

PERAMALAN KONSUMSI LISTRIK DI PERANCIS MENGGUNAKAN ANALISIS TIME SERIES

Kiki Ferawati¹, Epa Suryanto², Muhammad Rizky Fauzy³ dan Santi Wulan Purnami⁴

Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember,
Sukolilo Surabaya 60111
e-mail: kiki.ferawati@gmail.com¹, suryantoepa@yahoo.co.id², mrizkyfauzy23@gmail.com³,
santi_wp@statistika.its.ac.id⁴

ABSTRAK

Tenaga listrik merupakan hal yang tidak bisa lepas dari masyarakat saat ini, terutama bagi masyarakat di kota besar seperti Clamart, Prancis. Perkembangan teknologi juga erat kaitannya dengan penggunaan listrik, seperti handphone, laptop yang butuh di-charge untuk dapat digunakan, maupun kulkas, tv dan pemanas yang harus selalu tersambung ke listrik agar dapat digunakan. Dengan demikian, maka peramalan konsumsi listrik menjadi hal yang penting, dengan tujuan menyediakan supply listrik yang sesuai bagi masyarakat dan dapat membantu memantau efektifitas gerakan reduksi pemakaian listrik. Peramalan konsumsi dalam satuan jam, hari dan bulan akan lebih berguna bagi pihak penyedia maupun pengguna listrik. Berdasarkan nilai MAPE dan RMSE, hasil peramalan terbaik untuk satuan jam didapatkan dengan metode single exponential smoothing, untuk satuan hari dan bulan didapatkan dengan metode holt-winters dengan pola seasonal tahunan untuk data harian dan data bulanan. Hasil peramalan menggunakan metode tersebut diharapkan dapat membantu untuk menentukan kebijakan baru terkait penyediaan listrik periode mendatang dan regulasi tentang penghematan listrik di Clamart, Paris.

Kata Kunci : Holt-Winters, listrik, time series

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dunia terus berkembang. Perkembangan teknologi mencapai puncak kejayaannya dalam beberapa tahun terakhir, dengan ratusan inovasi yang dihasilkan untuk mempermudah manusia melakukan pekerjaannya. Perkembangan teknologi ini erat kaitannya dengan energi listrik, dimana sebagian besar teknologi yang diciptakan membutuhkan energi listrik agar dapat digunakan. Misalnya, perangkat umum seperti handphone dan laptop membutuhkan energi listrik sebagai pengisi daya baterainya, perangkat rumah tangga seperti tv, kulkas, microwave dan sebagainya, membutuhkan energi listrik agar dapat beroperasi.

Sebagai kota di dekat Paris, Clamart merupakan salah satu kota di Prancis yang penggunaan listrik rumah tangganya aktif. Penggunaan listrik aktif di kota Clamart ini terekam dalam dataset di UCI Machine Learning Repository, menunjukkan data sejak Desember 2006 sampai dengan November 2010 [1]. Data tersebut menunjukkan konsumsi daya listrik rumah tangga di Clamart. Kekurangan daya listrik dapat mengakibatkan masalah baik bagi penyedia listrik konsumen listrik. Oleh karena itu, perkiraan kebutuhan listrik di masa mendatang merupakan hal yang penting untuk dilakukan.

Peramalan kebutuhan listrik juga dapat digunakan untuk membantu program reduksi penggunaan listrik di masyarakat. Nilai peramalan yang didapatkan bisa

membantu untuk mengambil kesimpulan mengenai efisiensi energi dan alternatif untuk mereduksi biaya yang timbul akibat penggunaan listrik.

Peramalan tentang kebutuhan listrik ini dapat diperoleh dengan menggunakan model time series yang umum, seperti naive forecasting, exponential smoothing dan ARIMA. Jika ada aspek seasonal pada data, maka dapat pula digunakan seasonal ARIMA, double exponential smoothing atau Holt-Winters method. Aspek seasonal dapat diartikan sebagai kenaikan atau penurunan yang terjadi pada data dan mengikuti pola waktu tertentu. Pola waktu ini dapat berupa harian, bulanan, mingguan atau tahunan.

Chujai dkk (2013) menggunakan metode ARMA dan ARIMA untuk penyusunan model yang digunakan untuk peramalan konsumsi listrik. Setelah mendapatkan model untuk masing-masing satuan waktu, Chujai kemudian membandingkan hasil yang didapatkan metode ARMA dan metode ARIMA [2]. Akan tetapi, penelitian tersebut membandingkan hal yang kurang tepat, karena pada prinsipnya, ARMA adalah model untuk data yang sudah stasioner sedangkan ARIMA adalah model ARMA dengan differencing, yaitu untuk data yang tidak stasioner. Oleh karena itu, maka seharusnya di awal diperiksa dulu stasioneritas dari data, kemudian ditentukan metode yang sesuai berdasarkan hasil pemeriksaan stasioneritas tersebut.

Pada penelitian lainnya, Beliaeva dkk (2013) juga menggunakan data tersebut dan meramalkan konsumsi

listrik pada tahun 2010. Beliaeva menggunakan model ARIMA(2,0,1)x(1,0,1) untuk data mingguan dan ARIMA(2,1,1) untuk data harian [3]. Akan tetapi, Beliaeva tidak memperhatikan stasioneritas dari data, dan pemilihan orde untuk ARIMA dilakukan secara otomatis menggunakan package dari software R tanpa melakukan validasi dengan memeriksa pemenuhan asumsi model dan memeriksa hasil model orde lainnya.

Metode ARIMA merupakan metode yang sudah umum dalam memodelkan data time series. Akan tetapi, metode ARIMA tidak digunakan pada penelitian kali ini, dikarenakan model ARIMA harus memenuhi asumsi sebelum analisis, yaitu stasioner dalam mean dan stasioner dalam varians, serta harus memenuhi asumsi setelah analisis, yaitu asumsi residual white noise dan berdistribusi normal. Syarat pemenuhan asumsi ini menjadikan penyusunan model ARMA atau ARIMA rumit dan memakan waktu, sehingga tidak sesuai untuk konsep big data yang membutuhkan efisiensi.

Pada penelitian ini, akan dilakukan peramalan dari data konsumsi listrik dengan menggunakan metode Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing dan Holt-Winter untuk mencari model terbaik untuk meramalkan kebutuhan listrik di Clamart, Prancis untuk membantu memenuhi permintaan listrik rumah tangga dan memantau tingkat konsumsi listrik di masyarakat.

1.2 Manfaat dan Tujuan

Manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini adalah menemukan model terbaik yang selanjutnya dapat meramalkan konsumsi listrik untuk membantu pemerintah kota Clamart dalam menyediakan kebutuhan konsumsi listrik di kota tersebut. Sedangkan tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Mengetahui model yang paling sesuai untuk meramalkan data konsumsi listrik di Clamart.
2. Mengetahui pola seasonal data konsumsi listrik dalam satuan jam, hari dan bulanan.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut

1. Metode yang digunakan merupakan metode yang tidak terikat asumsi yaitu metode Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing dan Holt-Winters.
2. Analisis dilakukan pada data yang sudah disederhanakan dalam bentuk rata-rata per jam, per hari dan per bulan.

2. METODE

Pada analisis ini, metode yang digunakan meliputi metode untuk preprocessing data dan untuk peramalan.

2.1 Preprocessing Data

Sebelum melakukan analisis pada data, akan dilakukan preprocessing data, meliputi tahap berikut.

a. Missing value

Missing value merupakan istilah untuk data yang hilang atau tidak ada dalam series. Pada umumnya, *missing value* dapat terjadi dalam dua jenis data, yaitu

data kuantitatif dan data kualitatif. Untuk data cross-sectional, atribut atau observasi yang mengandung *missing value* dapat dihapus atau diimputasi, tergantung dari persentase *missing value* dan banyaknya data. Akan tetapi, untuk data time series seperti yang digunakan untuk penelitian ini, data tidak boleh dihapus karena akan menghilangkan informasi dari series tersebut, sehingga dilakukan imputasi pada data tersebut. Metode imputasi yang digunakan adalah rata-rata dari data pada waktu $t-1$ dan $t+1$ untuk mengestimasi *missing value* pada data ke- t .

b. Penyederhanaan Data

Penyederhanaan data dilakukan untuk memudahkan proses peramalan dan menjadikan hasil eksplorasi data visual dan peramalannya lebih informatif, karena disajikan dalam satuan waktu yang lebih besar. Penyederhanaan data ini dilakukan dengan melakukan rata-rata konsumsi listrik per jam, per hari dan per bulan.

2.2 Time Series

Time series merupakan salah satu prosedur statistika yang digunakan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan [4].

Metode untuk peramalan bermacam-macam, diantaranya adalah *naive forecasting*, ARIMA dan *Exponential Smoothing*, disesuaikan dengan pola dan karakteristik dari data. Metode seperti *naive forecasting*, *exponential smoothing* dan Holt tidak membutuhkan asumsi, sehingga bisa digunakan dalam kondisi data stasioner atau tidak. Jika data time series sudah stasioner, maka metode ARMA dapat digunakan untuk mendapatkan angka ramalan. Jika data tidak stasioner, maka metode yang digunakan adalah ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Akan tetapi, metode ARMA ataupun ARIMA ini mensyaratkan asumsi residual white noise dan berdistribusi normal, sehingga jika asumsi tersebut belum dipenuhi, maka model masih belum baik dan belum bisa digunakan untuk peramalan. Metode ARIMA membutuhkan banyak sekali tahapan dan trial-error untuk mendapatkan model terbaik, sehingga membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dibandingkan hasil peramalan dengan metode Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing dan Holt-Winters yang tidak dibatasi oleh asumsi dari data.

Pada metode single exponential smoothing, model yang didapatkan adalah model yang hanya memuat smooth base. Kemudian, metode ini dikembangkan menjadi metode Holt, yang selain memuat smooth base, juga memuat smooth trend. Metode ini kemudian dikembangkan lagi menjadi metode Holt-Winter, dimana metode ini memuat smooth base, smooth trend dan smooth seasonality. Metode ini memiliki dua versi estimasi, yaitu additive dan multiplicative, bergantung pada plot dari data [5]. Fungsi umum untuk multiplicative Holt-Winters adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y}_t = (b_1 + b_2 t) S_t + \epsilon_t \quad (1)$$

dimana:

- \hat{Y}_t = nilai ramalan ke-t
- b_1 = smooth base
- b_2 = smooth trend
- S_t = faktor multiplicative seasonal
- ϵ_t = komponen error

Sedangkan fungsi umum untuk additive Holt-Winters adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y}_t = b_1 + b_2 t + S_t + \epsilon_t \quad (2)$$

dimana:

- \hat{Y}_t = nilai ramalan ke-t
- b_1 = smooth base
- b_2 = smooth trend
- S_t = faktor additive seasonal
- ϵ_t = komponen error

Pemilihan model terbaik mempertimbangkan error dari peramalan. Error yang dihasilkan merupakan selisih antara hasil estimasi dengan nilai sebenarnya. Kriteria yang umum digunakan untuk pemilihan model adalah RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Average Percentage Error*) [4]. Rumus untuk mendapatkan nilai RMSE dan MAPE adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (4)$$

dimana

- Y_t = nilai sesungguhnya
- \hat{Y}_t = nilai ramalan
- n = jumlah ramalan

3. DESAIN DAN IMPLEMENTASI

Analisis dilakukan dengan menggunakan PC Intel Core i7, 3.4 GHz dan 9 GB RAM. Tools yang digunakan adalah R versi 2.15.2 yang tersedia di website cran.us.r-project.org dengan tambahan package lubridate, forecast dan zoo.

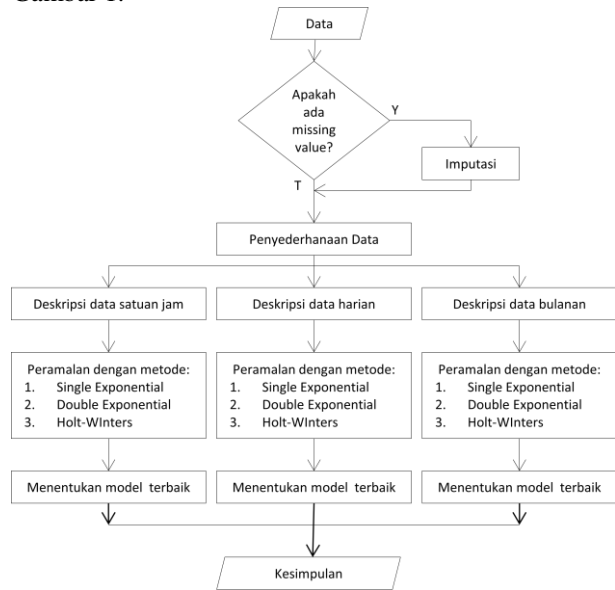
3.1 Dataset

Data yang digunakan adalah data konsumsi listrik individual di Prancis, dengan jumlah data sebanyak 2.075.259 data dari Desember 2006 sampai November 2010. Data yang tersedia terdiri dari 7 variabel, yang dicatat setiap menit [1]. Atribut yang dianalisis adalah global active power, yang merupakan banyaknya energi yang dikonsumsi setiap menit dalam satuan *watt hour* di perumahan dengan tidak mengukur peralatan listrik pada atribut sub metering 1, 2 dan 3.

Analisis yang akan dilakukan pada data bertujuan untuk meramalkan konsumsi listrik pada periode selanjutnya. Periode peramalan per menit pada umumnya kurang cocok digunakan karena hanya melakukan peramalan jangka pendek dan kurang informatif, untuk itu digunakan peramalan listrik dalam satuan jam, hari dan bulan. Dari data yang ada kemudian dilakukan penyederhanaan ke satuan jam, hari dan bulan untuk mendapatkan konsumsi listrik per jam, hari dan bulan tersebut.

3.2 Preprocessing dan Penyederhanaan Data

Diagram alir untuk penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Pada data konsumsi listrik, terdapat 25.979 *missing value*. *Missing value* ini kemudian dilakukan imputasi dengan menggunakan nilai rata-rata dari pengamatan ke $t-1$ dan pengamatan $t+1$ untuk mengestimasi pengamatan ke- t . Setelah semua data missing terisi, maka dilakukan penyederhanaan data untuk mendapatkan konsumsi listrik per jam, per hari dan per bulan pada periode Desember 2006 sampai dengan November 2010. Penyederhanaan data ini dilakukan dengan melakukan rata-rata konsumsi listrik per jam, per hari dan per bulan.

Setelah penyederhanaan data untuk setiap jam, hari dan bulan, kemudian data dibagi menjadi data in-sample (*training*) dan data out-sample (*testing*) seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Pembagian Data

Periode	Total Data	In-sample (Training)	Out-sample (Testing)
Jam	34589	34489	100
Hari	1442	1400	42
Bulan	48	36	12

3.3 Estimasi Parameter

Estimasi parameter untuk model dilakukan dengan menggunakan metode Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing dan Holt-Winters. Setelah didapatkan parameter model untuk setiap satuan waktu, kemudian model tersebut digunakan untuk meramalkan konsumsi listrik pada periode testing.

Selanjutnya hasil ramalan tersebut dibandingkan dengan data aktual, dan dicari error peramalannya. Indikator error peramalan yang digunakan adalah MAPE dan RMSE, dimana MAPE dan RMSE yang

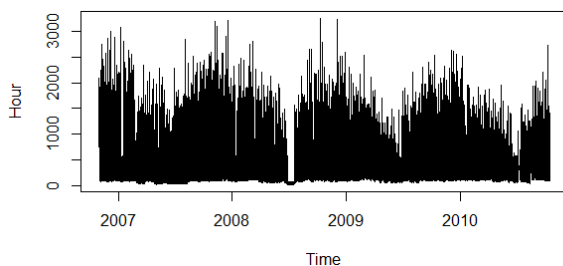
paling kecil menandakan error peramalan yang lebih kecil.

4. ANALISIS

Sebelum melakukan peramalan pada data konsumsi listrik setiap jam, hari dan bulan, akan dilihat pola dan karakteristik data secara visual.

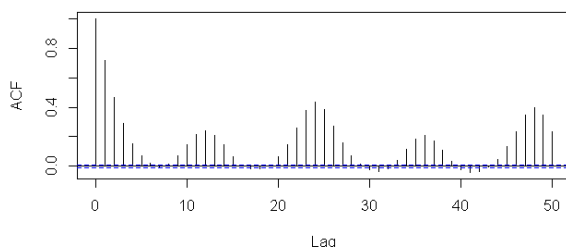
4.1 Analisis Data Jam

Satuan jam merupakan satuan agregasi yang paling dekat dengan nilai data awal. Setelah diagregasi dalam satuan jam, terdapat sebanyak 34.589 data konsumsi listrik. Sebanyak 34.489 data digunakan sebagai data training dan 100 sisanya sebagai data testing. Time series plot untuk data konsumsi listrik dalam satuan jam ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Time Series Plot Data Konsumsi Listrik Setiap Jam

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa data konsumsi listrik di Clamart dalam jam cukup variatif, mengalami kenaikan dan penurunan sepanjang tahun, selalu mencapai puncak di akhir dan awal tahun, kemudian cenderung menurun di pertengahan tahun. Pada umumnya hal ini disebabkan karena gaya hidup masyarakat, dimana pada saat akhir tahun merupakan musim dingin sehingga hampir seluruh rumah tangga yang ada menggunakan pemanas ruangan. Timbulnya pola-pola ini mengindikasikan adanya pola seasonal dari data sehingga diduga model Holt-Winter additive akan lebih sesuai dengan pola data. Terdapat dua pola seasonal yang digunakan dalam data ini yaitu pola 12 jam dan 24 jam. Penggunaan pola seasonal ini mengacu pada pola Auto correlation Function (ACF) dari data dimana terjadi perulangan pola pada setiap lag ke 12 dan lag ke 24. ACF dari data tersebut diperlihatkan pada Gambar 3.



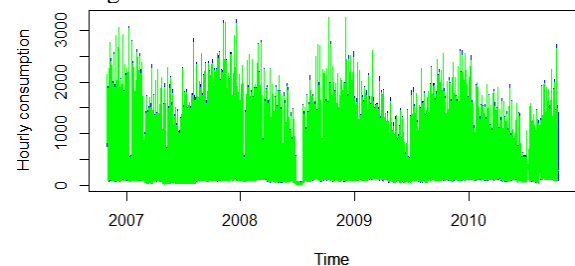
Gambar 3. ACF Plot Data Konsumsi Listrik Perjam

Sedangkan hasil peramalan dengan menggunakan ketiga metode tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Peramalan Konsumsi Listrik dalam Jam

Metode	MAPE	RMSE
Single Exponential Smoothing	59	338,26
Double Exponential Smoothing	124	456,68
Holt-Winters Method	90	351,31

Metode Single Exponential Smoothing dengan smooth base sebesar 0,91 menghasilkan nilai error peramalan terkecil, yaitu MAPE sebesar 59 dan RMSE sebesar 338,26. Hal ini menunjukkan bahwa pola seasonal data untuk setiap 12 dan 24 jam memiliki prediksi yang kurang baik jika dibandingkan dengan metode single exponential Smoothing. Berikut ini disajikan plot antara data aktual dengan hasil peramalan data tersebut menggunakan metode single exponential smoothing.

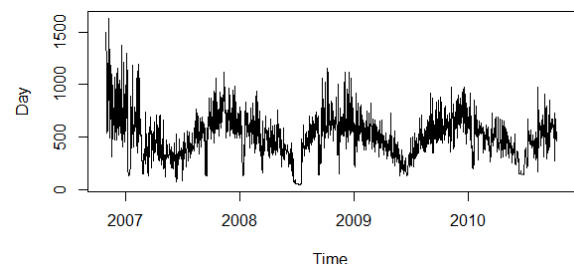


Gambar 4. Time Series Plot Data Konsumsi Listrik Harian

Garis biru pada gambar 4 merupakan data aktual sedangkan garis hijau menunjukkan hasil peramalan dari data tersebut. Pada gambar tersebut juga diperlihatkan bahwa hasil peramalan dari metode single exponential smoothing mampu mengikuti pola data aktual.

4.2 Analisis Data Harian

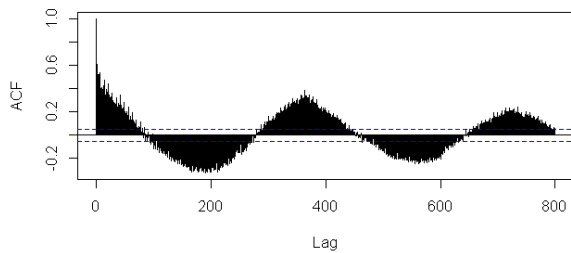
Data harian merupakan lingkup pengamatan yang lebih ringkas jika dibandingkan agregasi sebelumnya, yaitu setiap jam. Time series plot untuk data konsumsi listrik harian ditampilkan di Gambar 5.



Gambar 5. Time Series Plot Data Konsumsi Listrik Harian

Time series plot pada data konsumsi listrik harian ini memiliki pola musiman yang lebih jelas jika dibandingkan dengan satuan jam. Kenaikan pada akhir dan awal tahun lebih jelas terlihat, sehingga secara teori, metode Holt-Winters akan lebih dapat menangkap pola data dibandingkan kedua metode lainnya. Pola seasonal yang digunakan adalah 365 hari atau tahunan, hal ini

juga mengacu pada ACF data yang menunjukkan perulangan pola pada lag ke 365 dan kelipatannya. ACF plot dari data tersebut ditampilkan pada Gambar 6 berikut.



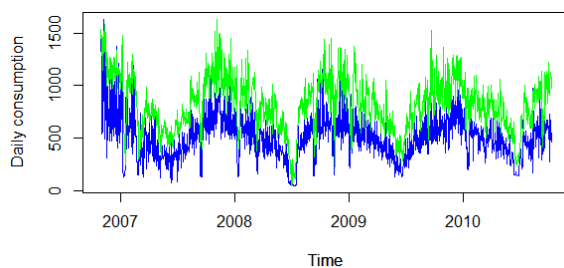
Gambar 6. ACF Plot Data Konsumsi Listrik Harian

Sedangkan hasil perbandingan ketiga metode untuk data harian ditabelkan berikut ini.

Tabel 3. Perbandingan Peramalan Konsumsi Listrik dalam Hari

Metode	MAPE	RMSE
Single Exponential Smoothing	27,4	157,33
Double Exponential Smoothing	28,6	169,63
Holt-Winters Method	26,5	154,46

Dari ketiga metode yang digunakan, terlihat metode Holt-Winters dengan smooth base, smooth trend dan seasonality sebesar 0,2 merupakan metode dengan error peramalan terkecil, yaitu MAPE sebesar 26,2 dan RMSE sebesar 154,46. Hasil ini menunjukkan bahwa pola seasonal tahunan pada metode HoltWinters memberikan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dua metode lainnya. Time series plot antara data aktual dengan data ramalan ditunjukkan pada Gambar 5.



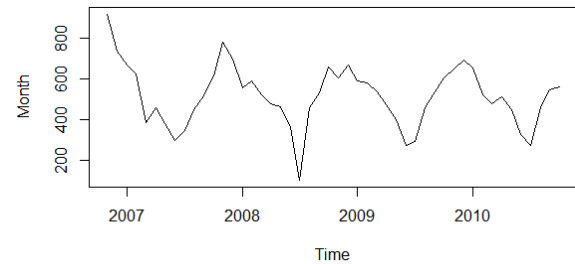
Gambar 7. Hasil Peramalan Data Harian

Pada Gambar 7, data aktual konsumsi listrik harian digambarkan dengan warna biru, sedangkan hasil peramalannya digambarkan dengan warna hijau. Terlihat bahwa hasil peramalan cenderung lebih tinggi daripada nilai aktual konsumsi listrik. Akan tetapi, hasil peramalan dengan menggunakan metode Holt-Winters relatif dapat mengikuti pola dari data aktual.

4.3 Analisis Data Bulanan

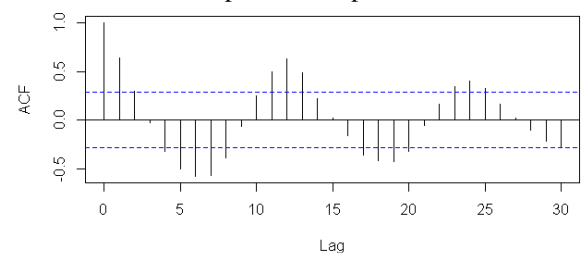
Jika data disederhanakan menjadi data bulanan, maka akan dapat terlihat dengan jelas pola bulannya, yaitu terjadi kecenderungan untuk naik atau turun di

bulan tertentu. Time series plot dari data bulanan konsumsi listrik ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Time Series Plot Data Konsumsi Listrik Bulanan

Gambar 8 menunjukkan gambaran dari data penggunaan listrik bulanan di Clamart. Seperti pada data per jam dan harian, pada data bulanan ini juga terlihat bahwa penggunaan listrik cenderung tinggi di akhir dan awal tahun, dan cenderung menurun dipertengahan tahun. Pola seasonal yang diterapkan pada data ini adalah 12 bulan atau 1 tahun. ACF plot dari data tersebut diperlihatkan pada Gambar 9.



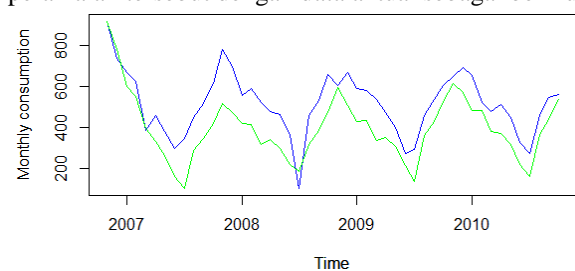
Gambar 9. ACF Plot Data Konsumsi Listrik Bulanan

Selanjutnya perbandingan hasil peramalan setiap metode ditampilkan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Peramalan Konsumsi Listrik dalam Bulan

Metode	MAPE	RMSE
Single Exponential Smoothing	22,2	111,07
Double Exponential Smoothing	21,7	111,18
Holt-Winters Method	17,0	79,63

Terlihat bahwa dengan metode Holt-Winters dengan smooth base, smooth trend dan seasonality sebesar 0,2 juga memiliki nilai MAPE dan RMSE yang lebih kecil sebesar 17 dan 79,63. Pola seasonal tahunan yang ditangkap metode ini juga menghasilkan peramalan yang lebih baik jika dibandingkan dengan dua metode yang lain. Selanjutnya dilakukan plot dari hasil peramalan tersebut dengan data aktual sebagai berikut



Gambar 10. Hasil Peramalan Data Bulanan

Berdasarkan Gambar 10, data aktual digambarkan dengan garis biru, sedangkan data hasil peramalan listrik bulanan digambarkan dengan garis hijau. Terlihat bahwa pola dari data sudah bisa diikuti oleh model Holt-Winters.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan pada data konsumsi listrik di Clamart, kesimpulan yang didapatkan adalah sebagai berikut.

1. Model terbaik untuk meramalkan data konsumsi listrik perjam dikota Clamart adalah single Exponential Smoothing dengan smoothing base 0,91, sedangkan untuk data konsumsi listrik perhari dan per bulan adalah metode Holt-Winters dengan smoothing base, smoothing trend dan seasonality sebesar 0,2. Model ini dapat digunakan untuk membantu pemerintah Clamart dalam menentukan kebijakan baru terkait penyediaan listrik periode mendatang dan regulasi tentang penghematan listrik.
2. Pola seasonal untuk data perjam adalah setiap 12 jam dan 24 jam, sedangkan untuk data harian dan bulanan adalah tahunan. Pada data dengan satuan harian dan bulanan seasonal ini didukung dengan metode Holt-Winters yang memiliki hasil peramalan lebih baik.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] UCI Machine Learning Repository. (2010). *Individual Household Electric Power Consumption Data Set*. Tersedia <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Individual+household+electric+power+consumption>. Diakses 29 September 2014.
- [2] Chujai, Pasapith., Kerdprasop, Nittaya., & Kerdprasop, Kittisak. (2013). *Time Series Analysis of Household Electric Consumption with ARIMA and ARMA Models. Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2013 Vol I, pp 295-300*.
- [3] Beliaeva, N., Petrochenkov, A., & Bade, K. (2013). *Data Set Analysis of Electric Power Consumption*. European Researcher International Multidisciplinary Journal Vol 61 No 10-2 pp. 2482-2487
- [4] Wei, W.W. (2006). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods (2nd ed)*. New York : Pearson.
- [5] Johnson L.A., Montgomery, D.C., & Gardiner, John S. (1990). *Forecasting and Time Series Analysis*. McGraw-Hill, Inc, 2nd edition.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Sintak preprocessing data

```
#mengaktifkan package zoo dan lubridate
library(zoo)
library(lubridate)
#memanggil data
hPower<-
read.table("d:/household_power_consumption.txt",
header=T, sep=";")
#memilih atribut global active power
```

```
tmp_hPower<-hPower[,1:3]
```

```
trainData=tmp_hPower
trainData$Global_active_power <-
as.numeric(trainData$Global_active_power)
```

```
NAs <- tmp_hPower == "?"
is.na(tmp_hPower)[NAs] <- TRUE
trainData$Global_active_power=na.fill(trainData$
Global_active_power,"extend")
# na.fill merupakan perintah untuk imputasi missing
value
```

```
#melakukan penyederhanaan data
agg_Month<-
aggregate(trainData,by=list(as.yearmon(trainData$
Date,"%d/%m/%Y")),mean, na.rm=TRUE)
agg_Day <-
aggregate(trainData,by=list(as.Date(trainData$Date,
"%d/%m/%Y")),mean, na.rm=TRUE)
aa=trainData
ag1=as.Date(aa$Date,"%d/%m/%Y")
ag2=hour(hms(aa$Time,"%h:%m:%s"))
agg_Hour <-
aggregate(aa,by=list(ag2[1:(length(ag2)-
1)],ag1),mean, na.rm=TRUE)
```

```
write.table(agg_Hour,'d:/agg_Hour.csv',sep=',')
write.table(agg_Day,'d:/agg_Day.csv',sep=',')
write.table(agg_Month,'d:/agg_Month.csv',sep=',')
```

Lampiran 2. Sintak peramalan Holt-Winter untuk Data Bulanan

```
# memanggil data agregat bulanan
agg_month=read.table("e:/agg_bulan.txt",header=
T)
agg_month
hPower<-
read.table("d:/household_power_consumption.txt",
header=T, sep=";")
y=as.ts(agg_month$Global_active_power)
x=as.Date(agg_month$Group.1,"%d/%m/%Y")

# membagi data menjadi data in-sample dan data
out-sample
ytrain=y[1:40]
xtrain=x[1:40]
xtest=x[41:48]
yhas=(dshw(ytrain,4,12,8))$mean
yhas1=(dshw(ytrain,4,12,8))$fitted
plot(xtrain,ytrain,xlim=range(c(xtest,x)),type="b",c
ol="red",ylab="Global active
power",main="Household Power
Consumption",xlab="time",)
par(new=TRUE)
plot(xtrain,yhas1,xlim=range(c(xtest,x)),type="b",c
ol="blue",ylab="",xlab="",axes=FALSE)
par(new=TRUE)
```

```
plot(xtest,yhas,xlim=range(c(xtest,x)),type="b",col=
"blue",ylab="",xlab="",axes=FALSE)
summary(dshw(ytrain,4,12,8))
write.table(yhas,'d:/yhas.csv',sep=',')
write.table(yhas1,'d:/yhas1.csv',sep=',')
```