

## **Pengembangan Metodologi Prakiraan Beban Listrik Sektoral Secara Mikrospasial**

*Adri Senen<sup>1</sup>; Christine Widyastuti<sup>2</sup>; Oktaria Handayani<sup>3</sup>*

<sup>1,2,3</sup> Fakultas Ketenagalistrikan dan Energi Terbarukan, Institut Teknologi PLN

<sup>1</sup> [adrisenen@itpln.ac.id](mailto:adrisenen@itpln.ac.id)

### **ABSTRACT**

*The electrical load Forecasting is an important step in electricity development planning which is outlined in the anticipation pattern to meet the electrical needs. The current sectoral load forecasting method is simpler and easier to implement, but its accuracy will tend to be biased in areas with data limitations and dynamic service areas. Besides that, the practice is still macro, so it doesn't show the location of the distribution can't be determined with certainty. By using a method of sectoral load forecasting micro spatial will make the predicted area more and more. It is necessary to group the grid using the clustering technique to create a similarity matrix that contains the level of similarity between the data grouped. Clustering involves a lot of factors (multivariate) namely the geographical factor, demographic, socio-economic, and electrical load per sector. The results of each cluster have the characteristics of different regions which are then projected the growth of the load so that the forecasting results are more thorough. This research was conducted in PT PLN (Persero) Area of Tangerang. Using the method of Microspatial acquired clusterization for load growth in PT PLN (Persero) Tangerang area as many as 5 clusters from 114 district.*

**Keywords:** Forecast, Microspatial, Grid, Cluster, Sectoral

### **ABSTRAK**

*Prakiraan kebutuhan beban listrik merupakan langkah penting dalam perencanaan pengembangan ketenagalistrikan yang dijabarkan dalam polaantisipasi untuk memenuhi kebutuhan energi listrik hingga jangka waktu tertentu. Metoda prakiraan beban sektoral saat ini lebih sederhana dan mudah untuk diimplementasikan, namun keakuratannya akan cenderung bias pada wilayah yang memiliki keterbatasan data dan area pelayanannya dinamis. Di samping itu hasil prakiraannya masih bersifat makro, sehingga tidak memperlihatkan pusat-pusat beban pada wilayah yang lebih kecil (grid) dan mengakibatkan lokasi gardu distribusi tidak dapat ditentukan dengan pasti. Dengan menggunakan metoda prakiraan beban sektoral secara mikrospasial akan menjadikan area yang diprediksi akan semakin banyak karena area berbentuk grid – grid, maka diperlukan pengelompokan grid (kelurahan) menggunakan teknik clustering untuk membuat similarity matrix yang memuat tingkat kemiripan antar data yang dikelompokkan. Clustering yang dilakukan melibatkan banyak faktor (multivariate) yakni faktor geografi, demografi, sosio ekonomi dan beban kelistrikan per sektor. Hasil setiap cluster mempunyai karakteristik wilayah yang berbeda yang kemudian diproyeksikan pertumbuhan bebannya sehingga hasil prakiraan yang lebih teliti. Penelitian ini dilakukan di wilayah PT PLN (Persero) Area Tangerang. Dengan menggunakan metode mikrospasial didapatkan clusterisasi untuk pertumbuhan beban di PT PLN (Persero) area Tangerang sebanyak 5 cluster dari 114 kelurahan.*

**Kata Kunci:** Prakiraan, Microspatial, Grid, Cluster, Sektoral

## 1. PENDAHULUAN

Prakiraan kebutuhan energi listrik merupakan langkah yang penting dalam perencanaan pengembangan ketenagalistrikan. Prakiraan tersebut dijabarkan dalam polaantisipasi untuk memenuhi kebutuhan energi listrik hingga jangka waktu tertentu.

Hasil prakiraan pertumbuhan beban listrik yang terlalu rendah akan memperbesar hilangnya *cost opportunity* penjualan listrik karena permintaan beban tidak dapat dilayani, serta menghambat laju pertumbuhan konsumen. Sedangkan jika terlalu tinggi dapat mengakibatkan terjadinya kelebihan investasi yang memberatkan biaya investasi, karena tidak optimalnya aset pada sistem distribusi.

Metoda prakiraan beban sektoral [13,14] yang selama ini ada memang lebih sederhana dan mudah untuk diimplementasikan, namun dihadapkan pada suatu keadaan dimana tingkat keakuratannya akan cenderung bias pada suatu wilayah yang memiliki keterbatasan data dan area pelayanannya dinamis, dalam artian wilayah tersebut mengalami perubahan tata guna lahan yang cepat sebagai akibat dari pertumbuhan ekonomi dan populasi penduduk. Hasil prakiraannya juga masih bersifat makro sehingga tidak memperlihatkan pusat-pusat beban pada wilayah yang lebih kecil (grid) dan mengakibatkan lokasi gardu distribusi tidak dapat ditentukan dengan pasti.

Oleh karena itu diperlukan teknik prakiraan beban yang berbasis pada wilayah yang lebih kecil (mikrospasial). Umumnya metoda prakiraan beban secara mikrospasial ini dibedakan dalam dua kategori [1,2,3,4], yakni metoda kecendrungan (*trending*) dan simulasi tata guna lahan (*land use simulation*). Metoda kecendrungan merupakan metoda dengan mengeksplorasi data historis untuk menentukan pertumbuhan beban kedepan dengan menggunakan teknik yaitu *time series* [6], Box-Jenkins [7], ARIMA [8] atau teknik lainnya. Metoda ini tidak dapat memprediksi pertumbuhan beban untuk area kecil yang tidak memiliki data beban historis. Teknik ini juga tidak bisa menunjukkan interaksi faktor-faktor lain yang mempengaruhi pertumbuhan beban, karena prakiraan beban hanya sebuah fungsi dari beban sebelumnya.

Uji model yang dilakukan Wilis (2002), menunjukkan bahwa teknik dan metodologi yang dikembangkan dalam kurun waktu dua dasawarsa terakhir ini tidak memperlakukan akan ketersediaan data. Hal ini dipahami bahwa teknik yang dikembangkan umumnya diimplementasikan pada kawasan maju, yang pengumpulan data sudah berjalan dengan baik, berkelanjutan, rutin dan terbaru. Namun pada negara-negara berkembang akan muncul masalah akan ketersediaan data tersebut, hal ini diperburuk dengan tuntutan ketersediaan energi listrik yang sedemikian cepat untuk mendukung tingkat perekonomian kawasan.

Dari adanya perbedaan yang mendasar dari kondisi tersebut diatas, tampak akan kurang bijaksana bila kita secara utuh menerapkan teknik-teknik prakiraan tersebut tanpa mempertimbangkan masalah-masalah yang cukup mendasar. Oleh karena itu penulis mencoba menjembatani perbedaan tersebut dengan mengembangkan suatu metodologi prakiraan pertumbuhan beban listrik secara mikrospasial yang bisa mengakomodir perubahan tata guna lahan serta melibatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap pertumbuhan beban. Pengembangan metodologi ini nantinya dapat memproyeksikan pertumbuhan beban pada lingkup wilayah yang kecil dengan hasil prakiraan yang lebih teliti, sehingga titik-titik beban dapat diperkirakan jumlahnya pada setiap grid sesuai dengan struktur geografisnya. Akumulasi dari pertumbuhan beban setiap grid merupakan pertumbuhan beban wilayah (makro).

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1. Tahap Identifikasi

#### A. Analisa Kelompok (*Clustering Analysis*)

Metoda ini bertujuan untuk mengelompokkan grid-grid kedalam suatu kelompok yang relatif homogen sehingga grid dalam satu kelompok mempunyai karakteristik yang mirip. Selanjutnya prakiraan beban dapat dilakukan pada satu grid model pada *cluster* tersebut.

Dalam hal ini, grid dan variabel-variabelnya dapat dipandang sebagai suatu vektor yang secara matematis disebut dengan objek, dengan demikian vektor-vektor yang dibentuk oleh grid in dapat ditentukan jarak antara satu dengan yang lainnya. Kesamaan *cluster* dalam proses pengclusteran ini ditentukan oleh kedekatan vektor (jarak *euclidean*) objek tersebut. Semakin kecil jarak *euclidean*, maka semakin besar keserupaannya.

Langkah-langkah yang dilakukan dalam analisis *cluster* adalah sebagai berikut :

1. Susun matrik jarak berukuran N x N yang elemen-elemennya merupakan jarak *euclidean* antar N objek. Sebut matriks ini sebagai matriks jarak.

$$D = \{d_{ij}\}; I_j = 1,2,3,\dots,N \quad (1)$$

2. Hitung jarak minimum matriks tersebut diatas, kemudian jadikan keduanya sebagai satu kelompok. Andaikan kelompok yang mempunyai jarak minimum adalah kelompok U dan V, maka diperoleh kelompok baru (UV)

Metode revisi jarak yang digunakan adalah Jarak Euclidean yang merupakan jarak antar objek yang lazim digunakan.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^k (v_{ik} - v_{jk})^2} \quad (2)$$

$d_{ij}$  : Jarak Euclidean

$v_{ik}, v_{jk}$  : Skor grid ke-i dan ke-j pada variabel k

“Semakin rendah jarak *Euclidean* semakin dekat hubungan grid”

Ulangi langkah kedua dan ketiga sebanyak (N-1) kali sehingga semua objek berada dalam satu kelompok. Catat setiap hasil pengelompokan berikut jarak minimumnya.

3. Hasil pengelompokan dan kekuatan pengelompokan dapat digambarkan dalam Dendogram.
4. Berdasarkan dendogram ini dapat ditentukan jumlah *cluster* dan anggotanya.

#### B. Analisa Komponen Utama (AKU)

AKU digunakan untuk melihat variabel-variabel yang berpengaruh pada setiap *cluster* yang telah didapatkan pada proses *clustering*. AKU tergantung dari jenis data asal yang digunakan. Bila peubah asal memiliki satuan yang sama maka komponen utama diturunkan dari matriks ragam peragam. Bila peubah asal memiliki satuan pengukuran yang berbeda maka komponen utama diturunkan dari matriks korelasi R dan perlu dilakukan transformasi data asal ke dalam bentuk baku:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (3)$$

Dimana  $\bar{x}_j$  = nilai tengah peubah ke-j

$s_j$  = simpangan baku peubah ke-j

Penentuan banyaknya komponen utama didasarkan pada proporsi keragaman kumulatif sebesar 75% atau lebih dari keragaman total.

### C. Analisa Faktor

Analisa faktor merupakan perluasan dari AKU. Analisa ini pada dasarnya untuk menerangkan struktur hubungan antara variabel-variabel yang diamati dengan jalan membangkitkan beberapa faktor yang jumlahnya lebih sedikit daripada banyaknya variabel yang dianalisa. Jadi tujuan analisa faktor adalah menjelaskan hubungan diantara banyak variabel dalam bentuk beberapa faktor. Analisa faktor mengandung dua buah analisa, yaitu analisa komponen (*component analysis*) dan analisa faktor bersama (*common factor analysis*). Analisa faktor ini terdapat komponen yang disebut dengan komunalitas (*communality*) yang menunjukkan proporsi keragaman dari vektor acak yang diterangkan oleh faktor bersama.

Keeratan hubungan antara peubah asal dengan komponen utama dapat dilihat melalui besarnya koefisien korelasi antara peubah asal dengan peubah komponen utama yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$r_{ij} = a_{ij} \sqrt{\lambda_j} \quad (4)$$

Dimana :  $r_{ij}$  : Koefisien korelasi antara peubah asal

$\lambda_j$  : Proporsi keragaman yang diterangkan

## 2.2 Tahap Pendugaan dan Pengujian Model Matematis

### A. Penentuan model matematis

Peramalan beban dalam tenaga listrik umumnya dalam bentuk linear. Berdasarkan ini, pembentukan model dapat dirumuskan dalam sebuah regresi berganda yang dibangun berdasarkan model matematis berikut ini :

$$Y = b_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3 + \dots + b_k X_k + e \quad (5)$$

Dimana :

Y adalah kerapatan beban dengan matriks  $n \times 1$

X adalah variabel-variabel dengan matriks  $n \times k$

B adalah koefisien regresi dengan matriks  $k \times 1$

e adalah kesalahan dengan matriks  $k \times 1$

Untuk memperoleh nilai-nilai b, jumlah kuadrat deviasi harus diminimumkan :

$$\sum e_i^2 = e'e = (Y - Xb)'(Y - Xb) \quad (6)$$

Dimana :  $e' = (Y - Xb)'$  adalah transpose e ,

$$b = (X'X)^{-1} X'Y$$

### B. Analisa korelasi

Analisa korelasi dilakukan untuk menentukan variabel yang mempunyai hubungan yang relatif lebih kuat (signifikan) dengan inisial respon (dalam hal ini kerapatan beban). Variabel yang diperoleh berkemungkinan besar memberikan pengaruh yang sangat signifikan. Untuk menghitung korelasi antara dua variabel X dan Y yang dinotasikan sebagai  $r_{xy}$  untuk n pasangan observasi ( $X_i, Y_i$ ),  $i = 1, 2, \dots, n$ . Rumus-rumus berikut adalah relevan:

$$\text{Nilai tengah X : } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{dan Nilai tengah Y : } \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \quad (7)$$

Maka korelasi antara X dan Y

$$r_{XY} = \frac{Cov_{XY}}{\sqrt{Cov_{XX} Cov_{YY}}} = \frac{Cov_{XY}}{S_X S_Y} \quad (8)$$

Dimana  $S_X$  dan  $S_Y$  adalah deviasi estándar X dan Y.

Jika  $r > 0,5$  maka variabel tersebut mempunyai pengaruh signifikan terhadap variabel kerapatan beban.

### C. Pemeriksaan dan pengujian model matematis

Pemeriksaan dan pengujian model matematis dilakukan untuk menguji apakah model matematis tersebut sudah **layak** secara statistik. [12] yaitu dengan uji F (uji parameter), uji t (uji koefisien parameter) dan pemeriksaan multikolinearitas [16].

1. Uji F merupakan pengujian menyeluruh yaitu menguji semua parameter model secara bersama apakah parameter tersebut dapat menerangkan respon secara signifikan, hipotesis yang digunakan adalah:

$$F_0 = \frac{\left[ \frac{R^2}{k} \right]}{[(1-R^2)/(N-k-1)]} \quad (9)$$

Keterangan

$F_0$  : F hitung

K : Jumlah parameter(koefisien) pada persamaan regresi

N : Jumlah anggota (grid)

R : Koefisien

Parameter-parameter **dapat** dikatakan menerangkan respon secara signifikan jika :  $F_0 > F_{tabel}$

2. Uji t digunakan untuk menguji pengaruh koefisien parameter secara parsial. Bentuk hipotesisnya adalah :

$$t_0 = \frac{b_j - (\beta_j)}{Se_{(b_j)}} \quad (10)$$

Dimana

$t_0$  : t hitung

$b_j$  : Koefisien ke-j yang ditaksir

$\beta_j$  : Parameter ke-j yang dihipotesiskan

$Se_{(b_j)}$  : Kesalahan standar  $b_j$

Jika  $t_0 > t_{tabel}$ , hal ini berarti bahwa parameter tersebut mempunyai pengaruh yang signifikan.

3. Uji Multikolinearitas

Semakin besar kolinearitas atau mendekati sempurna (1) maka akan berakibat koefisien regresi yang dihitung tidak stabil dan model yang diperoleh akan cenderung bias. Secara matematis pengukuran multikolinearitas dapat dirumuskan sebagai persamaan inflansi VIF (*Variance Inflation Factor*) berikut ini :

$$VIF(\hat{b}_i) = \frac{1}{(1 - R_i^2)} \quad (11)$$

Dimana  $R^2$  adalah koefisien determinasi. Nilai VIF dinyatakan **tidak ada multikolinearitas** jika  $1 < VIF < 10$

### 2.3. Tahap Peramalan

#### A. Trend Variabel

Untuk mendapatkan pertumbuhan kerapatan beban tiap tahun berdasarkan model yang diperoleh sebelumnya, maka terlebih dahulu perlu dilakukan trend masing-masing variabel (kecuali variabel tata guna lahan) untuk memperoleh model pertumbuhan tiap tahun dari setiap variabel tersebut. Adapun pemilihan trend terbaik dari setiap variabel adalah berdasarkan nilai error (MAPE) yang paling kecil.

#### B. Forecasting kerapatan beban cluster berdasarkan model

Berdasarkan hasil tren setiap variabel yang diperoleh, selanjutnya model tren pertumbuhan variabel tersebut digunakan untuk memprediksi kerapatan beban di setiap cluster sesuai dengan model yang diperoleh sebelumnya

#### C. Perhitungan Forecasting Beban Puncak

Hasil forecasting kerapatan beban per tahun yang diperoleh pada tiap *cluster* ini, selanjutnya digunakan untuk menghitung kerapatan beban masing-masing sektor pada *cluster* yang sama. Daya per sektor per kelurahan selanjutnya dapat ditentukan dengan mengalikan kerapatan beban per sektor dengan luas sektor dari daerah (kelurahan) pada *cluster* tersebut. Proses selanjutnya adalah melakukan perhitungan daya total kelurahan dengan menjumlahkan daya pada masing-masing sektor (perumahan, komersial, industri dan sosial) pada kelurahan tersebut. Secara matematis dapat dituliskan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$P_{Total\ Kelurahan}(t) = C_f (P_R(t) + P_B(t) + P_I(t) + P_S(t)) \quad (12)$$

Dimana :  $C_f$  : Coincident Factor

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Data Pengamatan

Data grid (kelurahan) yang digunakan sebagai objek penelitian terdiri dari 114 kelurahan dengan meliatkan 11 variabel yang meliputi variabel non kelistrikan dan kelistrikan. Variabel non kelistrikan yang digunakan adalah variabel geografis, demografi dan Ekonomi, sedangkan variabel kelistrikan diambil beban puncak per kelurahan. Berikut tabulasi variabel untuk cluster 5 sebagai sampel data (tabel 1 dan tabel 2):

**Tabel 1.** Variabel Non Kelistrikan

Kelurahan	Rumah Tangga	Luas Wilayah	Land Use (Ha)				PDRB
			Perumahan	Industri	Bisnis	Sosial	
Cibodassari	10744	97	88.19	0.25	5.50	3.25	7.15
Kroncong	2169	194	20.56	51.99	115.98	5.32	100.39
Karang Tengah	6371	227	79.49	43.24	100.88	3.49	88.05
Gembor	7364	303	76.81	49.86	116.34	60.16	104.40
Babakan	1138	1876	56.49	998.8	665.9	154.8	4.59

**Tabel 2.** Variabel Kelistrikan

Kelurahan	Beban(kW)			
	Perumahan	Industri	Bisnis	Sosial
Cibodassari	313.91	1.22	10.06	12.76
Kroncong	73.18	252.90	212.18	20.88
Karang Tengah	282.95	210.33	184.56	13.70
Gembor	273.41	242.55	212.83	236.13
Babakan	201.09	4858.91	1218.16	607.58

### 3.2. Analisa Komponen Utama dan Analisa Faktor

Dengan proses AKU ini variabel-variabel yang tidak berpengaruh akan dikeluarkan dari model matematis nantinya, sehingga model yang didapatkan lebih sederhana namun hasilnya tidak jauh berbeda (layak berdasarkan statistik).

**Tabel 3.** Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	6.226	62.261	62.261	6.22	62.261	62.261	5.146	51.459	51.459
2	2.583	25.828	88.090	2.58	25.828	88.090	2.589	25.889	77.348
3	1.009	10.088	98.177	1.00	10.088	98.177	2.083	20.829	98.177
4	.178	1.783	99.960						
5	.004	.040	100.000						

Dari hasil pengolahan AKU tersebut, selanjutnya dapat dikelompokkan AKU beserta faktor yang ada di dalamnya seperti tabel di bawah ini:

**Tabel.4.** Analisa Komponen Utama Pada Cluster 3

Cluster	Komponen Utama		
	Komponen 1	Komponen 2	Komponen 3
3	Beban Komersil	Beban Perumahan	Beban Sosial
	Luas Komersil	Luas Perumahan	Luas Sosial
	Luas Industri	Rumah Tangga	
	Beban Industri		
	PDRB		

### 3.3. Analisa Korelasi

Dari hasil analisa nilai korelasi masing-masing variabel terhadap nilai respon (*load density*) diperoleh variabel-variabel memiliki korelasi yang cukup erat dengan initial respon, yakni luas perumahan (*land use*), luas sosial (*Land Use*) dan beban rata-rata Industri (Kelistrikan). Hasil perhitungan memperlihatkan variabel-variabel tersebut sudah dapat menjelaskan keragaman dari nilai rating sebesar **97.9 %**. Secara statistik nilai ini sudah menunjukkan hasil yang baik.

### 3.4. Uji Variabel

Untuk mengetahui variabel-variabel yang mempunyai pengaruh nyata dan signifikan terhadap nilai initial rating (kerapatan beban), maka dilakukan uji parameter koefisien regresi parameter (t-test). Dari hasil ini juga akan diperoleh berapa besar kontribusi parameter yang berpengaruh terhadap perubahan nilai initial rating. Hasil uji parameter dapat dilihat di tabel berikut:

Tabel 5. Uji Parameter

Model	t-test	sig.	VIF
(Constant)	6.79	0.021	
L_Perumahan	-0.70	0.558	1.3
L_Sosial	-2.37	0.141	1.4
BR_Industri	8.36	0.014	1.5

### 3.5. Pembentukan Model

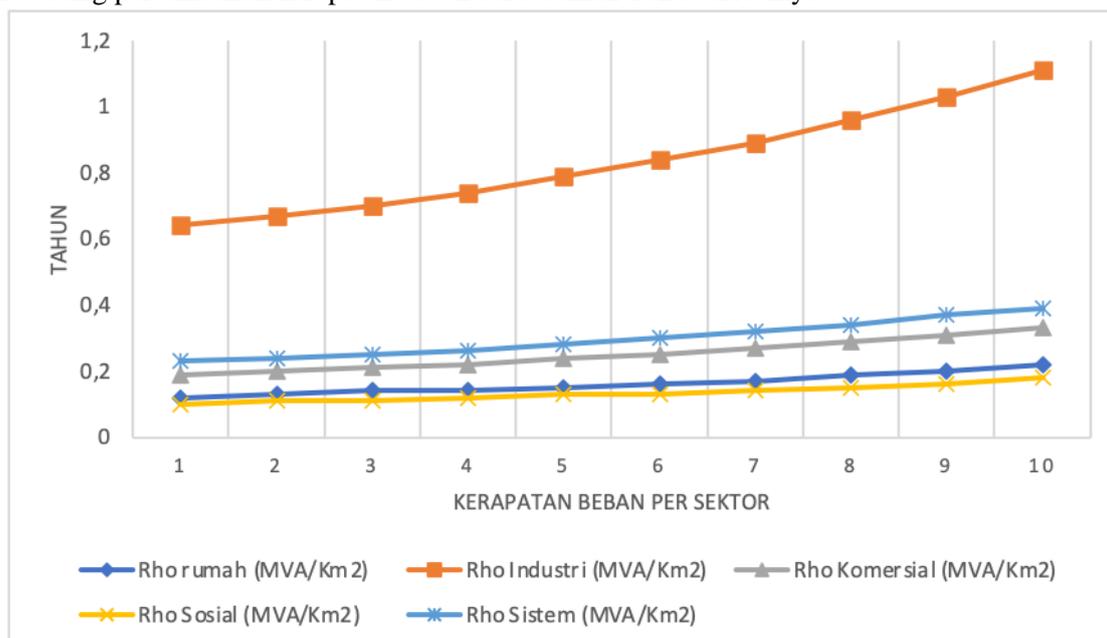
Pada tahap akhir ini dilakukan pemodelan terhadap seluruh parameter yang memberikan kontribusi terhadap nilai initial rating (load density), berdasarkan hasil uji variabel yang dilakukan sebelumnya. Sehingga diperoleh model sebagai berikut

$$\text{Load\_Dnst} = 1.36 - 0.00166 * L\_Prumhn - 0.00752 * L\_Sosial + 0.00450 * BR\_Indstri$$

Model regresi linear berganda yang terbentuk pada cluster ini, menghasilkan nilai statistik uji F sebesar 31.66 dengan tingkat signifikan 0.031 ( $< 0.05$ ). Ini berarti bahwa model yang diperoleh memadai dan menunjukkan beberapa parameter yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap nilai rating.

### 3.6. Perhitungan Pertumbuhan Kerapatan Beban

Berdasarkan model kerapatan beban pada cluster ini, maka selanjutnya dapat dihitung forecasting pertumbuhan kerapatan beban berdasarkan trend variabelnya.



Gambar 1. Kurva Kerapatan Beban (MVA/km<sup>2</sup>) per sektor

### 3.6. Hasil Perhitungan Pertumbuhan Beban di Setiap Kelurahan

Setelah didapatkan pertumbuhan kerapatan beban per sektor seperti pada gambar 1, maka selanjutnya dari hasil tersebut dihitung pertumbuhan beban per sektor per kelurahan dengan menurunkan dari persamaan kerapatan beban tersebut. Hasilnya dapat dilihat pada tabel 6.

**Tabel 6.** Pertumbuhan Beban Per Sektor di Setiap Kelurahan

Kelurahan	Sektor	Tahun 1	Tahun 2	Tahun 3	Tahun 4	Tahun 5
		Peak Load				
		(MVA)	(MVA)	(MVA)	(MVA)	(MVA)
Kroncong	Perumahan	0.16	0.17	0.19	0.20	0.22
	Industri	0.33	0.35	0.38	0.41	0.44
	Bisnis	0.23	0.25	0.26	0.28	0.31
	Sosial	0.03	0.03	0.04	0.04	0.04
Karang Tengah	Perumahan	0.19	0.20	0.22	0.23	0.25
	Industri	0.39	0.41	0.44	0.47	0.51
	Bisnis	0.27	0.29	0.31	0.33	0.36
	Sosial	0.04	0.04	0.04	0.04	0.05
Gembor	Perumahan	0.26	0.27	0.29	0.31	0.34
	Industri	0.52	0.55	0.59	0.63	0.68
	Bisnis	0.36	0.39	0.41	0.44	0.48
	Sosial	0.05	0.05	0.06	0.06	0.06
Babakan	Perumahan	0.05	0.06	0.06	0.06	0.07
	Industri	0.11	0.11	0.12	0.13	0.14
	Bisnis	0.07	0.08	0.08	0.09	0.10
	Sosial	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
Cibodassari	Perumahan	0.08	0.09	0.09	0.10	0.11
	Industri	0.17	0.18	0.19	0.20	0.22
	Bisnis	0.12	0.12	0.13	0.14	0.15
	Sosial	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02

## 4. KESIMPULAN

Metodologi prakiraan beban secara mikrosposial ini mampu mengidentifikasi dan mengelompokkan area dalam lingkup yang lebih kecil sesuai dengan karakteristik yang homogen dari wilayah masing – masing dalam bentuk *cluster*. Hasil *Clustering* mengerucut jadi 5 cluster ( yang berisikan kelurahan – kelurahan ) dari sebelum terdapat 114 kelurahan. Hasil prakiraan merupakan elaborasi dari metoda prakiraan beban makro sektoral yang mampu memberikan solusi dalam memberikan informasi penentuan besarnya beban, kapan terjadinya dan dimana lokasi beban tersebut dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi, sehingga cocok digunakan untuk dasar perencanaan pengembangan jaringan distribusi tenaga listrik

Tingkat ketelitian dari penggunaan metode ini akan semakin baik jika area yang diprediksi semakin kecil dan validitas data yang diberikan akurat. Hal ini dikarenakan metoda ini mempunyai basis dasar variabel bebannya adalah kerapatan beban, sehingga secara langsung dapat mengakomodir perubahan beban berdasarkan peruntukkan dari tata guna lahan sesuai sektor layanan dalam artian pelayanan bebannya dinamis.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Institut Teknologi PLN Jakarta dan LPPM atas kesempatan kepada tim PKM dan dukungan baik moril maupun materiil serta pendanaan sehingga kegiatan penelitian dapat terlaksana dengan baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Jiménez, A. Pertuz, C. Quintero and J. Montaña, "Multivariate Statistical Analysis based Methodology for Long-Term Demand Forecasting," in IEEE Latin America Transactions, vol. 17, no. 01, pp. 93-101, January 2019.
- [2] N. Avazov, J. Liu and B. Khoussainov, "Periodic Neural Networks for Multivariate Time Series Analysis and Forecasting," 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Budapest, Hungary, 2019, pp. 1-8.
- [3] Q. Fu, R. Lai, Y. Shan and X. Geng, "A Spatial Forecasting Method for Photovoltaic Power Generation Combined of Improved Similar Historical Days and Dynamic Weights Allocation," 2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia), Singapore, 2018, pp. 1195-1198.
- [4] P.Kobylinski, M.Wierzbowski, K.Piotrowski, "High-resolution net load forecasting for micro-neighbourhoods with high penetration of renewable energy sources", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier, 2019
- [5] JP Carvallo, PH Larsen, AH Sanstad, CA Goldman, "Load Forecasting in Electric Utility Integrated Resource Planning," *osti.gov* 6, 2017.
- [6] X. Sun, Z. Ouyang and D. Yue, "Short-Term Load Forecasting Based on Multivariate Linear Regression," IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), Beijing, pp 1 -5, 2017
- [7] Shahzadeh, Abbas & Khosravi, Abbas & Nahavandi, Saeid, "Improving load forecast accuracy by clustering consumers using smart meter a". 1-7. 10.1109/IJCNN. 7280393, 2015
- [8] Laurinec, Peter & Lucka, Maria. "New clustering-based forecasting method for disaggregated end-consumer electricity load using smart grid data". 210-215. 10.1109/INFORMATICS.8327248. 2017
- [9] Krzysztof Gajowniczek, Tomasz Ząbkowski, "Simulation Study on Clustering Approaches For Short-Term Electricity Forecasting", Complexity, Complex Optimization and Simulation in Power System, Volume 2018
- [10] Raza, Muhammad Qamar & Nadarajah, Mithulananthan & Li, Jiaming & Lee, Kwang, "Multivariate Ensemble Forecast Framework for Demand Prediction of Anomalous Days". IEEE Transactions on Sustainable Energy, p. 6, 2018
- [11] Jianwei Mi, Libin Fan, Xuechao Duan, and Yuanying Qiu, "Short-Term Power Load Forecasting Method Based on", Hindawi, Mathematical Problems in Engineering, Volume 2018
- [12] Mujiati Dwi Kartikasari and Arif Rohmad Prayogio. "Demand Forecasting of Electricity in Indonesia with Limited Historical", J. Phys.: Conf Data, 2018
- [13] Babcock, Chad & Matney, Jason & Finley, Andrew & Weiskittel, Aaron & Cook, Bruce. Multivariate Spatial Regression Models for Predicting Individual Tree Structure Variables Using LiDAR Data. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of. 6. 6-14. 10.1109/JSTARS.2012.2215582, 2013
- [14] W Kong, Z Dong, Y Jia, "Short - Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network", IEEE Transactions on Smart Grid 10(1) 841-851, 2019
- [15] S Humeau, T Wijaya, M Vasirani, "Electricity Load Forecasting For Residential Customer : Exploiting Aggregation and Correlation Between Households", 2013 Sustainable Internet and ICT for Sustainability, 2013