

JURNAL TEKNO

Volume 24

Nomor 2

September 2015

ISSN 1693 - 8739

TEKNO

JURNAL TEKNOLOGI ELEKTRO DAN KEJURUAN

TEKNIK ELEKTRO UNIVERSITAS NEGERI MALANG

TEKNO

JURNAL TEKNOLOGI ELEKTRO DAN KEJURUAN

KETUA PENYUNTING

Tri Atmaji Sutikno

WAKIL KETUA PENYUNTING

Setiadi Cahyono Putro

PENYUNTING PELAKSANA

Muladi

Siti Sendari

Aji Prasetya Wibawa

PENYUNTING AHLI

Amat Mukhadis (Universitas Negeri Malang)

Achmad Sonhadji (Universitas Negeri Malang)

Paryono (Universitas Negeri Malang)

M. Isnaeni (Universitas Gadjah Mada)

Soeharto (Universitas Negeri Yogyakarta)

Sumarto (Universitas Pendidikan Indonesia Bandung)

Budiono Ismail (Universitas Brawijaya)

Oscar Mangisengi (Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya)

TATA USAHA

Triyanna Widiyaningtyas

Utomo Pujiyanto

ALAMAT REDAKSI :Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Negeri Malang, Jl. Semarang 5 Malang. Jawa Timur, Telp. 0341 - 551312 psw 304, 0341 - 7044470, Fax : 0341 - 559581 E-mail: tekno.journal@um.ac.id

Jurnal Ilmiah **TEKNO** diterbitkan oleh Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Negeri Malang, Terbit pertama kali pada tahun 2004 dengan judul **TEKNO**

Jurnal Ilmiah **TEKNO** diterbitkan dua kali dalam setahun.yaitu pada bulan Maret dan September Redaksi menerima artikel hasil penelitian atau analisis konseptual. Redaksi sepenuhnya berhak menentukan suatu artikel layak/tidak dimuat. Dan berhak memperbaiki tulisan selama tidak merubah isi dan maksud tulisan. Naskah yang tidak dimuat tidak dikembalikan dan setiap artikel yang dimuat akan dikenai biaya cetak.

Jurnal Ilmiah **TEKNO** diterbitkan di bawah pembinaan Tim Pengembangan Jurnal Universitas Negeri Malang. **Pembina** : AH.Rofi'uddin (Rektor). **Penanggung Jawab** : Wakil Rektor I, Ketua : Ali Saukah. **Anggota** : Suhadi Ibnu. Amat Mukhadis. Mulyadi Guntur Waseno. Margono Staf Teknis: Aminarti S. Wahyuni, Ma'arif. **Pembantu Teknis** : Stefanus Sih Husada. Sukarto Akhmad Munir.

TEKNO

JURNAL TEKNOLOGI ELEKTRO DAN KEJURUAN

Daftar Isi

<i>Rr. Henning Gratyanis A Setiadi Cahyono Putro Yuni Rahmawati</i>	Studi Pemahaman Karier dan Relevansi Praktikum Terhadap Kesiapan Kerja Pada Siswa Smk	1 – 8
<i>Robi Andria Suwasono Siti Sendari</i>	Pengembangan Media Trainer Kit Mobile Robot Quadcopter Pada Mata Kuliah Robotika Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Negeri Malang	9–14
<i>Larensi Mahligai Mustika Hakkun Elmunsyah Muladi</i>	Pengembangan Media Pembelajaran Berbasis <i>Content Management System</i> (Cms) Yang Diinteraksikan Dengan Media Sosial Pada Mata Pelajaran Produktif TKJ Kelas X SMKN 1 Pungging, Mojokerto	15 –22
<i>Luqman Assaffat Kusworo Adi Achmad Widodo</i>	Support Vector Machine Untuk Prakiraan Beban Listrik Harian Pada Sektor Industri	21 – 28
<i>Dita Larasati Bimo Setyo Yuusufa Kartika Candra Kirana</i>	Sistem Pendukung Keputusan Produksi Berbasis <i>Fuzzy</i> Pada Sistem Informasi Jual Beli Mobil Bekas	29 – 36
<i>Fauzi Sri Agung Hari Putranto</i>	Kendali Kecepatan Motor DC Berbasis Labview Menggunakan Metode PID Logic	37 –44
<i>Binti Rosyidah Triyanna Widiyaningtyas Heru Wahyu Herwanto</i>	Membangun Kerjasama Sekolah Menengah Kejuruan dan Industri untuk Keterseuaian Kompetisi Lulusan	45 – 50
<i>Amirna Kuswantiya Sujono</i>	Perbedaan Motivasi dan Hasil Belajar Pada Kompetensi Rangkaian Transien Menggunakan Model Pembelajaran Berbasis Masalah (Pbm) Dengan <i>Student Teams Achievement Division</i> (Stad) Pada Siswa Kelas X Jurusan Tiplt Di Smk Negeri 6 Malang	51 – 59
<i>Didik Dwi Prasetya</i>	Kesiapan Pembelajaran Berbasis Buku Digital	60 – 64
<i>Arga Tri Agung H Puger Honggowiyono</i>	Pengembangan Bahan Ajar Konverter Boost Pada Matakuliah Praktikum Elektronika Daya di Jurusan Teknik Elektro Universitas Negeri Malang	65 – 70

Pengantar Redaksi

TEKNO....

Puji Syukur kami panjatkan kepada Allah SWT, bahwa Jurnal TEKNO Jurnal Teknologi Elektro dan Kejuruan edisi Volume 24 Nomor 2, September 2015 telah terbit sesuai dengan jadwal yang telah ditetapkan.

TEKNO adalah sebuah Jurnal Ilmiah yang diterbitkan oleh Teknik Elektro Universitas Negeri Malang. Jurnal ini merupakan salah satu media bagi para insan intelektual untuk mempublikasikan hasil penelitian ataupun konseptual pada bidang elektro dan kejuruan.

Dengan adanya media Jurnal Ilmiah TEKNO yang terbit secara berkala, diharapkan semakin menumbuhkan budaya menulis di kalangan civitas akademika dan membuat suasana akademis semakin berkembang, baik dalam pengajaran ataupun penelitian.

Ada 10 artikel yang terpilih dan dimuat pada edisi ini meliputi bidang Instrumentasi, Kendali, Sistem Radar, Sistem Tenaga dan Informatika. Kami ucapkan terima kasih kepada para pengirim artikel pada umumnya, dan ucapan selamat kepada pengirim artikel yang dimuat pada edisi ini.

Segala usaha terus-menerus dilakukan, baik aspek substansi maupun tampilan. Mudah-mudahan semua upaya yang dilakukan mampu meningkatkan kualitas Jurnal TEKNO secara bertahap, sesuai dengan rambu-rambu akreditasi jurnal nasional, dan sebagai media ilmiah bidang teknologi elektro dan kejuruan yang efektif dan efisien di Indonesia.

Walaupun kami telah berupaya secara maksimal disadari kekurangan mungkin masih terjadi. Oleh karena itu, apabila ada saran atau masukan perbaikan dari pembaca demi peningkatan kualitas jurnal ini sangat diharapkan. Atas segala saran dan masukan perbaikan kami ucapkan terima kasih.

Malang, September 2015
Redaksi

SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK HARIAN PADA SEKTOR INDUSTRI

Luqman Assaffat, Kusworo Adi, Achmad Widodo

Abstrak: Peramalan beban listrik yang akurat merupakan alat yang sangat penting dalam hal pendukung keputusan di bidang energi listrik. Keakuratan peramalan beban listrik menjadi kunci dalam perencanaan sistem tenaga listrik. Penelitian ini bertujuan membuat sebuah sistem peramalan beban listrik harian yang diterapkan pada sektor industri dengan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). *Support Vector Machine* (SVM) menjadi metode yang kuat untuk pola klasifikasi dan regresi, memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi saat diterapkan di berbagai bidang. Sehingga banyak dari kalangan komunitas *Machine learning* berminat untuk mempelajari dan mengembangkan SVM karena kinerjanya yang sangat baik dalam berbagai masalah pembelajaran. Data penelitian ini merupakan data beban listrik harian pada salah satu industri farmasi terkemuka di Indonesia, yaitu PT. Phapros Indonesia selama tahun 2014. Untuk mendukung keakuratan penelitian ini, parameter data latih SVM tidak hanya berasal dari data times series beban listrik, tetapi juga berasal dari data kapasitas produksi dan jenis hari kerja. Penelitian ini menghasilkan error dengan MAPE 2,63% untuk proses peramalan SVM menggunakan fungsi Kernel Gaussian RBF dengan waktu pelatihan 8 bulan.

Kata kunci: Support Vector Machine, Fungsi Kernel, Gaussian RBF, Peramalan Beban Listrik Harian

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma *Machine learning* yang paling populer untuk klasifikasi dan regresi (Maali dkk, 2013). Konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane* dan pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut (Vapnik, 1999). Dalam proses pembelajarannya, SVM memperkenalkan strategi baru dengan menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*, lewat strategi yang disebut *Structural Risk Minimization*.

Keunggulan metode SVM dibandingkan dengan metode prakiraan lainnya salah satunya yaitu aplikasi SVM digunakan untuk memprediksi konsumsi energi listrik tahunan pada beberapa gedung rumah tangga mempunyai nilai kesalahan

lebih kecil dan lebih handal jika dibandingkan dengan metode jaringan syaraf tiruan (Ahmad dkk, 2014). Perkembangan di bidang prakiraan beban listrik semakin baik dengan diusulkannya metode hibrid, salah satunya yaitu metode *support vector machine* dengan aplikasi optimasi *Chaotic Ant Swarm* (CAS). Hasil empiris menunjukkan bahwa model SVM dengan CAS mempunyai kinerja prakiraan yang lebih baik dari pada metode alternatif lainnya, seperti SVM dengan optimasi *chaotic PSO*, SVM dengan *chaotic GA*, model regresi, dan model ANNs (Hong, 2010).

Prakiraan beban listrik yang akurat juga diperlukan bagi konsumen listrik khususnya bagi industri-industri besar. Keakuratan prakiraan beban listrik di sektor industri memegang peranan dalam penghematan energi listrik. Penghematan

energi listrik dapat dilakukan dengan pengaturan operasional industri berdasarkan laporan prakiraan beban listrik, sehingga dapat diputuskan langkah-langkah yang harus dilakukan dalam penghematan tersebut (Alfares dkk, 2002).

Agar tujuan prakiraan beban listrik di sektor industri tercapai maka dibutuhkan suatu metode prakiraan beban listrik yang tepat yaitu dengan menggunakan metode SVM. Pemilihan metode SVM sebagai metode untuk prakiraan beban karena metode ini telah terbukti mengungguli sebagian besar sistem lain seperti jaringan saraf tiruan (Shao dkk, 2014).

METODE

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada input space. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. *Subset data training set* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terle-tak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik kotak dan lingkaran yang berada dalam lingkaran hitam merupakan *support vector*. Upaya mencari lokasi *hyperplane* optimal ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

Diasumsikan kedua class -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (1)$$

Sebuah pola \vec{x}_i yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan se-

bagai pola yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (2)$$

Sebuah pola \vec{x}_i yang termasuk kelas $+1$ (sampel positif) dapat dirumuskan sebagai pola yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq 1 \quad (3)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming* (QP) problem, yaitu mencari titik minimal persamaan (4), dengan memperhatikan *constraint* persamaan (5).

$$\min \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (4)$$

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (5)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange multiplier* sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (6).

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1) \quad (6)$$

Fungsi Kernel

Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat *linear separable* dan kebanyakan bersifat *non linear*. Untuk menyelesaikan permasalahan *non linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi Kernel. Dalam *non linear* SVM, pertama-tama data \vec{x} dipetakan oleh fungsi $\Phi(\vec{x})$ ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi. Pada ruang vektor yang baru ini, *hyperplane* yang memisahkan kedua kelas tersebut dapat dikonstruksikan. Hal ini sejalan dengan teori Cover yang menyatakan “Jika suatu transformasi bersifat *non linear* dan dimensi dari *feature space* cukup tinggi, maka data pada *input space*

dapat dipetakan ke *feature space* yang baru, di mana pola-pola tersebut pada probabilitas tinggi dapat dipisahkan secara linear”.

Kernel Trick, yang dirumuskan:

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}_j) \quad (7)$$

Kernel Trick memberikan berbagai kemudahan, karena dalam proses pembelajaran SVM, untuk menentukan *support vector*, dan hanya cukup mengetahui fungsi Kernel yang dipakai, dan tidak perlu mengetahui wujud dari fungsi *non linear* Φ . Berbagai jenis fungsi Kernel dikenal, sebagaimana dirangkumkan pada tabel 1.

Selanjutnya hasil klasifikasi dari data \vec{x} diperoleh dari persamaan berikut:

$$f(\Phi(\vec{x})) = \vec{w} \cdot \Phi(\vec{x}) + b \quad (8)$$

$$f(\Phi(\vec{x})) =$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \Phi(\vec{x}) \cdot \Phi(\vec{x}_i) + b \quad (9)$$

$$f(\Phi(\vec{x})) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\vec{x}, \vec{x}_i) + b \quad (10)$$

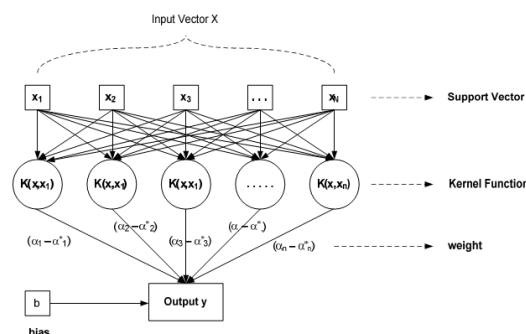
Persamaan di atas dimaksudkan dengan subset dari *training set* yang terpilih sebagai *support vector*, dengan kata lain data \vec{x}_i yang berkorespondensi pada $\alpha_i \geq 0$

Tabel 1. Jenis Fungsi Kernel

Jenis Kernel	Definisi
Polynomial	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = K(\vec{x}_i, \vec{x}_j + 1)^p$
Gaussian	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\ \vec{x}_i - \vec{x}_j\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Sigmoid	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \tanh(\alpha \vec{x}_i, \vec{x}_j \beta)$

Support Vector Machine fo Regression (SVR)

Gambar 1. berikut memperlihatkan arsitektur konstruksi algoritma SVR (Smola dan Scholkopf, 2004). Pola input (dimana prediksi akan dibuat) dipetakan ke dalam ruang fitur dengan peta Φ . Kemudian perkalian titik (*dot product*) dihitung dengan gambar pola pelatihan di bawah peta Φ . Akhirnya titik produk ditambahkan dengan menggunakan bobot $w = (\alpha_i - \alpha_i^*)$. Kemudian ditambahkan konstanta b sebagai bias untuk menghasilkan output prediksi akhir. Proses tersebut sangat mirip dengan regresi dalam jaringan saraf tiruan, dengan perbedaan bahwa dalam kasus SVR bobot pada lapisan input diperoleh dari pola pelatihan.



Gambar 1. Arsitektur Konstruksi Algoritma SVR

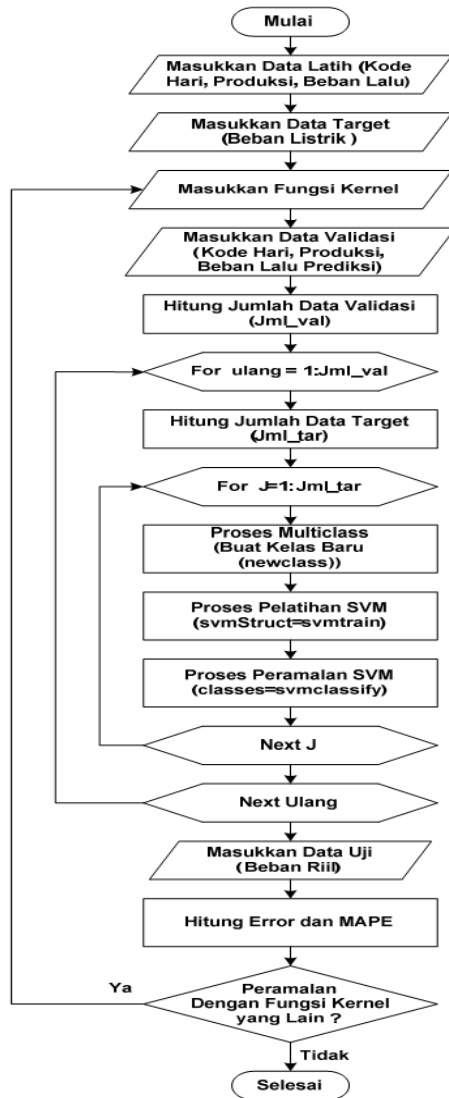
Data Penelitian

Data penelitian *support vector machine* untuk prakiraan beban listrik pada sektor industri ini menggunakan data yang bersumber dari PT. Phapros Indonesia, yang beralamat di Jl. Simongan No. 131 Semarang. Perusahaan ini merupakan sebuah industri farmasi yang menghasilkan obat-obatan dalam bentuk padatan dan cair. Variabel data yang digunakan sebagai input vektor x , adalah data time series dari :

1. Beban listrik harian (MWh)
2. Kapasitas produksi industri (KG)
3. Hari kerja dan hari libur

Implementasi Program

Tahapan implementasi program atau *coding* merupakan langkah menterjemahkan logika diagram alir ke dalam program Matlab R2012. Diagram alir peramalaan beban listrik dengan *Support Vector Machine* diperlihatkan pada Gambar 2. berikut ini.

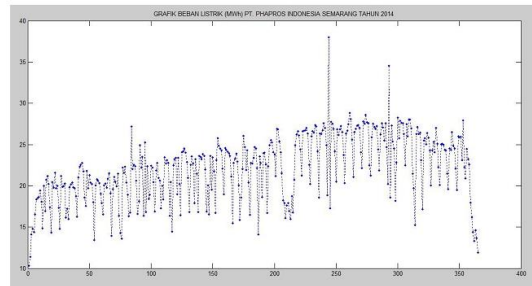


Gambar 2. Diagram Alir

HASIL

Data yang digunakan pada pembahasan ini adalah data produksi dan data beban listrik harian pada PT. Phapros Indonesia, Semarang untuk periode tahun 2014 (365

hari). Variabel hari kerja pada input vektor x pada SVM, nama hari dalam seminggu di konversi menjadi angka satu sampai tujuh, sedangkan hari libur atau cuti perusahaan dikonversi menjadi angka nol. Gambar 3 memperlihatkan grafik beban listrik (dalam MWh) tahun 2014 di PT. Phapros Indonesia Semarang.



Gambar 3. Data Times Series Beban Listrik

Dalam penelitian ini jumlah waktu pelatihan dibuat variabel, dari satu bulan sampai sebelas bulan. Sedangkan waktu prakiraan dibuat dengan data kelompok selama satu bulan waktu prakiraan. Rentang waktu antara data pelatihan dan data validasi mempunyai jarak satu minggu untuk hari yang sama. Tabel 2. di bawah ini memperlihatkan skema pelatihan dan prakiraan beban listrik dengan SVM.

Tabel 2. Skema Waktu Pelatihan dan Prakiraan SVM

No	Pelatihan SVM		Peramalan SVM
	Waktu	Bulan	
1	1 bulan (31 hari)	Januari 2014	Pebruari 2014
2	2 bulan (59 hari)	Januari – Pebruari 2014	Maret 2014
3	3 bulan (90 hari)	Januari – Maret 2014	April 2014
4	4 bulan (120 hari)	Januari – April 2014	Mei 2014
5	5 bulan (151 hari)	Januari – Mei 2014	Juni 2014
6	6 bulan (181 hari)	Januari – Juni 2014	Juli 2014
7	7 bulan (212 hari)	Januari – Juli 2014	Agustus 2014
8	8 bulan (243 hari)	Januari – Agustus 2014	September 2014
9	9 bulan (273 hari)	Januari – September 2014	Oktober 2014
10	10 bulan (304 hari)	Januari – Oktober 2014	Nopember 2014
11	11 bulan (334 hari)	Januari – Nopember 2014	Desember 2014

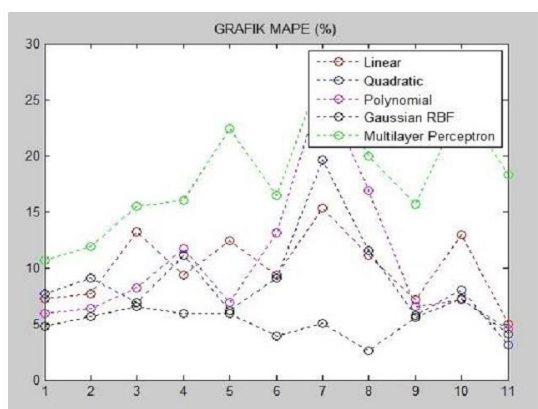
Terdapat lima buah fungsi Kernel yang disediakan oleh Matlab, yaitu Linear, Quadratic, Polynomial, Gaussian RBF

dan Multilayer Perceptron. Pada penelitian ini semua fungsi Kernel tersebut diaplikasikan untuk pelatihan SVM tanpa optimasi, dengan menggunakan nilai *default* dari Matlab

Prakiraan beban listrik (MWh) dilakukan dengan fungsi Kernel yang berbeda-beda pada proses pelatihan SVM untuk waktu pelatihan yang bervariasi dari pelatihan satu bulan sampai sebelas bulan. Tabel 3. menampilkan nilai MAPE (%) dari hasil penelitian terhadap perubahan jenis fungsi Kernel dan waktu pelatihan SVM yang bervariasi dan Gambar 4. di bawah ini menampilkan grafik nilai MAPE dari pengujian sistem tersebut.

Tabel 3. Nilai MAPE (%) Hasil Pengujian Sistem Berdasarkan Fungsi Kernel

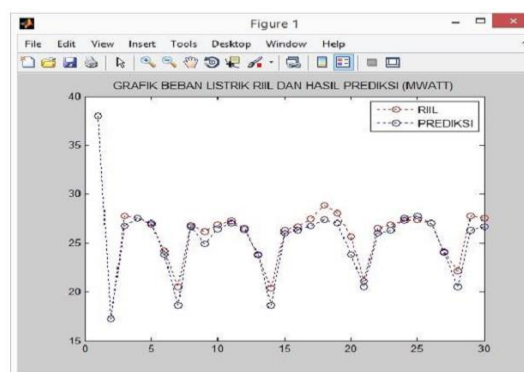
Waktu Pelatihan	Linier	Quadratic	Polynomial	Gaussian RBF	Multilayer Perceptron
1 bulan	7,22	7,68	5,89	4,75	10,69
2 bulan	7,67	9,07	6,40	5,66	11,88
3 bulan	13,19	6,92	8,20	6,56	15,48
4 bulan	9,33	11,09	11,71	5,93	16,03
5 bulan	12,38	6,16	6,87	5,92	22,41
6 bulan	9,31	9,09	13,12	3,89	16,45
7 bulan	15,30	19,59	26,21	5,06	27,75
8 bulan	11,08	11,55	16,85	2,63	19,97
9 bulan	7,16	5,78	6,51	5,53	15,69
10 bulan	12,92	8,03	7,14	7,24	24,55
11 bulan	5,25	3,40	4,85	4,90	19,48
Rata-rata	10,07	8,94	10,34	5,28	18,22



Gambar 4. Grafik MAPE Hasil Pengujian Sistem

PEMBAHASAN

Secara keseluruhan nilai MAPE (%) fungsi Kernel Gaussian RBF untuk setiap rentang waktu pelatihan juga lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai MAPE untuk fungsi Kernel yang lainnya dengan nilai rata-rata MAPE sebesar 5,2%. Nilai MAPE terbesar yaitu 18,1% diperoleh menggunakan fungsi Kernel *multilayer perceptron*. Gambar 5. di bawah ini memperlihatkan grafik beban listrik (MWh) hasil prediksi dan riil untuk nilai MAPE terkecil (2,63%) dari fungsi Kernel Gaussian RBF.



Gambar 5. Grafik Hasil Prediksi Kernel Gaussian RBF.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisa hasil penelitian dapat diambil beberapa kesimpulan yaitu :

1. Prakiraan beban listrik harian pada sektor industri menggunakan metode *Support Vector Machine* multikelas dengan tiga buah variabel masukan dapat menghasilkan prakiraan dengan hasil untuk waktu periode yang akan datang.
2. Penggunaan Fungsi Kernel Gaussian RBF tanpa optimasi pada proses prakiraan beban listrik harian pada sektor industri menggunakan metode SVM lebih baik dari pada fungsi Kernel

yang lain karena mempunyai nilai MAPE paling rendah, yaitu 2,63% dengan waktu pelatihan 8 bulan.

DAFTAR RUJUKAN

- 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.
- Alfares, H.K., Nazeeruddin, M. 2002. *Electric Load Forecasting : Literature Survey and Classification of Methods, International Journal of Systems Science*. volume 33, number 1, pages 23 ± 34.
- Al-Hamadi, H.M., Soliman, S.A. 2005. *Long-Term/Mid-Term Electric Load Forecasting Based on Short-Term Correlation and Annual Growth, Electric Power Systems Research* 74 (2005) 353–361.
- Hahn, H., Nieberg, S.M., Pickl, S. 2009. *Electric Load Forecasting Methods: Tools for Decision Making, European Journal of Operational Research* 199, 902–907.
- Hong, W.C. 2010. *Application of Chaotic Ant Swarm Optimization in Electric Load Forecasting, Energy Policy*, 38, 5830–5839.
- Maali, Y., Al-Jumaily, A. 2013. *Self-Advising Support Vector Machine, Knowledge-Based Systems* 52, 214–222.
- Prasetyo, E. 2014. *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, CV. Andi Offset, Yogyakarta.
- Shao, Y.H., Chen, W.J., Deng, N.Y., 2014, *Nonparallel Hyperplane Support Vector Machine for Binary Classification Problems, Information Sciences* 263, 22–35.
- Smola, A.J., Scholkopf, B. 2004. *A Tutorial On Support Vector Regression, Statistical and Computing* 14, 199-222.
- Vapnik, V.N. 1999. *The Nature of Statistical Learning Theory 2nd edition, Springer-Verlag, New York Berlin Heidelberg*.