

ANALISIS PERFORMANSI *SUPPORT VECTOR REGRESSION* DALAM MEMPREDIKSI BONUS TAHUNAN KARYAWAN

Diana Puspita Sari

Program Studi Teknik Industri
Universitas Diponegoro Semarang
Jl. Prof Sudarto, SH., Semarang
diana_psptsr@yahoo.com

Abstrak

Penelitian ini mengaplikasikan support vector regression (SVR) untuk meramalkan bonus tahunan karyawan berdasarkan hasil pengukuran kinerjanya. Setelah dilakukan running dengan SVR, yang memberikan nilai kesalahan terkecil baik mean square error maupun mean absolute error adalah pada fungsi kernel polinomial, parameter kernel 1 dan loss function kuadratik. Sedangkan besar kecilnya error tidak dipengaruhi besar kecilnya upperbound. Hasil prediksi SVR memberikan performansi yang bagus, ini ditunjukkan dengan error yang kecil, fungsi yang tipis dan banyaknya support vector. Prediksi dengan linier regresi juga memberikan performansi yang bagus dengan tingkat error yang kecil, tetapi hasil dari SVR masih lebih bagus meskipun perbedaannya tidak signifikan.

Kata Kunci: SVR, Prediksi, Bonus, Regresi Linier, mean square error, mean absolute error.

Abstract

This research use Support Vector Regression (SVR) application to forecast the annual bonus of employes by their perfomance measuring result. After done by running with SVR, the smallest error value from mean square error or mean absolute error is shown in the kernel polinomial function, parameter 1 and loss function kuadratik. While the error value is not affected by upperbound value. The SVR result give the good perfomance, this is shown by small error value, the flimsy function, and the number of support vector. Prediction with Linier Regression also give the good perfomance with the small error value, but SVR is better although not significant.

Keywords: SVR, Regresi Linier, mean square error, mean absolute error.

PENDAHULUAN

Perusahaan yang siap berkompetisi harus memiliki manajemen yang efektif. Untuk meningkatkan kinerja karyawan dalam manajemen yang efektif memerlukan dukungan karyawan yang cakap dan kompeten di bidangnya. Karyawan termasuk yang harus diutamakan sebagai aset utama perusahaan. Dalam hal ini loyalitas karyawan yang kompeten harus diperhatikan. Salah satu faktor yang mempengaruhi loyalitas karyawan adalah kepuasan kerja karyawan. Kepuasan kerja (*job satisfaction*) adalah keadaan emosional karyawan yang terjadi maupun tidak terjadi titik temu antara nilai balas jasa kerja karyawan dan perusahaan atau organisasi dengan tingkat nilai balas jasa yang memang diinginkan oleh karyawan yang bersangkutan (Martoyo, 2000:142). Dalam hal kepuasan kerja, menurut Gilmer (1966) dalam As'ad (2003) menyebutkan faktor-

faktor yang mempengaruhi kepuasan kerja adalah kesempatan untuk maju, keamanan kerja, gaji dan bonus, perusahaan dan manajemen, faktor intrinsik dan pekerjaan, kondisi kerja, aspek sosial dalam pekerjaan, komunikasi, dan fasilitas

Kepuasan kerja merupakan sikap emosional yang menyenangkan dan mencintai pekerjaannya. Kepuasan dalam pekerjaan adalah kepuasan kerja yang dinikmati dalam pekerjaan dengan memperoleh pujian hasil kerja, penempatan, perlakuan, peralatan, dan suasana lingkungan kerja yang baik. Karyawan yang lebih suka menikmati kepuasan kerja dalam pekerjaan akan lebih mengutamakan pekerjaannya daripada balas jasa walaupun balas jasa itu penting. Indikator kepuasan kerja hanya dapat diukur dengan kedisiplinan, moral kerja, dan pergantian (*turnover*) kecil maka secara relatif kepuasan kerja karyawan baik.

Sebaliknya jika kedisiplinan, moral kerja, dan turnover karyawan besar maka kepuasan kerja karyawan di perusahaan berkurang (Hasibuan, 2003).

Salah satu bentuk penghargaan kepada karyawan adalah dengan pemberian insentif/ bonus. Insentif/bonus merupakan imbalan yang diterima karyawan diluargaji pokok, yang nilainya bias berbeda untuk tiap karyawan karena penentuannya berdasarkan prestasi kerja tiap karyawan. Tujuan perusahaan memberikan bonus ini adalah untuk meningkatkan produktifitas karyawan dan mempertahankan karyawan yang bersangkutan untuk tetap berada di perusahaan (Heidjrachman dan Husnan,2002). Hal yang terpenting yang menjadi tujuan dalam pemberian bonus atau insentif adalah untuk meningkatkan dan menjaga motivasi kerja dalam kaitannya dengan upaya untuk meningkatkan produktifitas kerja (Panggabean,2002)

PT X merupakan salah satu perusahaan yang telah menerapkan program pemberian insentif/bonus kepada karyawan dalam rangka meningkatkan produktifitasnya. Perusahaan ini bergerak pada industri pembuatan benang (spinning) dengan pasar ekspor. Perusahaan menyadari bahwa kelangsungan hidup sangat bergantung pada kinerja karyawannya, maka kesejahteraan karyawan merupakan hal penting yang harus menjadi perhatian perusahaan. Salah satu bentuk kepedulian perusahaan terhadap kesejahteraan karyawan adalah dengan adanya program bonus tahunan kepada karyawannya. Besar kecilnya bonus yang diterima karyawan berdasarkan hasil penilaian prestasi kerja selama setahun.

Penentuan besarnya bonus dilakukan secara manual oleh pihak keuangan berdasarkan hasil rekapitulasi nilai kinerja karyawan. Sebenarnya banyak teknik klasifikasi/estimasi yang dapat digunakan untuk prediksi besar bonus ini. Prediksi bonus ini termasuk dalam kasus regresi, karena bonus dalam hal ini merupakan variabel respon berupa bilangan kontinue karena dalam bentuk persentase, maka teknik estimasi yang sesuai adalah *support vector regression* (SVR). SVR merupakan penerapan kasus *support vector*

machine untuk kasus regresi, dalam kasus regresi output data berupa data kontinue (Santosa, 2007).

Permasalahan dalam penelitian ini yaitu pemberian bonus merupakan program tahunan dari perusahaan, sehingga proses perhitungan besarnya bonus karyawan akan menjadi satu kegiatan khusus yang harus selalu dilakukan bagian keuangan. Apabila proses perhitungan ini menggunakan cara yang manual sementara jumlah karyawannya banyak, maka akan menyita banyak waktu, sehingga dalam penelitian ini mengusulkan untuk

1. Mengaplikasikan dan menilai performansi metode SVR dalam memprediksi besarnya persentase bonus yang harus dibayarkan perusahaan periode tahun 2007-2008
2. Membandingkan hasil prediksi SVR dengan hasil perhitungan yang dilakukan bagian keuangan
3. Membandingkan hasil prediksi SVR dan hasil prediksi dengan regresi linier.

Pengambilan data dilakukan di PT. X, dengan obyek pengamatan adalah data penilaian kinerja untuk penentuan besarnya bonus tahunan dari karyawan bagian produksi (operator) yang berjumlah 309 orang periode 2007/2008 dan periode 2007/2008.

Kriteria penilaian kinerja karyawan meliputi:

- Kriteria 1 : Produktifitas
- Kriteria 2 : Inisiatif
- Kriteria 3 : *Interpersonal skill*
- Kriteria 4 : Kualitas
- Kriteria 5 : *Job knowledge*
- Kriteria 6 : Kemandirian
- Kriteria 7 : Kerjasama

Skala penilaian yang digunakan perusahaan dan persentase bonus yang diterima dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Skala Penilaian dan Persentase Besarnya Bonus

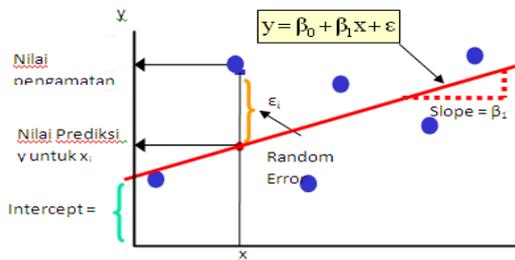
NILAI	% BONUS
90 - 100	100
80 - 89	90
70 - 79	80
60 - 69	70
< 60	60

Besarnya bonus tahunan yang akan diterima tiap karyawan adalah persentase bonus dikalikan dengan Rp. 675. 000,00. Pembagian bonus diberikan setiap bulan Juni pada setiap periodenya.

METODOLOGI PENELITIAN REGRESI LINIER

Analisis regresi adalah teknik statistik untuk pemodelan dan investigasi hubungan dua atau lebih variabel. Yang sering dipakai dan paling sederhana adalah regresi linier sederhana. Dalam analisis regresi ada satu atau lebih variabel *independent / prediktor* yang biasa diwakili dengan notasi x dan satu *variabel respon* yang bisa diwakili dengan notasi y . Jika jumlah variabel independent hanya satu, maka sering disebut dengan regresi linier sederhana (simple regression). Gambar 1 menunjukkan deskripsi geometris dari garis regresi linier dalam dua dimensi. Jika variabel *independen*-nya, x , dan variabel respon adalah y maka model regresi linier sederhana untuk populasi adalah:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (1)$$



Gambar 1 Geometri Garis Regresi Linier (Santosa, 2007)

Prediksi nilai dengan pendekatan regresi linier sederhana, didapatkan dari

$$y_i = b_0 + b_1 x \quad (2)$$

Dalam analisis regresi linier sederhana kita ingin menemukan nilai optimal dari b_0 dan b_1 . Untuk mencari nilai koefisien b_0 dan b_1 kita menggunakan pendekatan *least squares*. Pendekatan ini berusaha meminimumkan jumlah error kuadrat dari semua data yang digunakan untuk menemukan estimasi garis regresi.

$$\begin{aligned} \sum e^2 &= \sum (y - \hat{y})^2 \\ &= \sum (y - (b_0 + b_1 x))^2 \end{aligned}$$

Dengan menurunkan $\frac{\partial \sum e^2}{\partial b_0} = 0$ dan

$$\frac{\partial \sum e^2}{\partial b_1} = 0, \text{ kita bisa mendapatkan nilai}$$

optimal dari b_1 dan b_0 masing-masing

$$b_1 = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sum (x - \bar{x})^2} \quad (3)$$

dan

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x} \quad (4)$$

SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)

SVR merupakan penerapan *support vector machine* (SVM) untuk kasus regresi. Dalam kasus regresi output berupa bilangan riil atau kontinue. SVR merupakan metode yang dapat mengatasi *overfitting*, sehingga akan menghasilkan performansi yang bagus (Santosa, 2007)

IDE DASAR SUPPORT VECTOR REGRESSION

Misalnya kita punya λ set data training, (x_j, y_j) dimana $j = 1, 2, \dots, \lambda$ dengan input $x = \{x_1, x_2, x_3, \dots\} \subseteq \mathcal{R}^N$ dan output yang bersangkutan $y = \{y_1, \dots, y_\lambda\} \subseteq \mathcal{R}$. Dengan SVR, kita ingin menemukan suatu fungsi $f(x)$ yang mempunyai deviasi paling besar ε dari target aktual y_i untuk semua data training. Maka dengan SVR kita akan mendapatkan suatu tabung seperti Gambar 2. Manakala ε sama dengan 0 maka kita dapatkan regresi yang sempurna. (Santosa, 2007)

Misalnya kita mempunyai fungsi berikut sebagai garis regresi

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (5)$$

dimana $\varphi(x)$ menunjukkan suatu titik didalam *feature space* F hasil pemetaan x di dalam input space. Koefisien w dan b diestimasi dengan cara meminimalkan fungsi resiko (*risk function*) yang didefinisikan dalam persamaan(6).

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} L_{\varepsilon}(y_i, f(x_i)) \quad (6)$$

Subject to

$$y_i - w\phi(x_i) - b \leq \varepsilon$$

$$w\phi(x_i) - y_i + b \leq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

Dimana

$$L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} |y_i - f(x_i)| - \varepsilon & |y_i - f(x_i)| \geq \varepsilon \\ 0 & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (7)$$

Faktor dari $\|w\|^2$ dinamakan regularisasi. Meminimalkan $\|w\|^2$ akan membuat suatu fungsi setipis mungkin, sehingga bisa mengontrol kapasitas fungsi. Faktor kedua dalam fungsi tujuan adalah kesalahan empirik (*empirical error*) yang diukur dengan ε -insensitive loss function. Menggunakan ide ε -insensitive loss function Vapkin (1996) menurut Santosa (2007) kita harus meminimalkan norm dari w agar mendapatkan generalisasi yang baik untuk fungsi regresi f . Karena itu kita perlu menyelesaikan problem optimasi berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (8)$$

Subject to

$$y_i - w\phi(x_i) - b \leq \varepsilon$$

$$w\phi(x_i) - y_i + b \leq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

Kita asumsikan bahwa ada suatu fungsi f yang dapat mengaproksimasi semua titik (x_i, y_i) dengan presisi ε . Dalam kasus ini kita asumsikan bahwa semua titik ada dalam rentang $f \pm \varepsilon$ (feasible). Dalam hal ketidaklayakan (*infeasible*), dimana mungkin ada beberapa titik yang mungkin keluar dari rentang $f \pm \varepsilon$, kita bisa menambahkan variabel slack ξ, ξ^* untuk mengatasi masalah pembatas yang tidak layak (*infeasible constraint*) dalam problem optimasi. Selanjutnya problem optimasi di atas bisa diformulasikan sebagai berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} (\xi_i, \xi_i^*) \quad (9)$$

Subject to

$$y_i - w^T \phi(x_i) - b - \xi_i \leq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

$$w\phi(x_i) - y_i + b - \xi_i^* \leq \varepsilon, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

Konstanta $C > 0$ menentukan tawar menawar (trade off) antara ketipisan fungsi f dan batas atas deviasi lebih dari ε masih ditoleransi. Semua deviasi lebih besar daripada ε akan dikenakan pinalty sebesar C . Gambar 2 memperlihatkan situasi ini secara grafis, hanya titik-titik diluar area yang berwarna yang mempunyai kontribusi terhadap ongkos pinalty. Dalam SVR, ε ekuivalen dengan akurasi dari aproksimasi kita terhadap data training. Nilai ε yang kecil terkait dengan nilai yang tinggi pada variabel slack $\xi_i^{(*)}$ dan akurasi aproksimasi yang tinggi. Sebaliknya, nilai yang tinggi untuk ε berkaitan dengan nilai $\xi_i^{(*)}$ yang kecil dan aproksimasi yang rendah. Menurut persamaan (9) nilai yang tinggi untuk variabel slack akan membuat kesalahan empirik mempunyai pengaruh yang besar terhadap faktor regulasi. Dalam SVR, support vector adalah data training yang terletak pada dan diluar batas f dari fungsi keputusan, karena itu jumlah support vector menurun dengan naiknya ε .

Dalam formulasi dual, problem optimisasi dari SVR adalah sebagai berikut:

$$\max -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{\lambda} \sum_{j=1}^{\lambda} (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K \langle x_i, x_j \rangle + \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^{\lambda} (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^{\lambda} (\alpha_i + \alpha_i^*)$$

Subject to

$$\sum_{i=1}^{\lambda} (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, \lambda$$

Dimana C didefinisikan oleh user, $K \langle x_i, x_j \rangle$ adalah dot-product kernel yang didefinisikan sebagai $K \langle x_i, x_j \rangle = \phi^T(x_i) \phi(x_j)$. Dengan menggunakan *langrange multiplier* dan kondisi optimalitas, fungsi regresi secara eksplisit dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{\lambda} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (11)$$

UKURAN ERROR

Dalam regresi ada beberapa ukuran error yang sering dipakai untuk menilai performansi suatu fungsi prediksi.

Jika y_i menyatakan nilai prediksi untuk data ke- i dan \hat{y}_i adalah nilai output aktual data ke- i dan m adalah banyaknya data, maka beberapa ukuran error yang sering dipakai adalah:

1. *Mean squared error* (MSE)

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (12)$$

2. *Mean absolute deviation* (MAD)

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^m |\hat{y}_i - y_i|}{m} \quad (13)$$

3. *Mean absolute percentage error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^m APE_i}{m} \quad (14)$$

Dimana

$$APE = \frac{\sum_{i=1}^m |\hat{y}_i - y_i|}{m} \times 100 \quad (15)$$

Dengan melihat salah satu atau lebih ukuran error diatas, dapat dipilih metode mana yang terbaik untuk suatu set data. Semakin kecil nilai MSE, MAD atau MAPE semakin bagus. (Santosa, 2007)

HASIL PENELITIAN

Setting Eksperimen

Eksperimen dilakukan dengan mengaplikasikan metode support vector machine dengan menggunakan kode matlab. SVR merupakan *supervised learning* sehingga untuk melakukan pengujian data diperlukan set data training

- Data training adalah data hasil penilaian kinerja periode tahun 2007/2008
- Data testing adalah data hasil penilaian kinerja periode tahun 2007/2008
- Set data training dan set data testing masing-masing sebanyak 309 data.
- Variabel prediktor sebanyak 7 buah yang terdiri dari: produktifitas, inisiatif, *interpersonal skill*, kualitas, *job knowledge*, kemandirian, dan kerjasama
- Variabel respon adalah persentase bonus yang diterima karyawan.

Running kode matlab dilakukan dengan menggunakan beberapa eksperimen dengan menggunakan 3 fungsi kernel, 3 parameter kernel, 3 upper bound dan 2 loss function, dengan rincian sebagai berikut:

- Fungsi kernel : linear, polinomial dan radial basis function
- Parameter kernel : 1, 5 dan 10
- Upper bound : 5, 10 dan 100
- Loss function : kuadratik dan ϵ -insensitive

memilih eksperimen yang memberikan performansi paling bagus digunakan ukuran kesalahan MSE dan MAD. Hasil eksperimen yang memberikan error terkecil yang dipilih.

Untuk membuktikan bahwa metode SVR telah memberikan hasil performansi yang bagus, maka pada penelitian ini dilakukan dilakukan juga eksperimen dengan metode regresi linier sederhana sebagai pembanding. Pertimbangan menggunakan regresi linier sebagai pembanding karena yang diprediksi adalah kasus regresi.

HASIL EKSPERIMEN

Rekapitulasi nilai MSE dan MAD untuk masing-masing eksperimen dapat dilihat pada Tabel Hasil Rekapitulasi MSE dan MAD (Lampiran)

Dari Tabel Hasil Rekapitulasi MSE dan MAD (Lampiran) terlihat bahwa nilai MSE dan MAD yang terkecil dihasilkan oleh eksperimen dengan fungsi kernel polinomial, parameter 1, quadratic loss function dan upperbound yang bervariasi. Nilai MSE sebesar 8.09E-04 dan nilai MAD sebesar 0.0248. Hasil running SVR selengkapanya dengan fungsi kernel polinomial, parameter 1, upperbound 10 dan quadratic loss function dapat dilihat pada Lampiran 6. Hasil running eksperimen dengan performansi terbaik ini memerlukan waktu eksekusi selama 0.8 detik dan menghasilkan nilai $|w_0|^2$: 0.000436, sum beta : 0.020514 dan support vector sebanyak 309 (100.0%).

Sedangkan hasil running dengan regresi linier, memberikan hasil prediksi dengan nilai MSE sebesar 8.09E-04 dan MAD sebesar 0.0248. Hasil running selengkapanya dapat dilihat pada Lampiran

7. Perbandingan hasil prediksi dari metode SVR dan regresi linier ditunjukkan pada Tabel 2.

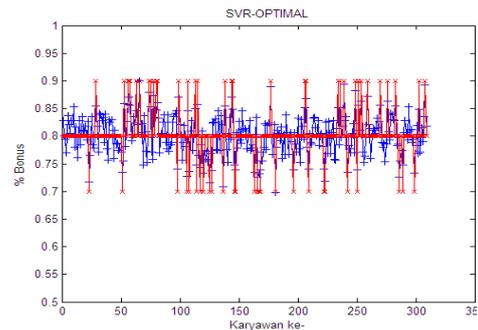
Terlihat bahwa nilai MSE dan MAD yang terkecil dihasilkan oleh eksperimen dengan fungsi kernel polinomial, parameter 1, quadratic loss function dan upperbound yang bervariasi. Nilai MSE sebesar $8.09E-04$ dan nilai MAD sebesar 0.0248. Hasil running SVR selengkapnya dengan fungsi kernel polinomial, parameter 1, upperbound 10 dan quadratic loss function dapat dilihat pada Lampiran 6. Hasil running eksperimen dengan performansi terbaik ini memerlukan waktu eksekusi selama 0.8 detik dan menghasilkan nilai $|w_0|^2$: 0.000436, sum beta : 0.020514 dan support vector sebanyak 309 (100.0%).

Sedangkan hasil running dengan regresi linier, memberikan hasil prediksi dengan nilai MSE sebesar $8.09E-04$ dan MAD sebesar 0.0248. Hasil running selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 7. Perbandingan hasil prediksi dari metode SVR dan regresi linier ditunjukkan pada Tabel 2.

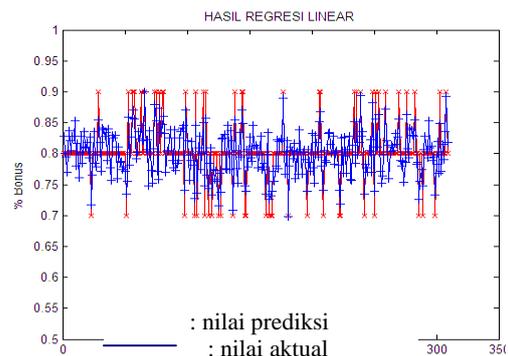
Tabel 2 Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Regresi Linier

	SVR	REGRESI LINIER
MSE	8.09E-04	8.09E-04
MAD	0.0248	0.0248
MEAN TARGET	0.8023	0.8023
MEAN PREDIKSI	0.8016	0.8016
TOTAL TARGET	247.9000	247.9000
TOTAL PREDIKSI	247.6898	247.6794
NOMINAL BONUS TARGET (Rp)	167332500	167332500
NOMINAL BONUS PREDIKSI (Rp)	167190615	167183595

Gambar 3 dan 4 menunjukkan hasil plotting perbandingan hasil prediksi dan nilai aktual hasil perhitungan dengan metode SVR dan regresi linier.



Gambar 3 Perbandingan Nilai aktual dengan Hasil Prediksi SVR



Gambar 4 Perbandingan Nilai aktual dengan Hasil Prediksi Regresi Linier

ANALISIS

Dengan melihat hasil perbandingan nilai MSE dan MAD pada Tabel 2, yang memberikan nilai kesalahan terendah adalah dengan fungsi kernel polinomial, parameter kernel 1 dan loss function kuadratik dengan nilai MSE sebesar $8.0910e-004$ dan MAD sebesar 0.0248. Hasil prediksi ini mendekati sempurna, karena nilai error yang sangat kecil yaitu mendekati nol. Nilai MSE dan MAD yang dihasilkan tidak dipengaruhi oleh besar kecilnya *upper bound* hal ini dibuktikan bahwa hasil eksperimen dengan *upperbound* 5,10 dan 100 memberikan hasil error yang sama.

Apabila dicermati hasil perbandingan pada Tabel 2 lebih jauh, SVR dengan fungsi kernel linear memberikan hasil MSE dan MAD yang sangat kecil juga, hampir sama dengan hasil SVR fungsi kernel polinomial diatas karena perbedaannya dibawah 0,01%. Yang menarik dari hasil running dengan fungsi kernel linear ini, nilai MSE dan MAD hanya dipengaruhi dari loss function, tidak

dipengaruhi besar kecilnya parameter kernel dan upperbound digunakan. Dengan loss function kuadratik nilai MSE dan MAD yang dihasilkan masing-masing adalah sebesar $8.16E-04$ dan 0.0249 . Sedangkan dengan loss function ϵ -insensitive, nilai MSE dan MAD dengan fungsi kernel linier juga konstan dengan parameter dan upperbound berapapun, dan dibandingkan dengan fungsi kernel yang lain dengan loss function yang sama, fungsi kernel linier memberikan nilai error yang terendah. Sehingga dari kondisi ini dapat disimpulkan bahwa permasalahan prediksi bonus tahunan ini adalah kasus yang linier.

Hasil running dengan fungsi kernel polinomial, parameter kernel 1, upperbound 10 dan loss function kuadratik dari lampiran 6 menunjukkan bahwa waktu komputasi yang diperlukan untuk running dengan menggunakan SVR adalah sangat cepat karena sekali running hanya memerlukan waktu waktu 0.8 detik. Dari hasil running menunjukkan bahwa semua data atau titik merupakan support vector, fungsi yang dihasilkan sangat tipis dengan nilai $|w|^2$ yang mendekati nol, yaitu sebesar 0.000436 . Dalam SVR, support vector merupakan data training yang terletak pada dan diluar batas f , semakin tipis fungsi maka support vectors akan meningkat dan hasil prediksi makin mendekati sempurna.

Hasil prediksi SVR yang paling mendekati optimal yaitu pada fungsi kernel polinomial, parameter kernel 1 dan loss function kuadratik memberikan total persentase bonus karyawan sebesar 24768.98% atau sebesar Rp, $167.190.615,00$ sementara hasil perhitungan bagian keuangan menunjukkan bahwa total persentase bonus yang harus dibagikan ke karyawan adalah sebesar 24790% atau sebesar Rp. $167.332.500,00$. Jadi selisih hasil prediksi dengan hasil perhitungan bagian keuangan adalah sebesar Rp. $141.885,00$. Jadi jumlah dana yang harus dikeluarkan untuk bonus karyawan antara hasil prediksi SVR dengan hasil perhitungan bagian keuangan tidak berbeda secara signifikan (hampir sama), karena perbedaannya hanya 0.084792% .

Karena jenis kasus yang dipecahkan adalah kasus yang linier, maka digunakan juga metode regresi linier untuk untuk membandingkan performansi dari SVR. Dari hasil perbandingan pada Tabel 3 terlihat bahwa error hasil prediksi dengan regresi linier sama dengan hasil prediksi SVR, tetapi sebenarnya ada perbedaan yang sangat kecil sehingga karena adanya pembulatan menjadi sama. Perbedaan ini akan terlihat pada total nominal jumlah bonus yang akan dibagikan ke karyawan. Hasil prediksi dengan SVR total persentase bonus karyawan sebesar 24768.98% sedangkan prediksi dengan regresi linier total persentase bonus karyawan adalah sebesar 24767.94% . Sementara hasil perhitungan bagian keuangan adalah sebesar 24790% . Jadi selisih hasil prediksi SVR dengan hasil perhitungan bagian keuangan adalah sebesar 21.02% atau sebesar Rp. $141.885,00$. Sedangkan selisih hasil prediksi regresi linier dengan hasil perhitungan bagian keuangan adalah sebesar 22.06% atau sebesar Rp. $148.905,00$. Hasil prediksi SVR memberikan selisih hasil perhitungan yang lebih kecil dibanding hasil prediksi regresi linier. Jadi, hasil prediksi SVR masih lebih bagus dibanding hasil prediksi regresi linier meskipun perbedaan hasil prediksinya tidak signifikan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil prediksi SVR terbaik adalah pada fungsi kernel polinomial, parameter kernel 1 dan loss function kuadratik, dengan nilai MSE sebesar $8.0910e-004$ dan MAD sebesar 0.0248 . Hasil prediksi SVR memberikan performansi yang bagus, ini ditunjukkan dengan error yang kecil, fungsi yang tipis dan banyaknya support vector. Total bonus karyawan hasil prediksi SVR adalah Rp, $167.190.615,00$, dengan selisih Rp. $141.885,00$ lebih rendah dibanding hasil perhitungan bagian keuangan. Sedangkan selisih hasil prediksi regresi linier Rp. $148.905,00$ lebih rendah dibanding hasil perhitungan bagian keuangan. Ini menunjukkan bahwa hasil prediksi SVR masih lebih bagus dibanding hasil prediksi regresi linier

DAFTAR PUSTAKA

1. Armstrong, M., (1994), *Manajemen Sumber Daya Manusia*, Jakarta, Media Kompetindo.
2. As'ad, M., (2002), *Psikologi Industri Seri Sumber Daya Manusia*, Yogyakarta, Liberty.
3. Santosa, B., (2007), *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*, Yogyakarta Graha Ilmu.
4. Santosa, B., (2007), *Data Mining Terapan dengan Matlab*, Yogyakarta, Graha Ilmu.
5. Chu, W., Keerthi, S.,S., and Ong, C.,D, Bayesian ,(2001), *Support Vector Regression using a Unied Loss Function*, Control Division, Department of Mechanical Engineering, National University of Singapore, 10 Kent Ridge Crescent, Singapore, 119260.
6. Gunn, S., (1998), *Support Vector Machines for Classification and Regression*, Tech.rep., Dept. of Electronics and Computer Science, University of Southampton.
7. Handoko, T.H., (2001), *Manajemen Personalia dan Sumber Daya Manusia*, Yogyakarta: BPFE.
8. Hasibuan. M, (2003), *Organisasi dan Motivasi Dasar Peningkatan Produktivitas*, Jakarta, Bumi Aksara.
9. Heidjrachman dan Suad, H., (2002), *Manajemen Personalia*, Yogyakarta BPFE.
10. Martoyo, S., (2002), *Manajemen Sumber Daya Manusia*, Yogyakarta,BPFE.
11. Panggabean, M., (2002), *Manajemen Sumber Daya Manusia. Jakarta*, PT Ghalia Indonesia.
12. Smola, A. and Scholkopf, B, (2004), *A Tutorial on Support Vector Regression*, Statistic and Computing, 14, 199-222.
13. Sule, E. (2003), *Keterkaitan antara Kepuasan Kerja Karyawan dan Kepuasan Pelanggan dengan Kinerja Perusahaan*, Jurnal Akuntansi dan Manajemen Vol.2, No.2, STIE YKPN, Yogyakarta.

LAMPIRAN

Tabel Hasil Rekapitulasi MSE dan MAD

			LOSS FUNCTION							
			Kuadratik			Einsensitive				
			Upper bound			Upper bound				
			5	10	100	5	10	100		
KERNEL FUNCTION	Linear	Parameter	1	MSE	8.16E-04	8.16E-04	8.16E-04	0.0014	0.0014	0.0014
			MAD	0.0249	0.0249	0.0249	0.0304	0.0304	0.0304	
		5	MSE	8.16E-04	8.16E-04	8.16E-04	0.0014	0.0014	0.0014	
			MAD	0.0249	0.0249	0.0249	0.0304	0.0304	0.0304	
		10	MSE	8.16E-04	8.16E-04	8.16E-04	0.0014	0.0014	0.0014	
			MAD	0.0249	0.0249	0.0249	0.0304	0.0304	0.0304	
	Polinomial	Parameter	1	MSE	8.09E-04	8.09E-04	8.09E-04	0.0015	0.0015	0.0015
			MAD	0.0248	0.0248	0.0248	0.0307	0.0307	0.0307	
		5	MSE	0.0061	0.0061	0.0061	0.6456	0.6456	0.6456	
			MAD	0.0598	0.0598	0.0598	0.8023	0.8023	0.8023	
		10	MSE	38.8865	38.8865	38.8865	0.6456	0.6456	0.6456	
			MAD	4.8974	4.8974	4.8974	0.8023	0.8023	0.8023	
	RBF	Parameter	1	MSE	0.6456	0.6456	0.6456	0.6456	0.6456	0.6456
			MAD	0.8023	0.8023	0.8023	0.8023	0.8023	0.8023	
		5	MSE	0.5602	0.5567	0.5534	0.5531	0.5531	0.5531	
			MAD	0.7424	0.7398	0.7372	0.7369	0.7369	0.7369	
		10	MSE	0.0718	0.0688	0.066	0.0657	0.0657	0.0657	
			MAD	0.2139	0.208	0.2025	0.2019	0.2019	0.0657	