

Proyeksi Kebutuhan Energi Secara Microspasial Berdasarkan Penentuan Variabel Independen dengan Metode Kolmogorov-Smirnov

Dwi Anggainsi¹, Adri Senen², dan Hasna Satya Dini³

^{1, 2, 3} Institut Teknologi PLN

¹ dwi_anggainsi@itpln.ac.id

ABSTRACT

The macro-based model is a typical approach of energy prediction. As a result, it can't indicate load centers in microgrids and can't find the distribution station. Therefore, it is necessary to implement a small space energy projection. The more variables involved in energy projection, the more accurate the result. The projection is correlated to interaction among variables in the form of factors, as each service area has different dominant factors. The dominating factors in this study were identified using exploratory factor analysis. This strategy is used to figure out which variables are the most important. This research used 12 independent variables, 4 variables are grouped into 1 principal factors based on the result of component transformation matrix. These factors will be used in mathematical modeling of energy demand projections. So that the results of energy forecasting are more accurate. Because many statistical analysis methods assume that the data distribution is normal, this assumption must be verified. Plot of normal PP regression. The spread of data across the diagonal sources of a normalized residuals chart or one sample of the Kolmogorov-Smirnov test is two examples of the normality test.

Keywords: Projection Energy, Micro-spatial, Independent Variable, Kolmogorov-Smirnov

ABSTRAK

Metode prediksi prakiraan energi ini masih bersifat makro, menunjukkan bahwa tidak ada pusat beban di area kecil (grid), yang mengarah pada fakta bahwa lokasi gardu tidak dapat ditentukan dengan andal. Teknik prakiraan energi mengacu pada daerah yang lebih kecil (mikrospasial). Prakiraan energi listrik yang melibatkan banyak variabel, hasil proyeksinya lebih akurat. Hal itu disebabkan proyeksinya melibatkan interaksi antar variabel dalam bentuk faktor. Setiap area pelayanan memiliki faktor dominan yang berbeda. Untuk menentukan faktor yang paling dominan dapat menggunakan Metoda Exploratory Factor Analysis. Metoda ini mampu menentukan variabel yang dominan diantara variabel-variabel yang terlibat. Dalam penelitian ini yang semula melibatkan 12 variabel independen, ada 4 variabel yang dapat dikelompokkan menjadi satu faktor utama berdasarkan hasil Component Transformation Matriks. Faktor tersebut akan digunakan dalam pemodelan matematis proyeksi kebutuhan energi. Sehingga hasil peramalan energi lebih teliti. Assumsi ini harus diuji kebenarannya, sejumlah metode analisis dengan statistika mengasumsikan datanya normal, sehingga asumsi ini harus diuji kebenarannya. Cara pengujian kenormalan data yaitu melihat penyebaran data pada sumbu diagonal Grafik Normal PP diagram regresi standardisierteresiduum atau satu sampel uji Kolmogorov-smirnov.

Kata Kunci: Proyeksi Energi, Microspasial, Variabel Independent, Kolmogorov-Smirnov

1. PENDAHULUAN

Pada umumnya, metoda proyeksi peramalan energi masih berbentuk makro yang mengakibatkan tidak terlihatnya pusat beban pada wilayah yang kecil atau grid hal ini menyebabkan Distribusi gardu tidak dapat ditentukan dengan baik. Berdasarkan hal tersebut, membutuhkan metode peramalan beban berdasarkan microspasial atau daerah kecil. Pada dasarnya, metode prognosis terakhir secara microspasial terbagi menjadi dua yaitu metode *trending* dan metode *land use simulasion*. Adapun kebutuhan energi dapat dipengaruhi oleh banyak faktor atau variabel yang disebut dengan variabel independen.

Exploratory Factor Analysis digunakan dalam penelitian yang menghubungkan beberapa variabel bebas dengan variabel terikat dimana secara empirik variabel tersebut saling ketergantungan. Dalam hal ini asumsi dasar dalam proyeksi kebutuhan energi tidak terpenuhi diantara variabel bebas tersebut. Dalam kasus multicolinieritas tinggi antara variabel bebas maka teknik penduga berdasarkan metode kuadrat terkecil menjadi tidak dapat dijadikan acuan. Untuk mengatasi hal ini diperlukan teknik analisis lain yaitu dengan Analisis faktor eksplorasi adalah analisis untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang digunakan dalam penelitian. Adapun faktor yang terjadi jumlahnya lebih sedikit dari faktor yang sebelumnya, namun dapat menginterpretasikan variabel-variabel yang sebelumnya.

Analisis faktor eksplorasi adalah teknik analisis yang dapat digunakan untuk mengelompokkan variabel penelitian. Hal ini dimaksudkan untuk mengecualikan variabel yang paling dominan dari beberapa variabel yang ada. Hasil analisis faktor eksploratori dapat digunakan untuk membedakan variabel yang baik berdasarkan urutan atau rangking hasil analisis.

2. PROYEKSI KEBUTUHAN ENERGI SECARA MICROSPASIAL

2.1. Metode Analisa Kelompok

Clustering ataupun klasterisasi merupakan tata cara pengelompokan informasi. Klasterisasi merupakan suatu cara yang digunakan dalam mengelompokkan informasi ke dalam kelompok sehingga informasi dalam satu kelompok mempunyai banyak kemiripan serta informasi antar kelompok dengan sedikit. K- Means ialah metode yang sederhana dalam proses pengelompokan obyek (clustering).

Algoritma K- mean menjelaskan centroid ataupun kelompok sebagai rata- rata point dari kelompok tersebut. Dalam pelaksanaan algoritma k- Means yaitu $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ yakni $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ dalam ruang real R_n , hingga algoritma k- Means perlu menyusun partisi X dalam beberapa kelompok dengan titik tengah nilai rata rata kelompok tersebut tersebut.

2.2. Exploratory Factor Analysis

Factor Analysis adalah kombinasi linier yang dibobot dari variabel asal (X_o) menjadi variabel baru (P_i) dalam bentuk matrik: $P_i = B X_o$ dimana B adalah matrik yang menerapkan transformasi dari variabel sebelumnya ke variabel baru hingga diperoleh vektor komponen P_i . Adapun matrik tersebut dapat ditulis sebagai berikut:

$$P_1 = b_{11}X_1 + b_{12}X_2 + \dots + b_{1m}X_m \quad (1)$$

$$P_2 = b_{21}X_1 + b_{22}X_2 + \dots + b_{2m}X_m \quad (2)$$

$$P_i = b_{i1}X_1 + b_{i2}X_2 + \dots + b_{im}X_m \quad (3)$$

$X_1, X_2, \dots, X_m$ disebut variabel bebas, $\bar{P}_i = 0, S^2_{(P_i)} = 1$; $P_1, P_2, P_3, \dots, P_m$ disebut variabel faktor, dimana $m < i$. Adapun koefisien b dapat dijabarkan dalam bentuk matrik sebagai berikut:

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{i1} & b_{i2} & b_{i3} & b_{i4} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Komponen vektor P_i dapat ditulis Sebagai kombinasi linier dari variabel yang ada, yaitu:

$$P_i = b_{i1}X_1 + b_{i2}X_2 + \dots + b_{im}X_m \quad (5)$$

Keterangan:

- P_i = Faktor Estimasi ke-i
 b_i = koefisien nilai faktor ke-i
 m = Banyaknya variabel

Step dalam **Exploratory Factor Analysis** yang pertama ialah menghitung matriks korelasi menjadi syarat cukup data dalam analisa faktor yaitu dengan menggunakan metode *Kaiser Meyer Olkin* (KMO), Sampel dinyatakan cukup apabila nilai dari KMO > 0,6 dengan rumus:

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_{i \neq m} r_{im}^2}{\sum_i \sum_{i \neq m} r_{im}^2 + \sum_i \sum_{i \neq m} a_{im}^2} \quad (6)$$

Keterangan:

- r_{im}^2 = kuadrat matriks korelasi sederhana
 a_{im}^2 = kuadrat korelasi parsial

Step kedua adalah mencari faktor atau ekstraktor. NS. Untuk metode yang dapat digunakan untuk mereduksi data variabel dengan cara yang dapat mereduksi faktor atau variabel dan menjelaskan hubungan antar variabel yang diamati. *Exploratory Factor Analysis* teknik analisis yang mengekstrak variabel asli yang berkorelasi satu sama lain dan merubah variabel baru tersebut menjadi variabel yang tidak saling berhubungan yang disebut komponen utama.

2.4. Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik

Prakiraan permintaan energi ruang mikro mencakup jumlah pelanggan daya, daya tersambung, dan permintaan daya, dan kesalahan dihitung dari hasil prakiraan daya. Kebutuhan energi listrik sangat bergantung pada lokasi, jumlah penduduk, taraf hidup dan rencana pengembangan wilayah ke depan. Perkiraan permintaan listrik dan energi yang tidak tepat berarti kapasitas pembangkit listrik tidak mencukupi untuk memenuhi permintaan listrik konsumen.

Regresi komponen utama dapat membangun hubungan antara variabel dependen dan komponen utama yang diidentifikasi. Menurut Johnson dan Wichern (2007), komponen utama adalah kombinasi linier dari variabel bebas. $X_1, X_2, \dots, X_m$ yang memiliki matriks kovarian dengan nilai eigen $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq 0$ yang dinyatakan dengan :

$$W_i = b_{i1}X_1 + b_{i2}X_2 + \dots + b_{im}X_m \quad (7)$$

Keterangan:

- W_i = Kebutuhan Energi
 X = Variabel Independen

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data

Penelitian ini menggunakan 12 variabel yang terdiri dari 11 variabel independen dan 1 variabel dependen. Data dalam penelitian ini dapat dilihat dalam tabel 1.

Tabel 1. Data Penelitian

Kelurahan (Grid)	Rumah Tangga	Luas Wilayah	Land Use (Ha)			
			Perumahan	Industri	Bisnis	Sosial
kosambi	1572	2049	59.12	1187.82	791.88	10.17
Solear	1559	4750	97.50	2737.85	1825.24	89.41
Munjul	1243	5210	86.12	3026.94	2017.96	78.98
Jeung Jing	1694	2530	82.55	1423.05	948.70	75.71
Cisoka	1644	2860	107.69	1592.13	1061.42	98.76
Karangharja	1113	2053	53.64	1170.10	780.07	49.19
Caringin	1484	2675	95.30	1495.38	996.92	87.40
Paku Haji	2128	3930	88.02	2264.50	1509.67	67.81
Paku Alam	1683	2150	58.24	1228.13	818.75	44.87
Kalibaru	1573	5760	68.72	3383.00	2255.33	52.94

Kelurahan (Grid)	PDRB	Beban(kW)				Load Density kW/Ha
		Perumahan	Industri	Bisnis	Sosial	
kosambi	5.23	210.44	5778.31	1448.66	39.93	3.65
Solear	12.08	347.04	13318.63	3339.06	350.95	3.65
Munjul	13.30	306.55	14724.92	3691.62	310.00	3.65
Jeung Jing	6.36	293.84	6922.58	1735.53	297.15	3.66
Cisoka	7.15	383.31	7745.13	1941.75	387.62	3.66
Karangharja	5.19	190.93	5692.10	1427.04	193.08	3.65
Caringin	6.70	339.23	7274.45	1823.75	343.05	3.66
Paku Haji	9.99	313.31	11015.95	2761.76	266.15	3.65
Paku Alam	5.44	207.32	5974.39	1497.82	176.12	3.65
Kalibaru	14.79	244.62	16457.02	4125.87	207.80	3.65

Variabel dalam proyeksi kebutuhan energy listrik terdiri dari Rumah Tangga (X1), Luas Wilayah (X2), Land Use Perumahan (X3), Land Use Industri (X4), Land Use Bisnis (X5), Land Use Sosial (X6), PDRB (X7), Beban Perumahan (X8), Beban Industri (X9), Beban Bisnis (X10), Beban Sosial (X11) dan Load Density (Y).

3.2. Exploratory Factor Analysis

Dalam melakukan analisis faktor eksploratori terlebih dahulu merubah data kedalam bentuk baku Z dengan statistic deskriptif yang selanjutnya dilakukan pengujian normalitas terhadap data tersebut. Uji normalitas dilakukan dengan menggunakan uji K-S yang ditunjukkan pada tabel 2 berikut:

Tabel 2. Kolmogorovsmirnov Test

OneSample Kolmogorovsmirnov test		
		The rest that is not standardized
n		54
Parameter Normal ^a	Rata-rata	.0000000
	Standard Deviasi	.06948199
Most Extreme Differences	Absolut	.148
	Positif	.104
	Negatif	-.148
Kolmogorov Smirnov Z		1.086
Asym. Sig. (both sides)		.189
a. Distribusi tes Normal		

Pengujian normalitas dengan *Kolmogorov-Smirnov* merupakan salah satu test yang dilakukan untuk mengetahui penyebaran data acak dan spesifik pada suatu populasi (Cakravart, Laha dan Roy, 1967). Dalam tabel tersebut diketahui nilai dari Sig (2-tailed) adalah 0, yang artinya bahwa data berdistribusi normal. Dimana data dikatakan berdistribusi normal apabila nilai Sig. (2-tailed) lebih dari 0,05 (sig. > 0,05).

Tabel 3. KMO and Bartlett's Test

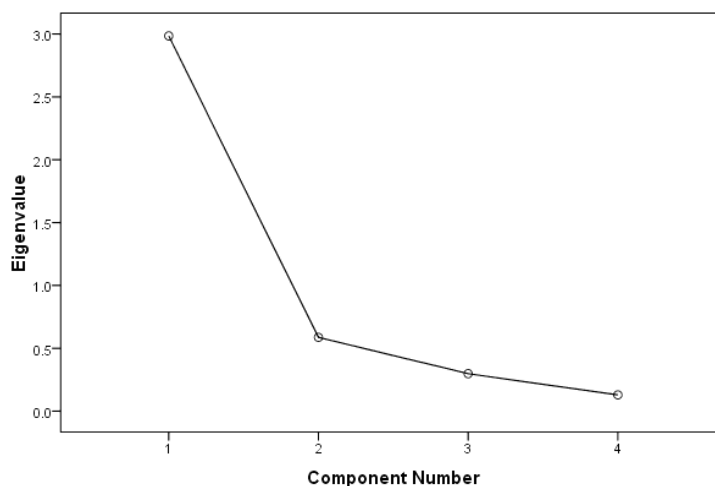
KMO and Bartlett's Test		
KaiserMeyerOlkin A measure of sampling adequacy.		.732
Bartlett's Spherical Test	Appr. ChiSquare	136.992
	Df.	6
	Significant	.000

Tabel keluaran di atas dari uji KMO dan Bartlett membantu menentukan realisasi variabel dengan pengukuran sampel Kaiser-Meyer-Olkin (KMOMSA). Jika nilai KMOMSA lebih dari 0,05 dengan nilai Bartlett Test tidak lebih dari 0,05, Anda dapat melanjutkan dengan teknik analisis faktor eksplorasi. Berdasarkan tabel di atas, nilai KMOMSA adalah 0,675 dan nilai uji Bartlett 0,000 dengan kata lain tidak lebih dari 0,05, sehingga analisis dapat dilanjutkan.

Berikutnya adalah AntiImageMatrices. Hal ini bertujuan untuk menemukan dan menentukan variabel yang cocok untuk analisis faktor eksploratif. Dari variabel-variabel independen yang peneliti gunakan diantaranya adalah Rumah Tangga, Land Use (Ha) Perumahan, Land Use (Ha) Industri, Land Use (Ha) Bisnis, Land Use (Ha) Sosial, PDRB, Beban (Kw) Perumahan, Beban (KW) Industri, Beban (KW) Bisnis dan Beban (KW) Sosial terdapat beberapa variabel yang layak digunakan dalam *Exploratory Factor Analysis* yaitu dengan melihat *Measuremen of Sampling Adequacy (MSA)* pada tabel Anti-Image Matrices. Variabel yang layak menggunakan *Exploratory Factor Analysis* adalah variabel dengan nilai MSA lebih dari 0,500, yaitu variabel-variabel berikut:

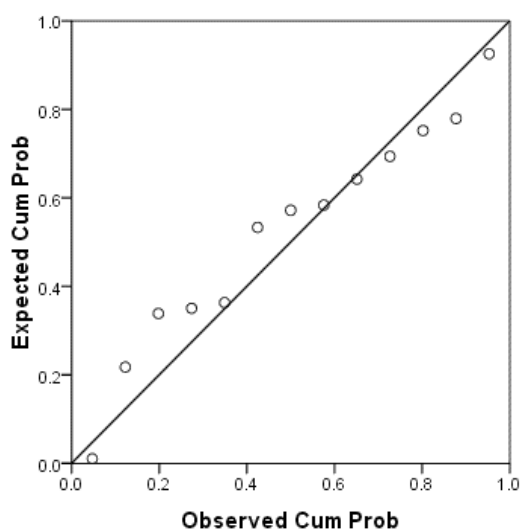
Tabel 4. Matriks AntiImage

Matriks AntiImage	
Luas Wilayah	0,792
Land Use Industri	0,699
Land Use Bisnis	0,695
Beban Industri	0,784

Scree Plot**Gambar 1.** Scree Plot Eigenvalue

Dalam diagram Scree Plot diatas menunjukkan banyaknya faktor yang terbentuk yaitu adanya titik Componen dengan nilai Eigenvalue lebih dari satu. Berdasarkan gambar di atas, terdapat tiga titik komponen dengan nilai eigen lebih besar dari satu, sehingga membentuk tiga elemen. Selain dapat dilihat menggunakan Scree Plot, penentuan banyaknya faktor dapat dilihat dari Rotate Componen Matrix dan Componen Plot in Rotated Space.

3.3. Proyeksi Kebutuhan Energi Listrik

**Gambar 2.** Diagram Regresi PP Normal Standarisi Residual Dependent Variable

Pada step akhir ini, semua parameter yang berkontribusi terhadap rating awal (kepadatan beban) dimodelkan pada hasil pengujian variabel yang dijalankan sebelumnya. Model $Load_Dnst = 0.136 * Factor1_1.616$ diperoleh. Persamaan regresi linier ganda yang dibentuk oleh kelompok ini menghasilkan statistik uji F 0,986 pada tingkat signifikansi 0,325 ($<0,05$). Artinya model yang terbentuk berpengaruh sangat baik terhadap nilai pengujian. Berdasarkan hasil analisis faktor eksplorasi di atas, bisa mendapatkan perkiraan permintaan energi di ruang mikro sesuai dengan tabel 5 berikut:

Tabel 5. Proyeksi Kebutuhan Energi

Kelurahan	Tahun (GWh)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kedoya Utara	160,3	172,1	184,5	197,6	211,3	225,9	241,1	257,3	274,3	292,2
Kembangan Utara	172,4	185,0	198,4	212,4	227,2	242,8	259,2	276,6	295,0	314,2
Semanan	296,0	317,7	340,6	364,7	390,1	416,9	445,1	474,9	506,3	539,4
Pegadungan	294,4	316,0	338,7	362,7	388,0	414,6	442,7	472,3	503,6	536,5
Tegal Alur	384,6	412,8	442,5	473,8	506,8	541,6	578,3	617,0	657,8	700,9
Duri Kosambi	261,5	276,8	294,0	313,3	335,1	359,8	387,4	418,8	454,1	494,0
Cengkareng Timur	265,5	281,0	298,5	318,1	340,3	365,3	393,4	425,2	461,1	501,6
Cengkareng Barat	283,4	300,0	318,6	339,6	363,2	389,9	419,9	453,9	492,1	535,4

Hasil dari pertumbuhan daya menunjukkan kebutuhan di sektor industri lebih tinggi (pada tahun 10 dibutuhkan daya sebesar 2003.3 MVA), diikuti oleh sektor bisnis sebesar 562.2 MVA dan sektor perumahan 308.3 MVA. Sektor sosial adalah yang paling rendah membutuhkan daya yaitu 80.7 MVA. Jadi, kebutuhan daya untuk masing-masing sektor dari tahun 1-10 yaitu Perumahan 138.8 MVA, Industri 846.1 MVA, Bisnis 241.8 MVA, Sosial 35.7 MVA. Sedangkan dalam bentuk kebutuhan energi untuk masing-masing sektor tersebut dari tahun 2008-2016 antara lain Perumahan 680.9 Gwh, Industri 4150.4 Gwh, Bisnis 1186.1 Gwh, Sosial 175.2Gwh. Dari hasil ini pertumbuhan sektor menunjukkan kesemua sektor pertumbuhan rata-rata hampir sama yakni 6 %.

Tabel 6. Energy and Load Demand Forecast AJ Tangerang

Calender Years	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Peak-Load (MVA)	1387.5	1462.1	1544.3	1635.2	1735.5	1846.5	1969.3	2105.2	2255.7	2422.7
- Residential	169.5	180.7	192.7	205.6	219.6	234.7	251.0	268.7	287.8	308.3
- Industrial	1157.2	1216.5	1282.3	1355.2	1436.3	1526.6	1626.8	1738.2	1862.3	2003.3

- Commercial	320. 4	338. 1	357. 6	379. 2	402. 9	429. 1	458. 1	490.0	525.4	562.2
- Public	45.0	47.8	50.8	54.0	57.6	61.5	65.7	70.3	75.4	80.7
Energy Sales (GWh)	6806 .7	7172 .4	7575 .9	8021 .5	8513 .7	9058 .3	9660 .5	1032 7.2	1106 5.8	11884 .7
- Residential	681. 9	726. 8	775. 1	827. 2	883. 4	944. 1	1009 .7	1080. 8	1157. 8	1240. 2
- Industrial	4655 .1	4893 .6	5158 .2	5451 .5	5777 .8	6140 .8	6543 .9	6992. 2	7491. 3	8058. 4
- Commercial	1288 .7	1359 .9	1438 .4	1525 .5	1620 .9	1726 .2	1842 .6	1971. 3	2113. 5	2261. 3
- Public	181. 0	192. 1	204. 2	217. 3	231. 6	247. 2	264. 3	282.9	303.2	324.7
Connected Load (MVA)	2952 .2	3110 .8	3285 .8	3479 .1	3692 .6	3928 .8	4190 .0	4479. 1	4799. 5	5154. 6
- Residential	295. 7	315. 2	336. 2	358. 8	383. 1	409. 5	437. 9	468.8	502.2	537.9
- Industrial	2019 .0	2122 .4	2237 .2	2364 .4	2505 .9	2663 .4	2838 .2	3032. 7	3249. 1	3495. 1
- Commercial	558. 9	589. 8	623. 9	661. 6	703. 0	748. 7	799. 2	855.0	916.7	980.8
- Public	78.5	83.3	88.6	94.3	100. 5	107. 2	114. 6	122.7	131.5	140.8

Pada di AJ Tangerang kepadatan industri lebih tinggi. Ini disebabkan oleh pertumbuhan natural dari sektor industri tiap tahun tinggi. Untuk sektor Perumahan pola kecenderungan pertumbuhannya hampir sama dengan sektor industri. Sedangkan untuk sektor bisnis dan sektor sosial ada kecenderungan pola pertumbuhan kerapatannya cenderung sama yakni relatif kecil. Hal ini dikarenakan perkembangan luas area bisnis dan sosial tidak terlalu signifikan. Sedangkan secara sistem pertumbuhan kepadatan adalah 0.9 MVA/Km². pertumbuhan kepadatan beban per sektor yang paling tinggi adalah di sektor industri 1.5 MVA/Km², diikuti oleh sektor perumahan 1.2 MVA/Km² dan sektor bisnis 0.6 MVA/Km². Kepadatan beban yang terendah adalah disektor sosial yaitu sebesar 0.5 MVA/Km².

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil research di atas semua nilai Komponen Transformation Matriks lebih dari 0,5 maka ketiga faktor tersebut dapat merangkum delapan variabel yang telah dinyatakan dapat dianalisis menggunakan *Exploratory Factor Analysis*. Adapun untuk faktor satu terdiri dari Luas Wilayah, Land Use Industri, Land Use Bisnis dan Beban Industri. Faktor kedua terdiri dari variabel Land Use Sosial dan Beban Sosial. Sedangkan untuk faktor yang ketiga yaitu terdiri dari variabel Rumah Tangga.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Institut Teknologi PLN telah memberikan dukungan serta membantu jalannya penelitian baik secara moriil maupun materiil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Ming, L. Zhang, J. Sun and Y. Zhang, "Analysis models of technical and economic data of mining enterprises based on big data analysis," 2018 IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA), Chengdu, China, 2018, pp. 224-227, doi: 10.1109/ICCCBDA.2018.8386516.
- [2] 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, doi: 10.1109/ISGT-Asia.2018.8467889
- [3] Matt C. Howard (2016) A Review of Exploratory Factor Analysis Decisions and Overview of Current Practices: What We Are Doing and How Can We Improve?, *International Journal of Human-Computer Interaction*, 32:1, 51-62, DOI: 10.1080/10447318.2015.1087664
- [4] M. T. Barendse, F. J. Oort & M. E. Timmerman (2015) Using Exploratory Factor Analysis to Determine the Dimensionality of Discrete Responses, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22:1, 87-101, DOI: 10.1080/10705511.2014.934850
- [5] Daniel McNeish (2017) Exploratory Factor Analysis With Small Samples and Missing Data, *Journal of Personality Assessment*, 99:6, 637652 DOI: 10.1080/00223891.2016.1252382
- [6] J. S. Challa, P. Goyal, S. Nikhil, A. Mangla, S. S. Balasubramaniam and N. Goyal, "DD-Rtree: A dynamic distributed data structure for efficient data distribution among cluster nodes for spatial data mining algorithms," 2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Washington, DC, USA, 2016, pp. 27-36, doi: 10.1109/BigData.2016.7840586.
- [7] X. Sun, Z. Ouyang, and D. Yue, "Short-term load forecasting based on multivariate linear regression," in 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/EI2.2017.8245401.
- [8] Shruti Sharma, Nitasha Hasteer, Jean Paul Van-Belle, "An exploratory study on perception of Indian crowd towards crowdsourcing software development", *Computing Communication and Automation (ICCCA) 2017 International Conference on*, pp. 901-905, 2017.
- [9] G. Longzhu, P. Shengmin and J. Zhengxun, "Exploratory Factor Analysis on Characteristic Indexes of Rice-irrigated Management Zones," 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Tianjin, China, 2009, pp. 553-556, doi: 10.1109/FSKD.2009.722.
- [10] L. Delannoy, S. Puri, A. T. D. Perera, S. Coccolo, D. Mauree and J. Scartezzini, "Climate Impact and Energy Sustainability of Future European Neighborhoods," 2018 5th International Symposium on Environment-Friendly Energies and Applications (EFEA), Rome, Italy, 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/EFEA.2018.8617066.
- [11] C. Widyastuti, A. Senen and O. Handayani, "Micro-Spatial Electricity Load Forecasting Using Clustering Technique," 2020 2nd International Conference on Industrial Electrical and Electronics (ICIEE), Lombok, Indonesia, 2020, pp. 17-21, doi: 10.1109/ICIEE49813.2020.9277274.
- [12] S. MohammadZadeh and A. A. Masoumi, "Modeling residential electricity demand using neural network and econometrics approaches," *The 40th International Conference on Computers & Industrial Engineering*, Awaji, Japan, 2010, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICCIE.2010.5668322.
- [13] P. Kobylinski, M. Wierzbowski, and K. Piotrowski, "High-resolution net load forecasting for micro-neighbourhoods with high penetration of renewable energy sources," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 117, p. 105635, May 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105635.

- [14] Cadeyrm J. Gaskin, Brenda Happell, On exploratory factor analysis: A review of recent evidence, an assessment of current practice, and recommendations for future use, *International Journal of Nursing Studies*, Volume 51, Issue 3, 2014, Pages 511-521, ISSN 0020-7489, <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2013.10.005>.
- [15] J. Jimenez, A. Pertuz, C. Quintero, and J. Montana, “Multivariate Statistical Analysis based Methodology for Long-Term Demand Forecasting,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 17, no. 01, pp. 93–101, Jan. 2019, doi: 10.1109/TLA.2019.8826700.