=1)
```

```
hyb.mod6<-(a6*fcst.TES)+((1-a6)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod6
```

```
f6=forecast(hyb.mod6, h=1)
```

```
hyb.mod7<-(a7*fcst.TES)+((1-a7)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod7
```

```
f7=forecast(hyb.mod7, h=1)
```

```
hyb.mod8<-(a8*fcst.TES)+((1-a8)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod8
```

```
f8=forecast(hyb.mod8, h=1)
```

```
hyb.mod9<-(a9*fcst.TES)+((1-a9)*fcst.BPNN)
```

```
hyb.mod9
```

```
f9=forecast(hyb.mod9, h=1)
```

```
hyb.pred<-
```

```
data.frame(f1$mean, f2$mean, f3$mean, f4$mean, f5$mean, f6$mean,  
           f7$mean, f8$mean, f9$mean)
```



## LAMPIRAN 7 RIWAYAT HIDUP

### A. Data Pribadi

Nama : Suci Lestari  
Tempat, Tanggal Lahir : Maroanging, 28 Februari 1997  
Alamat : Griya Artha Kencana Blok G. No.8  
Kewarganegaraan : Indonesia  
No. Hp/Whatsapp : 081355533032  
e-mail : [suchy.lestari28@gmail.com](mailto:suchy.lestari28@gmail.com)

### B. Riwayat Pendidikan

- SDN 244 Pammana (2003-2009)
- SMPN 2 Pammana (2009-2012)
- SMAN 1 Kota Bima (2012-2015)
- S1 di Universitas Negeri Makassar Program Studi Statistika (2015-2019)
- S2 di Universitas Hasanuddin Departemen Statistika Program Studi Magister Statistika (2022-2024)

### C. Karya Ilmiah yang telah dipublikasikan

Lestari, S., Ahmar, A. S., & Ruliana. (2020). Eksplorasi Metode Triple Exponential Smoothing Pada Peramalan Jumlah Penggunaan Air Bersih di PDAM Kota Makassar. *Journal of Statistics and Its Application On Teaching and Research*, 2 NO.3 (2020)(2684-759). doi:10.35580/variansiunm14641

Lestari, S., Islamiyati, A., & Tinungki, G. M. (2024, Januari 03). Forecasting with Triple Exponential Smoothing on Data Of the Number of Passengers Departing Domestic Flights at Sultan Hasanuddin International Airport. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 23(2). doi:<https://doi.org/10.56801/Jmasm.V23.i2.2>





Optimized using  
trial version  
[www.balesio.com](http://www.balesio.com)