

Peramalan Kebutuhan Konsumsi Listrik Menggunakan Grey Prediction Model

Ismail Sidiq¹, Evi Febianti², Putro Ferro Ferdinant³

^{1,2,3}Jurusan Teknik Industri Universitas Sultan Ageng Tirtayasa

ismailsidiq87@gmail.com¹, evifebianti@yahoo.com², putro_ferro@ft-untirta.ac.id³

ABSTRAK

Saat ini kelistrikan merupakan kebutuhan yang sangat penting bagi umat manusia hal ini erat kaitannya dengan kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi. Pemakaian Listrik Konsumen di PT. XYZ yang tidak tetap sering kali membuat kerugian. Oleh sebab itu harus ada sebuah metode yang dapat mengetahui pemakaian listrik konsumen di periode mendatang agar tidak terjadi kerugian, metode tersebut ialah peramalan atau Forecasting. Saat ini sebagian besar metode peramalan, membutuhkan data dalam jumlah yang besar, serta data yang hendak diolah harus memiliki distribusi khusus. Pada penelitian ini diberikan alternatif metode peramalan melalui penerapan Grey Prediction, yaitu dengan model GM(1,1) dan GM(1,1) New Information Model. Grey Prediction adalah Sebuah metode peramalan yang bisa dilakukan dengan data yang tidak lengkap atau jumlah data yang sedikit, untuk menghasilkan model peramalan yang valid dan model ini tidak membutuhkan pertimbangan distribusi statistik. Tujuannya adalah agar perusahaan tetap bisa meramalkan walau hanya dengan data yang sedikit, dengan menggunakan Grey Prediction Model, serta mendapatkan hasil peramalan dengan kesalahan relatif yang minimum, Dari keseluruhan perhitungan peramalan yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa metode GM(1,1) New Information Model adalah metode yang paling minimum tingkat kesalahannya, dengan persentase kesalahan pada data demand PT. XXX 0.3%, PT. YYY 0.7%, dan PT. ZZZ 2.4%.

Kata kunci : GM(1,1), GM(1,1) New Information Model, Forecasting, Demand, Grey Prediction.

PENDAHULUAN

Sektor industri yang semakin berkembang pesat di Indonesia, tidak terlepas dari sumber daya manusia dan sumber daya alamnya, ini sangat membutuhkan energi listrik yang sangat tinggi. Saat ini kelistrikan merupakan salah satu kebutuhan yang sangat penting bagi umat manusia hal ini erat kaitannya dengan kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi. Sehingga secara garis besar bahwa kelistrikan merupakan suatu yang sangat bermanfaat bagi kehidupan manusia. PT. XYZ adalah perusahaan yang bergerak dibidang jasa yaitu menghasilkan listrik untuk menyuplai ke konsumen, yaitu PT. XXX, PT. YYY, dan PT. ZZZ.

Pemakaian Listrik Konsumen yang tidak tetap sering kali membuat kerugian, pada saat pemakaian listrik konsumen lebih besar dari produksi listrik yang dihasilkan, begitu pula sebaliknya. Oleh sebab itu harus ada sebuah metode yang dapat mengetahui pemakaian listrik konsumen di periode mendatang agar tidak terjadi kerugian, metode tersebut ialah peramalan. Saat ini sebagian besar metode peramalan, membutuhkan data dalam jumlah yang besar, serta data yang hendak diolah harus memiliki distribusi khusus. Pada penelitian ini diberikan alternatif metode peramalan melalui penerapan Grey Prediction, yaitu dengan model GM(1,1) dan GM(1,1) New Information Model.

Grey Prediction adalah Sebuah metode peramalan yang bisa dilakukan dengan data yang tidak lengkap atau jumlah data yang sedikit, untuk menghasilkan model peramalan yang valid dan model ini tidak membutuhkan pertimbangan distribusi statistik. (Deng, 1982).

Penelitian ini bertujuan agar perusahaan tetap bisa meramalkan walau hanya dengan data yang sedikit, dengan menggunakan Grey Prediction Model, serta mendapatkan hasil peramalan dengan kesalahan relatif yang minimum.

Maka dengan menggunakan metode GM(1,1), dan GM(1,1) New Information Model., dapat mengetahui pemakaian energi listrik oleh konsumen PT. XYZ agar dapat meminimalisasi kerugian atau pemborosan produksi energi listrik yang dihasilkan.

METODE PENELITIAN

Tahap pertama, Studi Lapangan penulis melakukan analisa terlebih dahulu pada data yang didapat, kemudian data diolah agar data yang didapat benar-benar mewakili.

Tahap berikutnya, Studi Literatur, penulis melakukan beberapa pencarian referensi dan sumber aktual yang menjadi panduan dalam penelitian.

Tahap berikutnya, Perumusan Masalah, agar penelitian ini dapat lebih terarah. Dalam hal ini,

perumusan masalah juga merumuskan data apa saja yang dapat diolah maupun dianalisa.

Tahap berikutnya, Tujuan Penelitian, penulis menjabarkan tujuan dari pembuatan Penelitian ini. Yaitu memberikan metode penyelesaian terhadap perumusan masalah yang telah dirumuskan.

Tahap berikutnya, Batasan Masalah penulis melakukan Batasan-batasan untuk membatasi penelitian ini, sehingga penelitian yang dilakukan tidak melebar pada masalah yang lain.

Tahap berikutnya, Pengumpulan Data, data yang telah didapat, akan dikelompokkan menjadi pengumpulan data sesuai dengan metode yang digunakan.

Tahap berikutnya, Pengolahan Data, data yang diperoleh dapat diolah sesuai dengan metode penelitian yang digunakan, kemudian hasil yang diperoleh dapat menjelaskan tentang permasalahan yang ada. Berikut adalah proses peramalan menggunakan *Grey Prediction* (Liu, Lin, 2006).

Rangkaian Data Awal

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (1)$$

Accumulated Generating Operation (AGO)

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (2)$$

melakukan quasi-Smoothness

$$p(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} \quad (3)$$

Penerapan hukum quasi-exponentiality untuk membangun GM (1,1)

$$\sigma^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)} \quad (4)$$

Perhitungan *Consecutive Neighbor Generation* untuk x^1 dengan mencari nilai $z^{(1)}$

$$z^{(1)} = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1) \quad (5)$$

Setelah itu menyusun matrik

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ -z^{(1)}(4) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

Perhitungan kuadrat untuk urutan parametrik

$$\hat{a} = [B^T Y]^{-1} B^T Y \quad (7)$$

Persamaan Diferensiasi tingkat pertama

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (8)$$

Berdasarkan *time response sequence* untuk mendapatkan nilai $\hat{x}^{(1)}(k)$

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \left[x^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (9)$$

Mengembalikan $\hat{x}^{(1)}$ -value untuk mendapatkan Simulasi $\hat{x}^{(0)}$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1) \quad (10)$$

Evaluasi Kepresisian dan Keakuratan
 Perhitungan Kesalahan peramalan

$$\epsilon^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k) \quad (11)$$

Perhitungan Kesalahan Relatif

$$(\Delta(k)) = \frac{[\epsilon^{(0)}(k)]}{x^{(0)}(k)} \quad (12)$$

Kepresisian (p)

$$(p) = 1 - (\Delta(k)) \quad (13)$$

Rata – rata kesalahan peramalan (ξ)

$$(\xi) = \frac{\sum_{k=1}^n \epsilon^{(0)}(k)}{n} \quad (14)$$

Rata – rata akar kuadrat kesalahan ($S1$)

$$(S1) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (\epsilon^{(0)}(k) - \xi)^2}{n}} \quad (15)$$

Rata – rata data observasi (m)

$$(m) = \frac{\sum_{k=1}^n x^{(0)}(k)}{n} \quad (16)$$

Rata – rata akar kuadrat data observasi ($S2$)

$$(S2) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - m)^2}{n}} \quad (17)$$

Keakuratan (C)

$$C = \frac{S1}{S2} \quad (18)$$

Pada *Grey Prediction* ada klasifikasi parameter untuk hasil peramalan, yaitu sebagai berikut :

Tabel 1. Klasifikasi Parameter Grey Forecasting

Klasifikasi	Parameter	
	P	C
Sangat Akurat	> 0.95	< 0.35
Akurat	> 0.80	< 0.50
Cukup Akurat	> 0.70	< 0.65
Tidak Akurat	≤ 0.70	≥ 0.65

Tahap berikutnya, Analisis, penulis melakukan analisis terhadap hasil yang diperoleh, dan memberikan pembahasan yang sesuai dengan penelitian yang telah dilakukan.

Tahap berikutnya, Kesimpulan dan Saran, penulis dapat menyimpulkan terhadap hasil pengolahan data serta hasil analisa yang telah dibuat sebelumnya. Kemudian memberikan sumbangan berupa saran perbaikan yang dapat dilakukan sebagai salah satu solusi permasalahan yang ada.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengaplikasikan model *grey prediction*, maka digunakan data *demand* dari PT. XXX, PT. YYY, PT. ZZZ. Yaitu sebagai berikut :

Tabel 2. Pemakaian Listrik pada tahun 2012

$x^{(0)}(k)$	Satuan Kilo Watt Hour (KWh)			
	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
$x^{(0)}(1)$	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
$x^{(0)}(2)$	Februari	181.988.401	7.998.031	5.495.216
$x^{(0)}(3)$	Maret	182.874.335	8.216.342	6.453.421
$x^{(0)}(4)$	April	183.232.738	8.281.707	6.540.842
$x^{(0)}(5)$	Mei	182.998.647	8.194.984	7.129.704
$x^{(0)}(6)$	Juni	183.551.321	8.335.204	7.234.132

Untuk meramalkan data *demand* pada PT. XXX, PT. YYY, PT. ZZZ, maka dilakukan pengolahan sesuai dengan proses perhitungan sesuai dengan persamaan (2.2).

Melakukan perhitungan *accumulated generating operation* (AGO).

Tabel 3. Hasil perhitungan (AGO)

Metode	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM(1.1)	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	362.972.957	16.151.150	11.538.700
	Maret	545.847.292	24.367.492	17.992.121
	April	729.080.030	32.649.199	24.532.963
	Mei	912.078.677	40.844.183	31.662.668
	Juni	1.095.629.998	49.179.387	38.896.800
GM(1.1) New Information	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	362.972.957	16.151.150	11.538.700
	Maret	545.847.292	24.367.492	17.992.121
	April	729.080.030	32.649.199	24.532.963
	Mei	912.078.677	40.844.183	31.662.668
	Juni	1.095.629.998	49.179.387	38.896.800
	Juli	1.281.932.228	57.516.010	46.768.800

Pengecekan *quasi-smoothness* $x^{(0)}$ dan *quasi* eksponensial pada $x^{(1)}$

Tabel 4. quasi-smoothness dan quasi-eksponensial

Metode	k	PT. XXX		PT. YYY		PT. ZZZ	
		$p(k)$	$\sigma^{(1)}(k)$	$p(k)$	$\sigma^{(1)}(k)$	$p(k)$	$\sigma^{(1)}(k)$
GM(1.1)	3	0.51	1.51	0.51	1.51	0.56	1.56
	4	0.34	1.34	0.33	1.33	0.36	1.36
	5	0.25	1.25	0.25	1.25	0.29	1.29

Menghitung Nilai Rata – rata dari urutan AGO atau $z^{(1)}(n)$

Tabel 5. Rata – rata dari urutan AGO atau $z^{(1)}(n)$

Metode	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM(1.1)	Januari	271.978.757	12.152.135	8.791.092
	Februari	454.410.125	20.259.321	14.765.411
	Maret	637.463.661	28.508.346	21.262.542
	April	820.579.353	36.746.691	28.097.816
	Mei	1,003.854.337	45.011.785	35.279.734
	Juni	271.978.757	12.152.135	8.791.092
GM(1.1) New Information	Januari	-271.978.757	-12.152.135	-8.791.092
	Februari	-454.410.125	-20.259.321	-14.765.411
	Maret	-637.463.661	-28.508.346	-21.262.542
	April	-820.579.353	-36.746.691	-28.097.816
	Mei	-1,003.854.337	-45.011.785	-35.279.734
	Juni	-271.978.757	-12.152.135	-8.791.092
	Juli	-1.188.781.113	-53.347.698	-42.832.800

Menghitung Estimasi *Least Square* sesuai dengan matriks

Tabel 6. parameter a dan b

Metode	\hat{A}	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM(1.1)	a	-0.0018	-0.0079	-0.0620
	b	181.796.925	7.979.016	5.229.013
GM(1.1) New Information	a	-0.00365	-0.00679	-0.06173
	b	180.831.517	8.005.256	5.233.816

Mendapatkan nilai $\hat{x}^{(1)}(k)$ dari perhitungan *Time Response Function*.

Tabel 7. nilai $\hat{x}^{(1)}(k)$ dari Time Response Function

Metode	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM(1.1)	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	365.615.328	16.168.108	11.818.871
	Maret	550.578.435	24.246.415	17.963.304
	April	735.874.476	32.388.542	24.500.368
	Mei	921.504.049	40.594.990	31.455.149
	Juni	1.107.467.756	48.866.270	38.854.341
GM(1.1) New Information	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	362.677.533	16.223.583	11.820.578
	Maret	545.033.689	24.348.926	17.965.097
	April	728.055.445	32.529.522	24.500.406
	Mei	911.745.230	40.765.746	31.451.362
	Juni	1096.105.484	49.057.976	38.844.398

Mendapatkan nilai $\hat{x}^{(0)}(k)$ dari $\hat{x}^{(1)}(k)$

Tabel 8. nilai $\hat{x}^{(0)}(k)$ dari $\hat{x}^{(1)}(k)$

Metode	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM(1.1)	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	184.963.107	8.078.307	6.144.434
	Maret	185.296.041	8.142.126	6.537.063
	April	185.629.573	8.206.449	6.954.782
	Mei	185.963.707	8.271.280	7.399.192
	Juni	184.630.772	8.014.989	5.775.387
GM(1.1) New Information	Januari	180.984.557	8.153.119	6.043.484
	Februari	181.692.977	8.070.464	5.777.095
	Maret	182.356.156	8.125.343	6.144.518
	April	183.021.756	8.180.596	6.535.310
	Mei	183.689.785	8.236.224	6.950.955
	Juni	184.360.253	8.292.230	7.393.036
	Juli	185.033.168	8.348.617	7.863.233

Evaluasi nilai kesalahan untuk mendapatkan kepresisian dan keakuaratan peramalan

Tabel 9. Evaluasi Kesalahan untuk data PT. XXX

Metode	Periode	Data Awal (KWh)	Data Hasil Peramalan	Kesalahan	Kesalahan Relatif
GM(1.1)	1	180.984.557	180.984.557	0	0
	2	181.988.401	184.630.772	-2.642.371	0.0145
	3	182.874.335	184.963.107	-2.088.772	0.0114
	4	183.232.738	185.296.041	-2.063.303	0.0112
	5	182.998.647	185.629.573	-2.630.926	0.0143
	6	183.551.321	185.963.707	-2.412.386	0.0131
GM(1.1) New Information	1	180.984.557	180.984.557	0	0
	2	181.988.401	181.692.977	295.424	0.0016
	3	182.874.335	182.356.156	518.179	0.0028
	4	183.232.738	183.021.756	210.982	0.0012
	5	182.998.647	183.689.785	-691.138	0.0038
	6	183.551.321	184.360.253	-808.932	0.0044
	7	186.302.230	185.033.168	1.269.062	0.0068

Evaluasi nilai kesalahan untuk mendapatkan kepresisian dan keakuaratan peramalan.

Tabel 10. Evaluasi Kesalahan untuk data PT. YYY

Metode	Periode	Data Awal (KWh)	Data Hasil Peramalan	Kesalahan	Kesalahan Relatif
GM(1.1)	1	8.153.119	8.153.119	0	0
	2	7.998.031	8.014.989	-16.958	0.0021
	3	8.216.342	8.078.307	138.035	0.0168
	4	8.281.707	8.142.126	139.581	0.0169
	5	8.194.984	8.206.449	-11.465	0.0014
	6	8.335.204	8.271.280	63.924	0.0077
GM(1.1) New Information	1	8.153.119	8.153.119	0	0
	2	7.998.031	8.070.464	-72.433	0.0090
	3	8.216.342	8.125.343	90.999	0.0110
	4	8.281.707	8.180.596	101.111	0.0122
	5	8.194.984	8.236.224	-41.240	0.0050
	6	8.335.204	8.292.230	42.974	0.0051
	7	8.336.623	8.348.617	-11.994	0.0014

Evaluasi nilai kesalahan untuk mendapatkan kepresisian dan keakuaratan peramalan.

Tabel 11. Evaluasi Kesalahan untuk data PT. ZZZ

Metode	Periode	Data Awal (KWh)	Data Hasil Peramalan	Kesalahan	Kesalahan Relatif
GM(1.1)	1	6.043.484	6.043.484	0	0
	2	5.495.216	5.775.387	-280.170	0.0510
	3	6.453.421	6.144.434	308.987	0.0479
	4	6.540.842	6.537.063	3.779	0.0006
	5	7.129.704	6.954.782	174.923	0.0245
	6	7.234.132	7.399.192	-165.060	0.0228
GM(1.1) New Information	1	6.043.484	6.043.484	0	0
	2	5.495.216	5.777.095	-281.879	0.0513
	3	6.453.421	6.144.518	308.903	0.0479
	4	6.540.842	6.535.310	5.533	0.0008
	5	7.129.704	6.950.955	178.749	0.0251
	6	7.234.132	7.393.036	-158.904	0.0220
	7	7.872.000	7.863.233	8.767	0.0011

Tabel 12. Rekapitulasi Kesalahan Relatif Keseluruhan Metode

Metode	Rata-rata Kesalahan Relatif %		
	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM (1.1)	1.3	0.9	2.9
GM (1.1) New Information Model	0.3	0.7	2.4

Berdasarkan Klasifikasi dari *Grey Prediction* tentang hasil peramalan, maka dapat dikelompokkan, seperti berikut :

Tabel 13. Klasifikasi ParameterGM(1.1)

Data	Parameter			
	Kepresisian	Klasifikasi	Keakuratan	Klasifikasi
PT. XXX	0.9871	Sangat Presisi	0.4922	Akurat
PT. YYY	0.9910	Sangat Presisi	0.5476	Cukup Akurat
PT. ZZZ	0.9706	Sangat Presisi	0.3277	Sangat Akurat

Tabel 14. Klasifikasi Parameter GM(1.1) New Information

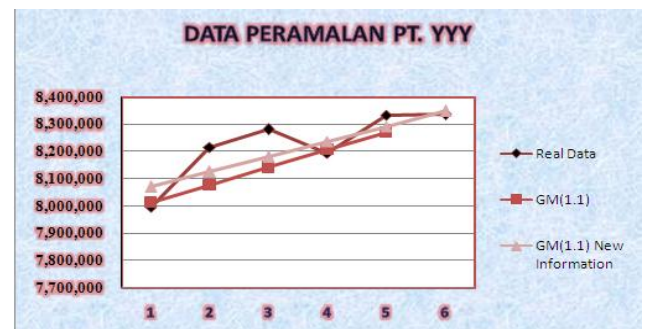
Data	Parameter			
	Kepresisian	Klasifikasi	Keakuratan	Klasifikasi
PT. XXX	0.9965	Sangat Presisi	0.4326	Akurat
PT. YYY	0.9926	Sangat Presisi	0.5476	Cukup Akurat
PT. ZZZ	0.9753	Sangat Presisi	0.2608	Sangat Akurat

Dari perhitungan metode peramalan GM (1.1), maka dapat dikelompokkan peramalan untuk 6 periode mendatang, yaitu bulan Juli 2012 – Desember 2012, seperti berikut :

Tabel 15. Peramalan Untuk PT. XXX, PT. YYY, PT. ZZZ

Metode	Kategori (Peramalan 6 periode mendatang, tahun 2012)			
	Bulan	PT. XXX	PT. YYY	PT. ZZZ
GM (1.1)	Juli	186.298.441	8.336.623	7.872.000
	Agustus	186.633.779	8.402.482	8.375.021
	September	186.969.719	8.468.862	8.910.185
	Oktober	187.306.265	8.535.766	9.479.546
	November	187.643.416	8.603.198	10.085.289
	Desember	187.981.174	8.671.164	10.729.739
GM(1.1) New Information	Juli	185.708.539	8.405.388	8.363.335
	Agustus	186.386.375	8.462.544	8.895.243
	September	187.066.686	8.520.090	9.460.980
	Oktober	187.749.479	8.578.026	10.062.699
	November	188.434.765	8.636.357	10.702.686
	Desember	189.122.551	8.695.084	11.383.377

Setelah didapatkan hasil peramalan pada data *demand* PT. YYY, maka keseluruhan data dapat diperjelas dengan plot data, seperti berikut :



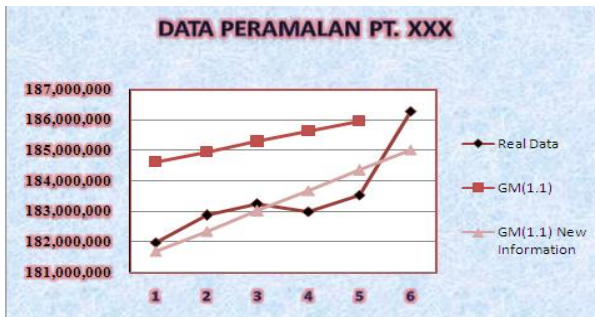
Gambar 1. Plot data hasil peramalan PT. YYY

Setelah didapatkan hasil peramalan pada data *demand* PT. XXX, maka keseluruhan data dapat diperjelas dengan plot data pada gambar 2 dan 3.

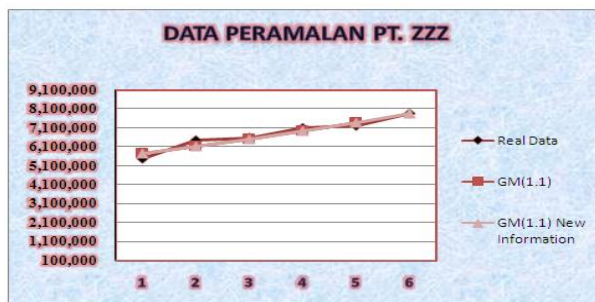
Analisis Data Pemakaian Listrik

Pemakaian Listrik Konsumen yang tidak tetap sering kali membuat kerugian pada saat pemakaian listrik konsumen lebih besar dari pada produksi listrik yang telah dihasilkan, begitu pula sebaliknya. Oleh sebab itu harus ada sebuah metode yang dapat mengetahui pemakaian listrik konsumen di periode mendatang agar tidak terjadi kerugian seperti pada

periode yang lalu, metode tersebut ialah peramalan atau *Forecasting*.



Gambar 2. Plot data hasil peramalan PT. XXX



Gambar 3. Plot data hasil peramalan PT. ZZZ

Maka dengan menggunakan metode peramalan ini, dapat mengetahui pemakaian energi listrik oleh konsumen PT. XYZ, agar dapat meminimalisasi kerugian atau pemborosan produksi energi listrik. Untuk mengetahui bentuk pola pada data, maka dilakukan Plot pada data *demand*, seperti pada Gambar 1, Gambar 2, Gambar 3, maka dapat dikatakan bahwa pola data yang didapatkan atau pola data untuk pemakaian listrik konsumen pada PT. XYZ, untuk Gambar 1 pemakaian listrik PT. XXX berpola *Trend*, karena tiap periode cenderung ada kenaikan pemakaian. Untuk Gambar pemakaian listrik PT. YYY berpola *Stationer*, karena cenderung bervariasi disetiap periodenya. Untuk Gambar pemakaian listrik PT. ZZZ, berpola *Trend*, karena walaupun ada penurunan pemakaian di periode kedua, akan tetapi untuk periode yang lain lebih cenderung kearah *Trend*, atau kenaikan pemakaian listrik. Pola data seperti ini terjadi karena adanya tingkat pemakaian listrik pada konsumen PT. XYZ, yang tidak menentu.

Analisis Peramalan Menggunakan GM (1.1)

Serangkaian data awal yaitu $x^{(0)}(k)$ yang akan dihitung, yaitu serangkaian data pemakaian listrik konsumen PT. XYZ, Dari periode Januari 2012 sampai Juni 2012. Data yang telah dirangkai maka langsung dilakukan perhitungan *accumulated generating operation* (AGO), perhitungan akumulasi pada data awal yang telah dirangkai atau disebut juga dengan $x^{(1)}(k)$, untuk mendapatkan nilai akumulasi pada data awal. Ketika perhitungan $x^{(0)}$ dan $x^{(1)}$ telah didapatkan hasil maka dapat dilanjutkan dengan mengecek data

$x^{(0)}$ terlebih dahulu dengan menggunakan *quasi-smoothness*, agar dapat terlihat bahwa data yang telah didapatkan sudah memenuhi *quasi-smoothness* atau belum, *quasi-smoothness* akan terpenuhi jika $k > 3$, karena ketentuan untuk memenuhi *quasi-smoothness* adalah 0.5. Jika perhitungan *quasi-smoothness* telah didapatkan hasil maka dilanjutkan dengan mengecek nilai $x^{(1)}$ untuk mengecek bahwa nilai tersebut memenuhi hukum quasi-eksponensial atau tidak, maka dilakukan perhitungan untuk mendapatkan hasil bahwa nilai $x^{(1)}$ dengan $k > 3$ akan memenuhi hukum quasi-eksponensial, Jika $k > 3$, $\sigma^{(1)}(k) \in [1, 1.5]$ $\delta = 0.5$ dan pada data $x^{(1)}$ terbukti bahwa hukum quasi-eksponensial akan terpenuhi jika $k > 3$, maka nilai $x^{(1)}$ dapat digunakan pada GM (1.1). Ketika hasil perhitungan $x^{(1)}$ terbukti dapat memenuhi hukum quasi-eksponensial, maka dilanjutkan dengan perhitungan *Consecutive Neighbor Generation* untuk $x^{(1)}$ dengan menghitung nilai $z^{(1)}$ yang akan dimasukkan pada perhitungan matriks selanjutnya. Ketika nilai $z^{(1)}$ telah didapatkan, maka dapat dilanjutkan, untuk merangkai nilai $z^{(1)}$ pada Matriks B , matriks ini berisikan entri dari kolom pertama $-z^{(1)}(k)$, dan entri kolom kedua adalah 1. Jika nilai $z^{(1)}$ telah dirangkai kedalam bentuk matriks B , Maka dilanjutkan dengan perkalian matriks *tanspos* dengan matriks B . Ketika nilai dari perkalian matrik B *tanspos* dengan matrik B telah didapatkan hasil, maka dilanjutkan dengan perhitungan matrik *invers*. Jika perhitungan matrik *tanspos* dan matrik *invers* telah didapatkan hasil, maka dilanjutkan dengan melakukan estimasi kuadrat terkecil pada urutan parametrik. Dari rangkaian AGO, $x^{(1)}$ yang telah dihitung, maka dapat di bentuk sebuah model GM (1,1) yang sesuai dengan persamaan diferensiasi tingkat pertama. Model tersebut akan dipecah menjadi sebuah rangkaian $\hat{x}^{(1)}$, dengan cara memberikan simulasi pada nilai $x^{(1)}$. Ketika nilai $\hat{x}^{(1)}$ telah didapatkan hasil, maka dilakukan perhitungan untuk Mengembalikan $\hat{x}^{(1)}$ - *value* untuk mendapatkan simulasi nilai $x^{(0)}$. Ketika simulasi pada $x^{(0)}$ telah dihitung, maka dapat dilanjutkan pada perhitungan *-Value* untuk mendapatkan hasil dari peramalan yaitu $\hat{x}^{(0)}$.

Analisis perhitungan kesalahan relatif pada peramalan GM (1.1)

Berdasarkan tabel Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. YYY, maka didapat kan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 0.9%. Berdasarkan tabel Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. XXX, maka didapatkan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 1.3 %. Berdasarkan tabel Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. ZZZ, maka didapatkan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 2.9 %.

Analisis peramalan menggunakan GM (1.1) New Information Model

GM (1.1) *New Information Model* adalah pembaharuan dari metode GM (1.1), jadi akan saling

berhubungan, pada GM (1.1) *New Information Model* akan memunculkan satu nilai hasil peramalan dari GM (1.1) diatas, yaitu nilai dari $\hat{x}^{(0)}$, pada periode 7. Maka nilai inilah yang disebut dengan informasi tambahan baru yang dihitung dengan menggunakan metode GM (1.1) *New Information Model*. Maka data $x^{(0)}$ dirangkaikan kembali, akan tetapi dengan penambahan informasi baru yang didapatkan pada peramalan GM (1.1). Data yang telah dirangkaikan maka langsung dilakukan perhitungan *accumulated generating operation* (AGO), perhitungan akumulasi pada data awal yang telah dirangkaikan atau disebut juga dengan $x^{(1)}(k)$, untuk mendapatkan nilai akumulasi pada data awal. Ketika nilai $x^{(1)}$ telah didapat serta dirangkaikan maka dilanjutkan dengan menerapkan langsung pada perhitungan matriks B , karena tidak perlu lagi melakukan *quasi-smoothness* dan hukum quasi-exponensial, karena data yang digunakan telah dilakukan pengecekan sebelumnya pada GM (1.1). Maka dilanjutkan dengan perhitungan *Consecutive Neighbor Generation* untuk $x^{(1)}$ dengan menghitung nilai $z^{(1)}$ yang akan dimasukan pada perhitungan matrik selanjutnya. Ketika nilai $z^{(1)}$ telah didapatkan, maka dapat dilanjutkan, untuk merangkaikan nilai $z^{(1)}$ pada Matriks B , matriks ini berisikan entri dari kolom pertama $-z^{(1)}(k)$, dan entri kolom kedua adalah 1. Jika nilai $z^{(1)}$ telah dirangkai kedalam bentuk matriks B , maka dilanjutkan dengan perkalian matriks tanspos dengan matriks B . Ketika nilai dari perkalian matrik B transpos dengan matrik B telah didapatkan hasil, maka dilanjutkan dengan perhitungan matrik *invers*. Jika perhitungan matrik tanspos dan matrik *invers* telah didapatkan hasil, maka dilanjutkan dengan melakukan estimasi kuadrat terkecil pada urutan parametrik. Dari rangkaian AGO, $x^{(1)}$ yang telah dihitung, maka dapat di bentuk sebuah model GM (1,1) *New Information Model* yang sesuai dengan persamaan diferensiasi tingkat pertama. Model tersebut akan dipecah menjadi sebuah rangkaian $\hat{x}^{(1)}$, dengan cara memberikan simulasi pada nilai $x^{(1)}$. Ketika nilai $\hat{x}^{(1)}$ telah didapatkan hasil, maka dilakukan perhitungan untuk Mengembalikan $\hat{x}^{(1)}$ - *value* untuk mendapatkan simulasi nilai $x^{(0)}$. Ketika simulasi pada $x^{(0)}$ telah dihitung, maka dapat dilanjutkan pada perhitungan *-Value* untuk mendapatkan hasil dari peramalan yaitu $\hat{x}^{(0)}$.

Analisis kesalahan relatif pada peramalan GM (1.1) *New Information*

Berdasarkan tabel Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. YYY, maka didapat kan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 0.7%. Berdasarkan tabel 4.8 Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. XXX, maka didapatkan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 0.3 %. Berdasarkan tabel Perhitungan Kesalahan Relatif pada PT. ZZZ, maka didapatkan nilai Rata - rata Kesalahan Relatif sebesar 2.4 %.

Analisis Kepresisian Keakuratan hasil peramalan GM (1.1), dan GM (1.1) *New Information Model*.

Dari perhitungan tingkat kepresisian serta keakuratan pada peramalan GM(1.1) dan GM(1.1) *New Information Model*, maka didapatkan hasil untuk peramalan data *demand* menggunakan GM(1.1), pada PT. XXX (0.9871) untuk tingkat kepresisian, dan (0.4922) untuk tingkat keakuratan. Pada PT. YYY (0.9910) untuk tingkat kepresisian, dan (0.5476) untuk tingkat keakuratan. Pada PT. ZZZ (0.9706) untuk tingkat kepresisian, dan (0.3277) untuk tingkat keakuratan. Perhitungan kepresisian dan keakuratan dengan menggunakan GM(1.1) *New Information Model*, pada PT. XXX (0.9965) untuk tingkat kepresisian, dan (0.4326) untuk tingkat keakuratan. Pada PT. YYY (0.9926) untuk tingkat kepresisian, dan (0.5476) untuk tingkat keakuratan. Pada PT. ZZZ (0.9753) untuk tingkat kepresisian, dan (0.2608) untuk tingkat keakuratan.

KESIMPULAN

Dari hasil perhitungan kedua metode peramalan maka dapat disimpulkan bahwa peramalan dengan menggunakan metode GM (1.1) *New Information Model* adalah peramalan yang paling tepat untuk diaplikasikan pada data *demand* konsumen PT. XYZ. Dari keseluruhan perhitungan peramalan yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa metode GM (1.1) *New Information Model* adalah metode yang paling kecil tingkat kesalahannya, dengan persentase kesalahan pada data *demand* PT. XXX 0.3%, PT. YYY 0.7%, dan PT. ZZZ 2.4%. Maka dengan kata lain peramalan menggunakan metode GM (1.1) *New Information Model* akan lebih akurat ketika diaplikasikan pada data *demand* Konsumen PT. XYZ.

DAFTAR PUSTAKA

- Ferdinant, P.F. (2010). "Peramalan Produksi dan Konsumsi Produk Baja Tulangan Beton Indonesia Dengan Grey Prediction," *Prosiding Seminar Nasional Rekayasa Sains dan Teknologi*. Universitas Bung Hatta, Padang.
- Liu, S dan Lin, Y. (2006). *Grey Information Theory and practical application*, Springer-Verlag. London.