

PEMODELAN PREDIKTIF KONSUMSI ENERGI BANGUNAN GEDUNG KOMERSIAL DENGAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Indriyanti ¹⁾; Agus Subekti ²⁾

¹⁾ Program Studi Ilmu Komputer
STMIK Nusa Mandiri Jakarta
<http://www.nusamandiri.ac.id>
indriyanti.18120700@gmail.com

²⁾ Pusat Penelitian Elektronika dan Telekomunikasi
Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia
<http://www.lipi.go.id>
agus.subekti@lipi.go.id



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract— *Increasing building energy consumption prompted researchers to build a prediction model by applying the machine learning method, but the most accurate model is still unknown. Predictive models for energy consumption of commercial buildings are important for energy conservation. By using the right model, we can make building designs more efficient in energy use. In this paper, we propose a predictive model based on machine learning methods to get the best model for predicting total energy consumption. The algorithm used is SMOreg and LibSVM from the Support Vector Machine class, then to evaluate the model based on the Mean Absolute Error and Root Mean Square Error values. Using available public datasets, we developed a model based on the supporting vector engine for regression. The test results of both algorithms are known that the SMOreg algorithm has better accuracy because it has MAE and RMSE values of 4.70 and 10.15, while for the LibSVM model has MAE and RMSE values of 9.37 and 14.45. We propose a method based on the SMOreg algorithm because of its better performance.*

Keywords: *Support Vector Machine, SMOreg, LibSVM*

Intisari—Konsumsi energi bangunan yang semakin meningkat mendorong para peneliti untuk membangun sebuah model prediksi dengan menerapkan metode *machine learning*, namun masih belum diketahui model yang paling akurat. Model prediktif untuk konsumsi energi bangunan komersial penting untuk konservasi energi. Dengan menggunakan model yang tepat, kita dapat membuat desain bangunan yang lebih

efisien dalam penggunaan energi. Dalam tulisan ini, kami mengusulkan model prediktif berdasarkan metode pembelajaran mesin untuk mendapatkan model terbaik dalam memprediksi total konsumsi energi. Algoritma yang digunakan yaitu *SMOreg* dan *LibSVM* dari kelas *Support Vector Machine*, kemudian untuk evaluasi model berdasarkan nilai *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error*. Dengan menggunakan dataset publik yang tersedia, kami mengembangkan model berdasarkan pada mesin vektor pendukung untuk regresi. Hasil pengujian kedua algoritma tersebut diketahui bahwa algoritma *SMOreg* memiliki akurasi lebih baik karena memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* sebesar 4,70 dan 10,15, sedangkan untuk model *LibSVM* memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* sebesar 9,37 dan 14,45. Kami mengusulkan metode berdasarkan algoritma *SMOreg* karena kinerjanya lebih baik.

Kata kunci: *Support Vector Machine, SMOreg, LibSVM*

PENDAHULUAN

Pertumbuhan populasi yang semakin pesat menyebabkan konsumsi energi bangunan semakin meningkat. Data energi bangunan yang tersedia untuk publik saat ini semakin banyak, sehingga kesempatan menerapkan metode *machine learning* untuk memprediksi kinerja energi bangunan juga semakin banyak. Saat ini para peneliti telah mengembangkan berbagai metodologi statistik untuk membangun pemodelan energi untuk meramalkan total penggunaan energi atau terpilah oleh penggunaan energi akhir. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk memprediksi

penggunaan energi antara lain metode berbasis regresi, ANN, SVM dan masih banyak lagi. Misalnya, penggunaan metode SVM dan ANN untuk peramalan penggunaan energi listrik bangunan. Metode tersebut telah banyak digunakan untuk mengatasi kompleksitas sistem bangunan yang dipengaruhi oleh banyak parameter bangunan (Ahmad et al., 2014). Berbagai metode yang telah digunakan untuk memprediksi penggunaan energi masih belum menunjukkan hasil yang akurat, karena dari beberapa metode memiliki akurasi yang kurang baik.

Metode *Support Vector Machine* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi suatu kasus. SVM banyak di implementasikan pada beberapa algoritma lain di WEKA misalnya SMOREg dan LibSVM. SMOREg merupakan algoritma di dalam WEKA yang mengimplementasikan metode SVM untuk kasus regresi, algoritma tersebut dipilih dengan mengatur RegOptimizer. Selain itu, LibSVM juga merupakan implementasi dari SVM dengan berbagai jenis kernel dan parameter yang berbeda untuk setiap kernelnya (<http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/functions/SMOREg.html>, n.d). Setiap metode pasti mempunyai kelebihan dan kekurangan masing-masing, untuk mendapatkan metode atau model prediksi terbaik maka diperlukan beberapa pertimbangan salah satunya berdasarkan tingkat akurasi suatu model dalam memprediksi. Tingkat akurasi suatu model dapat dilihat atau dievaluasi menggunakan nilai MAE (*Mean Absolute Error*) dan RMSE (Colanus, Drajana, & Selection, 2017).

Salah satu data energi bangunan yang tersedia untuk publik saat ini adalah CBECS (*Commercial Buildings Energy Consumption Survey*). CBECS adalah data survey tentang konsumsi energi bangunan di Amerika Serikat yang dikumpulkan oleh Badan Informasi Energi (*US-EIA-Energy Information Administration*) (Michaels, 2016). Energi yang merupakan salah satu aspek bangunan di Amerika diatur dalam peraturan perundangan, ada kriteria minimum yang diisyaratkan oleh peraturan energi dan itu harus dipenuhi oleh setiap bangunan. Karena itu, data konsumsi energi seluruh bangunan komersial yang ada di Amerika dikumpulkan dalam CBECS ini sebagai tolok ukur kondisi efisiensi bangunan. Data di dalam CBECS ini selalu diperbarui secara berkala setiap empat atau lima tahun sekali. Versi terbaru saat ini adalah CBECS 2012 yang memiliki sekitar 50% peningkatan ukuran sampel dan daftar variabel survei yang lebih detail. Dataset CBECS mikrodta telah banyak digunakan untuk penelitian, salah satunya untuk pemodelan

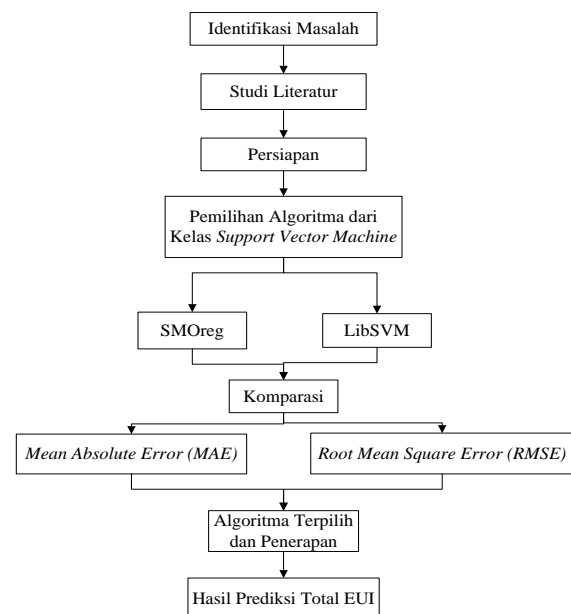
prediktif untuk memprediksi total EUI dengan menggunakan algoritma statistik dan machine learning. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma machine learning lebih baik daripada regresi linear (Deng, Fannon, & Eckelman, 2018).

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model terbaik untuk memprediksi konsumsi energi bangunan pada gedung komersial berdasarkan nilai MAE dan RMSE suatu model prediksi.

BAHAN DAN METODE

Pada penelitian ini dilakukan prediksi terhadap total konsumsi energi bangunan dari pengujian dataset CBECS mikrodta tahun 2012 yang diambil dari repository EIA (*Energy Information Administration*) yang dapat diakses melalui halaman *website EIA yaitu https://www.eia.gov/consumption/commercial/*. Dataset tersebut berisi survei data penggunaan energi di beberapa bangunan komersial Amerika Serikat. Atribut yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 77 atribut dan 1016 data.

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, antara lain: identifikasi masalah, studi literatur, persiapan, pemilihan algoritma, komparasi, penerapan algoritma terpilih dan menampilkan hasil prediksi total EUI. Sedangkan untuk teknik pengumpulan datanya, peneliti melakukan studi literatur terhadap penelitian sebelumnya dengan tema yang sama yaitu prediktif modeling untuk memprediksi konsumsi energi bangunan.



Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)

Gambar 1. Kerangka Pemikiran Penelitian

Berikut penjelasan mengenai tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan:

1. Identifikasi Masalah

Pada tahap ini peneliti melakukan identifikasi terhadap permasalahan yang ada yaitu algoritma yang digunakan untuk memprediksi konsumsi energi bangunan masih memiliki kekurangan khususnya untuk memprediksi total penggunaan energi (total EUI) pada dataset CBECS mikrodata tahun 2012.

2. Studi Literatur

Tahap kedua yaitu studi literatur untuk menentukan algoritma yang akan dipakai pada penelitian ini. Studi literatur dilakukan dengan mencari referensi dari berbagai sumber yang terkait dengan penelitian ini. Referensi yang dicari antara lain yang berkaitan dengan CBECS mikrodata, algoritma *Support Vector Machine*, nilai *Mean Absolute Error* dan nilai *Root Mean Square Error*.

3. Persiapan

Persiapan yang dilakukan pada penelitian ini yaitu mencari dataset CBECS mikrodata. Setelah dataset didapatkan, tahap selanjutnya yaitu melakukan *preprocessing* dataset. Menentukan berapa jumlah atribut dan data yang akan digunakan sesuai dengan kebutuhan penelitian dan menghilangkan *missing value* pada dataset.

4. Pemilihan Algoritma

Berdasarkan referensi yang telah didapatkan pada tahap studi literatur, maka pada tahap ini dilakukan pemilihan algoritma terbaik dari beberapa sumber yang berkaitan dengan penelitian ini. Beberapa penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa metode *Support Vector Machine* memiliki akurasi terbaik untuk memprediksi konsumsi energi. Algoritma yang dipilih untuk penelitian ini adalah *SMOreg* dan *LibSVM* yang merupakan kelas dari metode *Support Vector Machine* pada *tools WEKA*.

5. Komparasi

Pada tahap ini dilakukan komparasi atau perbandingan antara dua algoritma yang telah dipilih yaitu algoritma *SMOreg* dan algoritma *LibSVM*. Kedua algoritma tersebut dievaluasi tingkat akurasinya berdasarkan nilai *Mean Absolute Error* dan nilai *Root Mean Square Error*. Dari evaluasi akurasi tersebut nantinya akan didapatkan algoritma terbaik.

6. Algoritma Terpilih dan Penerapan

Algoritma terbaik yang dihasilkan pada tahap komparasi kemudian digunakan untuk memprediksi total EUI dari dataset CBECS mikrodata tahun 2012.

7. Hasil Prediksi Total EUI

Tahap penerapan algoritma pada dataset CBECS mikrodata tahun 2012 akan menghasilkan data prediksi untuk Total EUI yang nantinya akan ditampilkan dalam bentuk grafik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset

Data konsumsi energi bangunan CBECS mikrodata yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari www.eia.gov. Penelitian ini hanya menggunakan 77 atribut dan 1016 data bangunan yang akan digunakan untuk mencari model prediksi terbaik dan untuk memprediksikan total konsumsi energi bangunan di Amerika Serikat. Total EUI untuk setiap bangunan sebagai variabel respon utama berdasarkan penggunaan energi tahunan yang dilaporkan dari berbagai bahan bakar dan listrik. Tabel 1 berikut adalah data atribut yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 1. Atribut CBECS mikrodata 2012

No	Variabel	Keterangan
1	CENDIV	Wilayah
2	SQFT	Luas
3	WLCNS	Bahan konstruksi dinding
4	RFCNS	Bahan konstruksi atap
5	RFCOOL	Bahan atap dingin
6	RFTILT	Kemiringan atap
7	BLDSHP	Bentuk bangunan
8	GLSSPC	Persentase kaca eksterior
9	EQGLSS	Semua sisi menggunakan kaca
10	NFLOOR	Jumlah lantai
11	FLCEILHT	Tinggi lantai ke langit-langit
12	ATTIC	Loteng
13	YRCON	Tahun konstruksi
14	RENRF	Penggantian atap
15	RENWLL	Penggantian dinding eksterior
16	RENWIN	Penggantian jendela
17	RENHVC	Upgrade peralatan HVAC
18	RENLGT	Peningkatan pencahayaan
19	RENELC	Upgrade listrik
20	RENINS	Upgrade isolasi
21	ONEACT	Satu aktivitas dalam membangun
22	FACIL	Di kompleks bangunan
23	OWNTYPE	Pemilik gedung
24	NOCC	Jumlah bisnis
25	OWNOCC	Ditempati pemilik atau disewakan kepada penyewa (s)
26	OWNOPR	Pemilik bertanggung jawab untuk operasi dan pemeliharaan sistem energi
27	OCCUPYP	Persentase hunian

No	Variabel	Keterangan
28	OPEN24	Buka 24 jam sehari
29	OPNWE	Buka pada akhir pekan
30	WKHRS	Total jam buka per minggu
31	NWKER	Jumlah Karyawan
32	FKUSED	Bahan bakar minyak / solar / minyak tanah yang digunakan
33	PRUSED	Botol gas / LPG / propana yang digunakan
34	STUSED	Uap distrik digunakan
35	ELHT1	Listrik digunakan untuk pemanasan utama
36	NGHT1	Gas alam digunakan untuk pemanasan utama
37	HEATP	Persentase panas
38	MAINHT	Peralatan pemanas utama
39	HTVCAV	Ventilasi pemanas: Penanganan udara sentral dengan CAV
40	HTVVAV	Ventilasi pemanas: Penanganan udara sentral dengan VAV
41	ELCOOL	Listrik yang digunakan untuk pendinginan
42	NGCOOL	Gas alam digunakan untuk pendinginan
43	COOLP	Persentase dingin
44	MAINCL	Peralatan pendingin utama
45	CLVCAV	Ventilasi pendingin: Unit penanganan udara sentral dengan CAV
46	CLVVAV	Ventilasi pendingin: Unit penanganan udara sentral dengan VAV
47	EMCS	Membangun sistem otomasi
48	RDHTNF	Pemanasan berkurang selama 24 jam
49	RDCLNF	Pendinginan berkurang selama 24 jam
50	ECN	Siklus Economizer
51	MAINT	Perawatan HVAC reguler
52	ENRGYPLN	Rencana manajemen energi
53	PCTERMN	Jumlah komputer
54	LAPTPN	Jumlah laptop
55	PRNTRN	Jumlah printer
56	COPIERN	Jumlah mesin fotokopi
57	LTOHRP	Persentase menyala saat terbuka
58	LTNHRP	Persentase menyala dari jam
59	FLUOR	Lampu neon
60	CFLR	Lampu neon kompak
61	BULB	Lampu pijar
62	HALO	Lampu halogen
63	HID	Bola lampu intensitas tinggi (HID)
64	LED	Light-emitting diode (LED) bulbs

No	Variabel	Keterangan
65	SCHED	Penjadwalan cahaya
66	OCSN	Sensor okupansi
67	WINTYP	Jenis kaca jendela
68	TINT	Kaca jendela berwarna
69	REFL	Kaca jendela reflektif
70	AWN	Overhang eksternal atau tenda
71	SKYLT	Skylight atau atrium
72	DAYLTP	Persen siang hari
73	HDD65	Hari gelar pemanas (basis 65)
74	CDD65	Hari derajat pendinginan (basis 65)
75	HVACEUI	Penggunaan HVAC
76	LTNEUI	Penggunaan pencahayaan
77	PLEUI	Beban listrik yang digunakan

Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)

Hasil Eksperimen Algoritma SMOreg

Tabel 2. Hasil eksperimen dengan algoritma SMOreg

Model	MAE	RMSE
<i>SMOreg</i>	4,70	10,15
<i>SMOreg + Random Subset</i>	4,94	10,32
<i>SMOreg + Principal Component</i>	9,39	14,36
<i>SMOreg + Normalize</i>	4,71	10,15
<i>SMOreg exp 2.0</i>	12,60	17,86
<i>SMOreg NormalizedPolykernel exp 2.0</i>	8,08	13,14
Model	MAE	RMSE
<i>SMOreg NormalizedPolykernel exp 1.5</i>	7,69	12,84
<i>SMOreg RBFkernel</i>	5,64	11,10
<i>SMOreg RBFkernel gamma 0.02</i>	6,44	11,71

Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)

Tabel 2 hasil eksperimen dengan algoritma *SMOreg* di atas menunjukkan bahwa nilai *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error* terkecil dimiliki oleh model *SMOreg* dengan parameter standar yang disediakan pada tools WEKA yaitu dengan kernel *polykernel*. Nilai MAE yang dihasilkan sebesar 4,70 dan nilai RMSE sebesar 10,15. Semakin kecil nilai MAE dan RMSE nya, semakin baik pula akurasi. Akurasi terburuk ditunjukkan oleh model *SMOreg* dengan kernel *polykernel* dan nilai *exponent 2*, karena memiliki nilai MAE sebesar 12,60 dan nilai RMSE sebesar 17,86.

LibSVM

Tabel 3. Hasil eksperimen dengan algoritma LibSVM

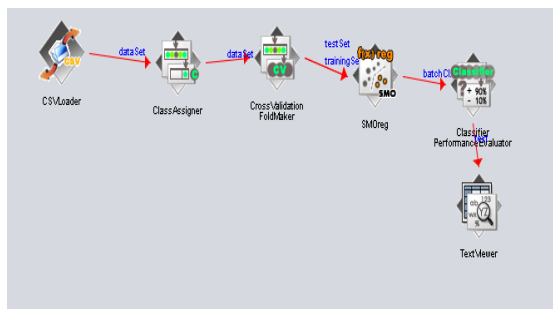
Model	MAE	RMSE
<i>LibSvm nu-SVR radial basic function</i>	58,51	77,26
<i>LibSvm nu-SVR radial basic function + normalize</i>	56,59	75,31
<i>LibSvm nu-SVR radial basic function + Principal Component</i>	51,82	69,69
<i>LibSVM epsilon SVR + principal component</i>	49,69	49,69
<i>LibSVM epsilon SVR + normalize</i>	55,80	75,93
<i>LibSVM epsilon SVR + random subset</i>	58,30	78,34
<i>LibSVM epsilon SVR + principal component, polinomial (kerneltype)</i>	54,33	73,81
<i>LibSVM epsilon SVR + principal component, linear (kerneltype)</i>	9,37	14,45
<i>LibSVM epsilon SVR + principal component, sigmoid (kerneltype)</i>	40,86	56,67

Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)

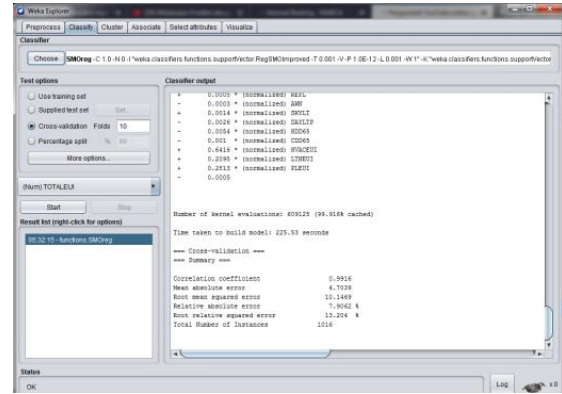
Tabel 3 diatas hasil eksperimen dengan algoritma *SMOreg* di atas menunjukkan bahwa nilai *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error* terkecil dimiliki oleh model *LibSVM* dengan tipe algoritma SVM yang berbeda yaitu *epsilon SVR* dan menggunakan tipe kernel *linear* yang dipadukan dengan metode *principal component* pada tahap *preprocessing* data. Nilai MAE yang dihasilkan sebesar 9,37 dan nilai RMSE sebesar 14,45. Semakin kecil nilai MAE dan RMSE nya, semakin baik pula akurasi nya, ditunjukkan oleh model *LibSVM* dengan tipe algoritma SVM yang berbeda yaitu *nu-SVR* dan menggunakan tipe kernel *radial basic function*, karena memiliki nilai MAE sebesar 58,51 dan nilai RMSE sebesar 77,26.

Model SMOreg yang diusulkan

Hasil evaluasi yang telah dilakukan di atas menunjukkan bahwa algoritma *SMOreg* memiliki tingkat error lebih kecil dibandingkan dengan *LibSVM*. Berikut desain dan model *SMOreg* yang digunakan untuk pengujian dataset:



Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)
Gambar 3. Desain Model Pengujian SMOreg



Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)
Gambar 4. Model Pengujian SMOreg

Pembahasan

Tingkat akurasi suatu model prediksi dapat dievaluasi menggunakan nilai Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Square Error (RMSE) dengan menggunakan software WEKA. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan sebelumnya, didapatkan model prediksi terbaik yaitu algoritma *SMOreg*. Algoritma tersebut selanjutnya digunakan untuk memprediksi total EUI bangunan komersial di Amerika Serikat.

Tabel Hasil Prediksi

Prediksi Total EUI yang dihasilkan dengan model pengujian *SMOreg* dapat dilihat pada tabel 4 berikut ini:

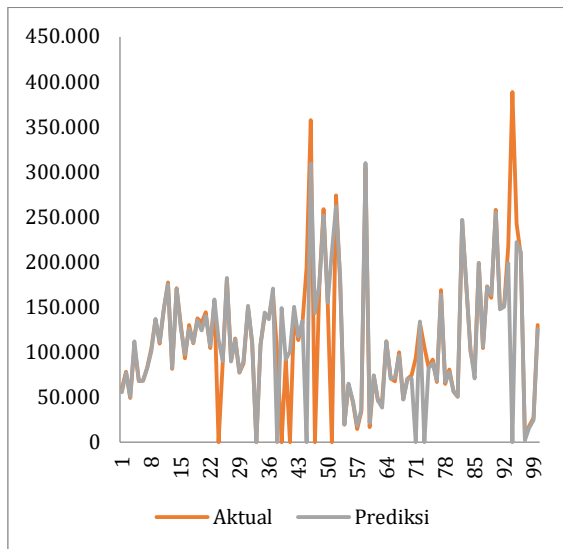
Tabel 4. Sampel Hasil Prediksi Total EUI

Data	Aktual	Prediksi
1	59.814	55.547
2	78.132	77.305
3	49.212	50.295
4	106.853	112.073
5	68.014	67.805
6	68.378	68.407
7	82.923	82.146
8	104.224	100.918
9	136.099	136.956
10	109.634	111.223
11	147.339	148.971
12	177.337	175.276
13	81.446	82.676
14	170.984	170.275
15	130.069	126.997
16	93.333	97.588
17	130.266	126.131
18	109.777	110.658

Data	Aktual	Prediksi	Data	Aktual	Prediksi
19	137.685	135.404	62	45.752	46.247
20	132.686	124.241	63	45.851	38.541
21	144.441	139.914	64	111.852	112.178
22	104.608	106.819	65	70.755	70.548
23	155.935	158.402	66	67.706	71.968
24	115.3	113.724	67	100.007	96.792
25	88.644	90.338	68	47.872	47.482
26	181.568	182.432	69	70.265	70.612
27	90.311	89.471	70	74.238	70.897
28	115.192	114.487	71	93.615	92.87
29	77.346	77.934	72	132.621	133.892
30	87.658	90.339	73	105.492	102.77
31	149.547	151.401	74	83.122	82.053
32	110.151	110.064	75	91.912	87.749
33	115.17	114.5	76	66.937	68.207
34	108.751	107.183	77	169.013	163.779
35	139.441	143.945	78	64.717	66.998
36	138.258	136.522	79	80.914	77.803
37	164.865	170.799	80	56.672	56.227
38	99.163	105.42	81	50.454	50.396
39	158.41	149.112	82	246.533	246.569
40	91.615	91.804	83	173.892	173.635
41	99.13	100.805	84	101.008	102.816
42	142.411	150.505	85	77.398	70.795
43	113.379	117.503	86	199.074	198.602
44	132.045	134.834	87	104.519	106.045
45	194.065	197.53	88	173.039	172.287
46	357.662	309.249	89	160.359	163.634
47	137.88	143.109	90	257.978	255.049
48	176.177	175.709	91	151.968	147.604
49	258.645	251.591	92	150.598	150.341
50	153.786	154.996	93	217.586	198.563
51	207.99	211.518	94	388.821	381.57
52	273.998	261.834	95	242.904	221.987
53	175.868	182.046	96	207.824	211.416
54	19.808	19.618	97	5.177	2.191
55	63.672	65.043	98	17.745	15.837
56	44.075	45.355	99	26.977	24.501
57	14.512	18.161	100	130.189	125.356
58	34.057	36.299			
59	304.467	310.025			
60	16.628	21.447			
61	73.687	74.417			

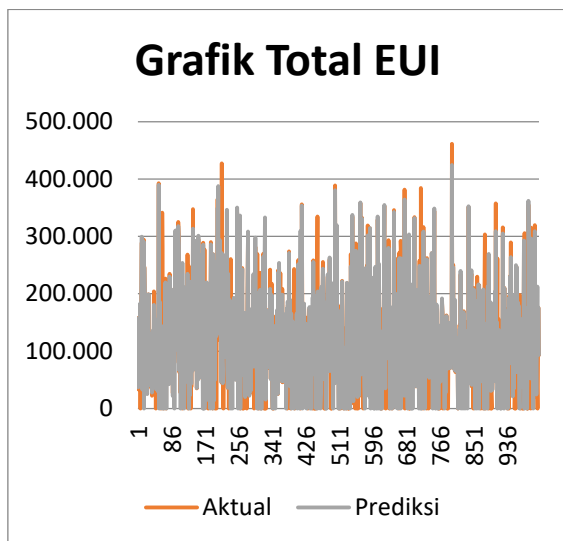
Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)

Grafik Hasil Prediksi



Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)
 Gambar 5. Grafik Hasil Prediksi 1016 Data

Gambar 5 merupakan grafik hasil prediksi total EUI dengan menggunakan seluruh data yang ada di dataset CBECS mikordata 2012.



Sumber: (Indriyanti & Subekti, 2018)
 Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi 100 Data

Pada grafik gambar 6 dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi total penggunaan energi bangunan, maka semakin tinggi pula prediksi total penggunaan energi bangunan dengan algoritma SMOreg. Prediksi berbanding lurus dengan nilai *error* hasil prediksi.

KESIMPULAN

Penelitian ini mengkomparasikan beberapa model untuk memprediksi total penggunaan energi bangunan (Total EUI).

Algoritma dasar yang digunakan adalah *Support Vector Machine (SVM)*, sedangkan algoritma yang digunakan untuk model prediksi yaitu algoritma SMOreg dan LibSVM yang merupakan kelas dari SVM pada *software WEKA*.

Hasil evaluasi dan validasi yang dilakukan dengan mencari *nilai Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error* menunjukkan bahwa algoritma SMOreg memiliki akurasi lebih baik daripada LibSVM. Nilai MAE dan RMSE yang dihasilkan oleh algoritma SMOreg sebesar 4,70 dan 10,15. Hal itu yang menjadi bukti bahwa algoritma SMOreg dapat digunakan untuk memprediksi total penggunaan energi bangunan komersial di Amerika Serikat. Hasil prediksi total EUI dapat disajikan dalam bentuk grafik agar memudahkan para penyedia energi bangunan untuk melakukan evaluasi.

Berikut saran dari penulis untuk penelitian selanjutnya: menerapkan algoritma SMOreg pada dataset konsumsi energi yang ada di Indonesia untuk memprediksi total penggunaan energi; membandingkan algoritma terpilih dengan algoritma lain seperti *Random Forest*, *Linear Regression* dan dapat juga ditingkatkan akurasinya dengan *feature selection*.

REFERENSI

Ahmad, A. S., Hassan, M. Y., Abdullah, M. P., Rahman, H. A., Hussin, F., Abdullah, H., & Saidur, R. (2014). A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 102-109. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.069>

Colanus, I., Drajana, R., & Selection, F. (2017). METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN FORWARD SELECTION PREDIKSI PEMBAYARAN PEMBELIAN BAHAN BAKU, 9, 116-123.

Deng, H., Fannon, D., & Eckelman, M. J. (2018). Predictive modeling for US commercial building energy use: A comparison of existing statistical and machine learning algorithms using CBECS microdata. *Energy and Buildings*, 163, 34-43. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2017.12.031>

Indriyanti, I., & Subekti, A. (2018). *Laporan Akhir Penelitian "Pemodelan Prediktif Konsumsi Energi Bangunan Gedung Komersial Dengan Algoritma Support Vector Machine."* Jakarta.

Michaels, J. (2016). *2012 Commercial Buildings Energy Consumption Survey: Energy Usage Summary*. Washington, DC. Retrieved from <https://www.eia.gov/consumption/commercial/>