

## Klasifikasi Penyakit Kulit Kucing menggunakan Metode *Support Vector Machine*

Yuwilda Wilantikasari<sup>1</sup>, Imam Cholissodin<sup>2</sup>, Edy Santoso<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>wilantikasari22@gmail.com, <sup>2</sup>imamcs@ub.ac.id, <sup>3</sup>edy144@ub.ac.id

### Abstrak

Salah satu hewan yang populer di dunia adalah kucing. Akan tetapi dalam memelihara kesehatan kucing perlu diperhatikan. Indonesia merupakan negara tropis dengan kelembapan udara yang tinggi, hal itulah yang membuat parasit dan jamur berkembang biak sehingga menyebabkan terjadinya penyakit kulit. Beberapa penyakit kulit yang terjangkit pada kucing memiliki beberapa gejala yang mirip sehingga menyulitkan untuk diidentifikasi oleh pemilik kucing yang memiliki keterbatasan pengetahuan tentang penyakit kucing. Oleh sebab itu dibuatlah sistem cerdas yang dapat mengklasifikasikan penyakit kulit kucing dari gejala – gejala yang memiliki kemiripan. Pada bidang kedokteran hewan sistem cerdas ini dapat membantu mengklasifikasikan jenis penyakit kulit kucing. Sistem cerdas ini juga menggunakan data yang bukan biner untuk menghitung keakurasian dengan metode *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasikan penyakit kulit kucing lebih dari dua kelas. Metode *Support Vector Machine* menggunakan dataset yang yaitu sebesar 240 dengan jumlah parameter sebanyak 14. Pada penelitian ini menggunakan lima kelas yaitu kelas scabies, cat flea, abses, dermatitis, dan jamur. Kinerja SVM ini memberikan akurasi sebesar rata – rata 98.745% menggunakan nilai parameter pada *sequential training* SVM dengan nilai  $\lambda = 0.00001$   $y = 0.01$   $C = 10$   $\epsilon = 0.01$  iterasi = 100 dan rasio data 90%:10%.

**Kata kunci:** Klasifikasi, *Support Vector Machine*, Penyakit Kulit Kucing, Kernel RBF, *One Against All*

### Abstract

*Cats are one of the most popular pets in the world. However, health is a matter of concern in the nurturing of cats. Indonesia has a relatively high humidity of air, hence parasites and fungi can multiply and spread which could cause skin diseases. The scarce knowledge of cat owners about cat skin disease and some symptoms that have similarities to various types of cat skin disease are difficult to identify. With these problems, an intelligent system that can classify cat skin diseases based on symptoms is proposed. This intelligent system also aims to help medical teams especially in the field of veterinary medicine in providing a diagnosis of cat skin diseases. Support Vector Machine method can be applied to skin disease classification problems using a limited dataset of 240 with 14 parameter. This study uses five classes of classes: scabies, cat flea, abscesses, dermatitis, and fungi. SVM performances gave an accuracy of 98.745% with parameter value on sequential training SVM,  $\lambda$  value = 0.00001,  $y = 0.01$ ,  $C = 10$ ,  $\epsilon = 0.01$ , iteration = 100 and the ratio data of 90%:10%.*

**Keywords:** Classification, *Support Vector Machine*, Cat Skin Disease, Kernel RBF, *One Against All*

### 1. PENDAHULUAN

Saat ini binatang yang sering dipelihara oleh masyarakat adalah kucing, karena kucing mudah beradaptasi dan dapat dijadikan teman yang baik. Kucing memiliki bulu yang tebal dan memiliki jenis ras (Kusumaningrum, 2012). Karena Indonesia memiliki kelembapan udara yang tinggi maka kesehatan dalam memelihara kucing perlu diperhatikan, agar parasit dan jamur

tidak terdapat dan berkembang biak sehingga menyebabkan penyakit kulit (Hakim, 2015). Ketika penyakit kulit kucing telah menginveksi 40% area tubuh pada kucing, kucing tersebut dapat terinfeksi sekunder yang dapat menyebabkan kematian pada kucing yang terjangkit. *Scabies* merupakan penyakit yang sering terjadi pada kucing, penyakit kulit ini dapat menyebabkan kematian. Rasa gatal pada area kulit merupakan gejala awal yang terjadi

pada kucing, sehingga kucing yang terjangkau akan mengalami kehilangan nafsu makan sehingga menyebabkan dan akhirnya kucing yang terjangkau akan mati. Menurut Drh. Naumi D.R.P *scabies* adalah penyakit yang dapat menular pada manusia. Apabila manusia terjangkau penyakit *scabies*, penyakit ini tidak menyebabkan kematian, akan tetapi menimbulkan rasa gatal sehingga mengganggu aktivitas sehari – hari (Palguna, 2014). Pada penelitian Ana Mariam Puspitasari (2018) yang menggunakan metode Support Vector Machine dimana penelitian tersebut menggunakan kemampuan *One-Againts-All* dan juga kernel RBF dalam mengklasifikasikan penyakit gigi dan mulut menggunakan 122 dataset gejala penyakit dan parameter yakni  $\lambda = 0.1$ ,  $\gamma = 0.1$ ,  $C = 1$ ,  $\epsilon = 1.10^{-10}$ ,  $\text{itermax} = 50$ , dan rasio data 80%:20%. Dari hasil penelitian tersebut didapat nilai akurasi rata – rata 93.32%. Dari penelitian tersebut dibuatlah sistem klasifikasi penyakit kulit kucing dengan menggunakan Support Vector Machine (SVM). Penelitian yang dibuat ini diharapkan dapat membantu masyarakat yang memelihara kucing.

## 2. DASAR TEORI

### 2.1. Penyakit Kulit Kucing

Penyakit kulit kucing merupakan penyakit yang sering dialami oleh kucing. Penyakit kulit pada hewan biasanya ditandai dengan gejala gatal – gatak pada kucing. Terdapat beberapa jenis penyakit kulit yang pada umumnya diderita oleh kucing yang mana penyakit tersebut dapat menular kepada manusia. Oleh sebab itu penyakit kulit kucing seharusnya tidak dibiarkan dan ditangani cepat. Penyakit kulit kucing yang sering terjadi pada kucing dan manusia adalah *scabies* (Palguna, 2014). Berikut penyakit – penyakit kulit kucing yang sering dijumpai pada kucing diantaranya adalah penyakit kulit *scabies*, penyakit kulit abses, penyakit kulit cat flea, penyakit kulit dermatitis, dan penyakit kulit jamur.

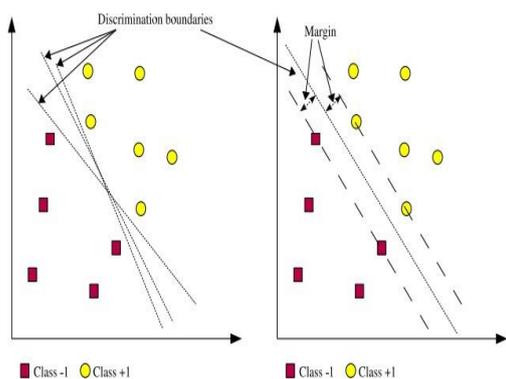
### 2.2. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan pekerjaan untuk melakukan pengelompokan pelatihan pada fungsi target  $f$ , fungsi tersebut mempunyai kegunaan untuk memetakan suatu set kedalam suatu kelas, yang dimana kelas tersebut sudah ditentukan kategorinya. Atribut – atribut yang memiliki kesamaan dari suatu objek akan

dikelompokkan pada sebuah model yang disebut klasifikasi. Klasifikasi membutuhkan data training dan data testing, data training digunakan sebagai tahapan pengelompokan dan data testing digunakan sebagai pengujian. (Winarko2 & Suwanto, Oktober 2014). Klasifikasi merupakan algoritme yang terbagi menjadi dua macam diantaranya adalah *lazy learner* dan *eager learner*. *Eager learner* ialah sebuah pelatihan dimana proses perhitungan pada pelatihannya membutuhkan waktu yang lebih lama tetapi mendapatkan proses prediksi yang relatif cepat. *Lazy learner* pada prosesnya pelatihannya sangat efektif, tetapi kelemahannya ialah pada proses prediksinya membutuhkan waktu yang lama. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan algoritme dalam pengklasifikasian tak hanya itu ada beberapa algoritme diantara *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN), dan *Decision Tree*.

### 2.3. Support Vector Machine

Algoritme *Support Vector Machine* (SVM) dikembangkan oleh peneliti yang bernama Boser, Guyon, Vapnik, dan penelitian ini pertama kali diumumkan pada tahun 1992 di Annual Workshop on Computational Learning Theory. Algoritme SVM sangat baik dalam mengklasifikasikan data latih untuk proses prediksi, karena pada sejumlah data latih, hanya sebagian kecil dari data yang digunakan untuk melakukan proses prediksi. Oleh sebab itu pada saat proses perhitungan perulangan SVM, tidak seluruh data latih akan digunakan. Hal itu yang membedakan algoritme SVM dengan SVM lainnya. SVM ialah algoritme yang dapat mengolah data set yang mempunyai dimensi yang tinggi. Algoritme SVM bertujuan untuk memaksimalkan batas nilai *hyperplane*. Algoritme SVM juga mencari nilai maksimal dari margin, agar generalisasi pada klasifikasi lebih baik. Inti dari SVM adalah mencari *hyperplane*, yakni dengan cara mencari jarak atau margin yang maksimal diantara data yang paling dekat dengan garis *hyperplane*. (Anto Satrio Nugroho, 2007).



Dari gambar diatas, sebelah kiri terdapat dua buah data yang ditunjukkan oleh pattern, pattern tersebut merupakan perwakilan kelas, dimana terdpat dua kelas yakni kelas -1 dan +1. Pada gambar pertama terdapat beberapa garis linear yang memisahkan dua kelas tersebut, tetapi fungsi SVM sendiri adalah mencari garis hyperplane yang memiliki nilai margin paling besar. Pada gambar sebelah kanan terdapat satu garis yang dapat memisahkan dua buah kelas dengan nilai margin paling besar. Data yang berada pada bidang pembatas disebut support vector. Intinya bidang pembatas pertama yang memisahkan kelas pertama dan bidang pembatas kedua memisahkan kelas kedua sehingga diperoleh:

$$(w \cdot x_i + b) = 0 \tag{2.1}$$

$$(w \cdot x_i + b) \geq -1 \tag{2.2}$$

$$(w \cdot x_i + b) \geq +1 \tag{2.3}$$

W adalah normal bidang atau bobot vector terhadap hyperplane. *Pattern* ( $x_i$ ) merupakan data  $i$  yang keberapa dan  $b$  merupakan posisi bidang yang relatif terhadap koordinat. Nilai margin didapatkan dari  $\frac{1-b-(-1-b)}{w} = \frac{2}{w}$  nilai margin dipenuhi dengan mengalikan  $b$  dan  $w$  dengan konstanta. Untuk mendapat nilai margin terbesar yaitu dengan melihat posisi margin terbesar yaitu dengan dengan cara memaksimalkan nilai titik terdekatnya dari jarak hyperplane, yaitu  $1/\|w\|$ . Dari uraian tersebut didapatkan rumus *Quadratic Programming (QP) Problem*, yaitu untuk mendapatkan titik dengan nilai terendah menggunakan persamaan (2.4) dengan tetap memperhitungkan batasan pada persamaan (2.5)

$$\min \tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \tag{2.4}$$

$$y_i (x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0, \forall i \tag{2.5}$$

langkah selanjutnya pada SVM sebelum dapat mendapatkan hasil klasifikasi dari tiap kelas

akan dilakukan inisiasi data yang dinyatakan  $x_i, y_i$  yang mana  $i$  merupakan  $1, 2, \dots, N$  dan  $x_i$  meruoakan  $x_1, x_2, \dots, x_N$  merupakan parameter pada data latih untuk  $y_i \in \{-1, +1\}$  yang artinya perwakilan dari suatu kelas. Algoritme SVM memiliki kemampuan yang pada penerapannya dikatakan baik dalam proses mengolah data. SVM menggunakan hyperplane, hyperplane linear digunakan untuk memisahkan data dengan garis linear yang tidak dapat dipisahkan. Untuk mengklasifikasi teknik SVM dapat memaksimalkan nilai margin dan memaksimalkan batas nilai hyperplane. Pada SVM nonlinear prosesnya membutuhkan fungsi yaitu *kernel trick*, karena data tidak dapat dipisahkan hanya dengan garis linear. SVM nonlinear dapat mengolah data dari data berdimensi rendah menjadi data dengan dimensi yang lebih tinggi.

#### 2.4. Sequential Training

*Quadratic Programming (QP)* adalah fungsi yang dimana didalamnya terdapat cara untuk mendapatkan hyperplane yang maksimal yaitu menggunakan SVM dengan cara analisis numerik. Pada SVM terdapat margin geometris dimana akan memberikan dampak kesalahan minimal pada proses klasifikasi dan mendapatkan hasil yang maksimal. Tetapi pada prosesnya memiliki proses yang kompleks dan rumit sehingga waktu yang dibutuhkan lebih lama oleh sebab itu prosesnya membutuhkan proses *Sequential Training* seperti yang telah dikembangkan oleh (Vijayakumar S, 1999) seperti dibawah ini:

- Langkah pertama ialah  $\alpha_1 = 0$ . Yaitu menghitung perkalian kernel gaussian menggunakan nilai  $Y$  maka sehingga mendapatkan nilai matriks Hessian.  $\alpha_1$  dicari agar mendapatkan nilai dari perhitungan *support vector*. Untuk proses perhitungan tiap data dari  $i$  sampai dengan data  $j$ , didapatkan dengan memakai persamaan Matriks *Hessian* yang akan ditunjukkan seperti dibawah ini :

$$D_{ij} = y_i y_j ( K(x_i, x_j) + \lambda^2) \tag{2.6}$$

- Selanjutnya dilakukan perhitungan dengan persamaan dibawah ini :

$$E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j D_{ij} \tag{2.7}$$

$$\delta \alpha_i = \min \{ \max [y (1 - E_i) - \alpha_i] C - \alpha_i \} \tag{2.8}$$

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i \tag{2.9}$$

Keterangan :

$\alpha_i$  = alfa ke- $i$

$D_{ij}$  = matriks Hessian

$E_i$  = error rate

$C$  = konstanta  $C$

$\delta \alpha_i$  = delta alfa ke- $i$

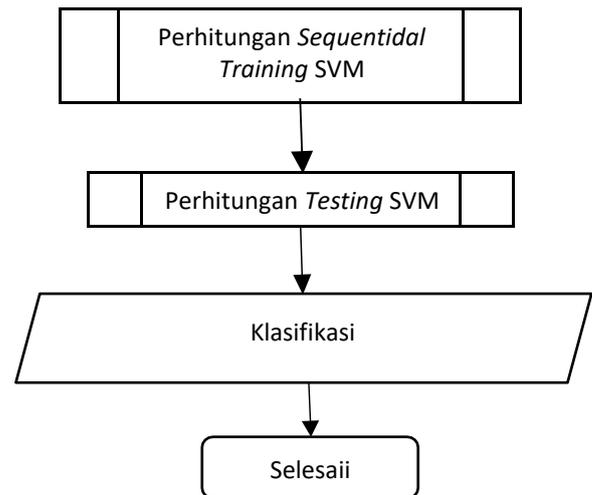
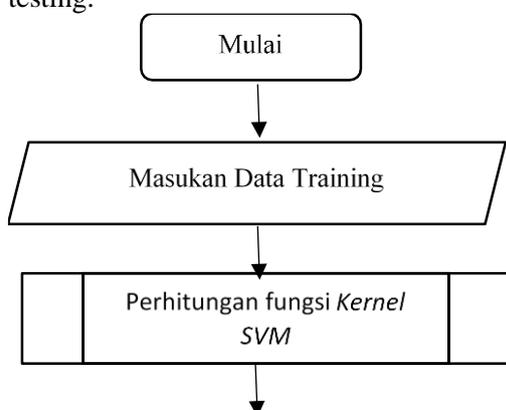
Selanjutnya kembali ke langkah 2 sampai nilai  $\alpha_i$  untuk mendapatkan konvergen. Jika terdapat perubahan pada nilai  $\alpha_i$  maka kita mendapatkan konvergensi. Setelah itu mencari nilai  $w$  dan  $b$  dengan menggunakan rumus seperti dibawah ini:

$$w = \alpha_i y_i y_j \square (x_i) \tag{2.10}$$

$$b = -\frac{1}{2} (w \cdot x^+ + w \cdot x^-) \tag{2.11}$$

### 3. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Pada proses perhitungan algoritma SVM adalah dilakukannya pengambilan dataset. Dataset yang didapatkan dari pakar memiliki nilai desimal yang mana tiap kelas memiliki nilai selisih yang tinggi, sehingga data perlu dinormalisasi. Untuk proses perhitungan SVM dibutuhkan angka desimal yang tidak memiliki nilai selisih yang tinggi agar mendapatkan *hyperline* terbaik. Setelah data dimasukkan kemudian melakukan proses perhitungan *kernel SVM* menggunakan metode SVM. Selanjutnya, proses perhitungan SVM di terapkan untuk proses perhitungan *sequential training*. Sebelum mendapatkan hasil akhir yaitu klasifikasi, proses perhitungan dilanjutkan menghitung dataset testing.



Berdasarkan gambar diatas, alur proses algoritma support vector machine yaitu tahapan pertama ialah memasukan data training format .xls. Data training dari semua kelas diacak dan dibagi rata. Masing-masing kelas memiliki 5 data yang mewakili dari data testing dan data training. Selanjutnya Melakukan perhitungan untuk menghitung kernel SVM yaitu *kernrel RBF*. Kemudian melakukan perhitungan dengan menggunakan *Sequential Training SVM* pada data tranning. Melakukan perhitungan *testing SVM* dengan menggunakan metode *One-Against-All* agar dapat menentukan kelas dengan level 1 dan level selanjutnya. Hasil yang akan dikeluarkan adalah hasil klasifikasi dari proses perhitungan data testing.

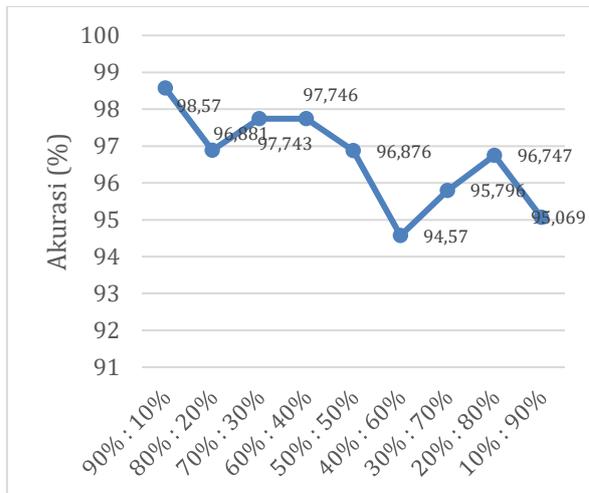
### 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pada pengujian dan analisis yang dilakukan akan diuraikan pada sub bab ini. Hasil pengujian sistem yang menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan 14 gejala yang ada. Pembahasan ini akan menguraikan pengujian menggunakan beberapa parameter untuk menghasilkan akurasi terbaik.

#### 4.1. Pengujian Rasio Data

Pengujian terhadap rasio dataset sebanyak 240 data yang dibagi menjadi data training dan data testing berdasarkan skenario pengujian data yang sudah ditetapkan yaitu dengan rasio perbandingan jumlah data training dan jumlah data testing yaitu 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, 60%:40%, 50%:50%, 40%:60%, 30%:70%, 20%:80%, 10%:90%. Parameter pada pengujian ini sudah ditentukan dengan parameter yang akan mendapatkan nilai akurasi tertinggi diantaranya yaitu  $\sigma$  *Kernel RBF* = 0.7

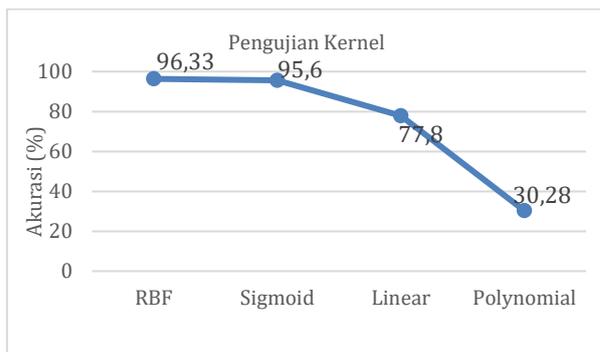
$\lambda = 0.00001$   $y = 0.01$   $C = 10$   $\epsilon = 0.01$  iterasi = 100. Berikut pengujian rasio data



Didapatkan dari pengujian skenario perbandingan rasio data yaitu tingkat akurasi tertinggi didapatkan pada perbandingan rasio data 90:10 dengan keakurasian sebesar 98,57%. Hasil akurasi ini dicoba dengan sepuluh kali percobaan yang dilakukan pada masing-masing perbandingan rasio data. Hasil pengujian perbandingan rasio data memiliki nilai rata-rata lebih dari 90%, dapat dilihat nilai keakurasian memang tidak tetap tapi stabil pada nilai akurasi mencapai lebih dari 90%. Pada pengujian ini data yang digunakan pada prosesnya dilakukan secara acak setiap kelasnya..

### 4.2. Pengujian Jenis Kernel

Selanjutnya dilakukan pengujian pada jenis, antara lain kernel RBF, kernel Sigmoid, kernel linear, kernel polynomial. Masing-masing jenis kernel diuji dengan parameter *sequential training SVM* diantaranya  $\sigma = 0.7$   $\lambda = 0.00001$   $y = 0.01$   $C = 10$   $\epsilon = 0.01$  iterasi = 100 dengan perbandingan rasio 90:10. Pengujian dilakukan untuk mengetahui jenis kernel mana yang memiliki nilai akurasi yang paling tinggi

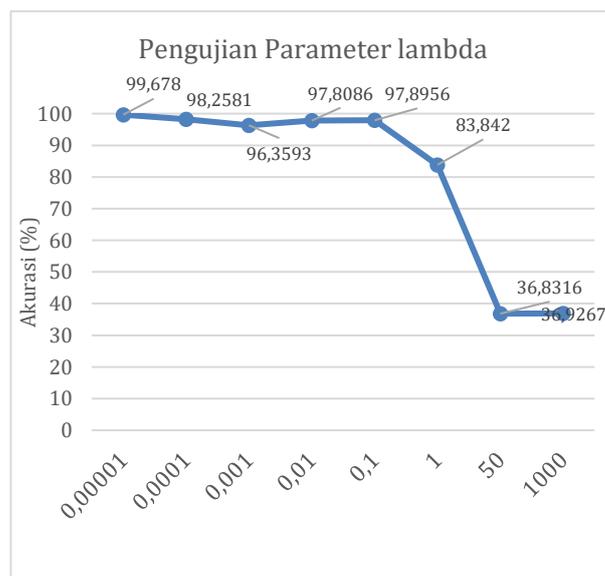


Disimpulkan bahwa kernel RBF memiliki

hasil nilai akurasi tertinggi dengan nilai 98.57% disusul dengan kernel sigmoid sebesar 95.60% selanjutnya kernel linear sebesar 77.80% dan terakhir kernel polynomial sebesar 30.36%. Akurasi tertinggi yakni kernel RBF karena kernel RBF cocok digunakan dengan tipe data yang digunakan. Kernel RBF dapat mengklasifikasikan data traing sesuai dengan kelas aslinya.

### 4.3. Pengujian Terhadap Parameter $\lambda$ (Lamda)

Pengujian pada parameter *lambda* diantaranya yaitu 0.00001 , 0.0001 , 0.001 , 0.01 , 0.1 , 1 , 50, 100. Pada pengujian ini digunakan parameter yaitu  $\sigma$  Kernel RBF = 0.7  $y = 0.01$   $C = 10$   $\epsilon = 0.01$  iterasi = 100 dengan perbandingan rasio 90%:10%. Nilai parameter yang digunakan nantinya akan diuji dengan tujuan mengetahui apakah nilai paramater lambda pada *sequential training SVM* akan mempengaruhi tingkat keakurasian atau tidak.

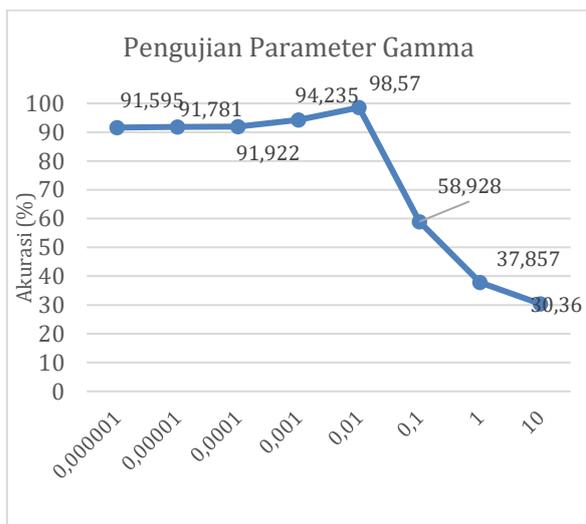


Hasil analisis dari grafik diketahui bahwa akurasi tertinggi didapatkan dari lambda sebesar 0.00001 dengan tingkat akurasi yaitu 99.678% disusul dengan nilai lambda 0.0001 sebesar 98.25%, selanjutnya dengan nilai lamda sebesar 0.001 tingkat keakurasian mencapai 96.35% , kemudian nilai lamda sebesar 0.01 memiliki keakurasian sebesar 97,8%. Dari grafik kita dapat melihat grafik nilai rata-rata mengalami penurunan dan stabil ketika nilai lamda lebih besar dari pada 1, itu disebabkan karena nilai lamda yang besar sehingga mengakibatkan proses waktu komputasi pada perhitungan matriks hessian membutuhkan waktu yang

lebih lama juga. Menurut Vijayakumar & Wu, 1999 proses ini diakibatkan karena nilai lamda dapat membuat sistem lebih lambat untuk dapat mencapai titik temu dan menyebabkan ketidakstabilan pada saat pembelajarannya.

**4.4. Pengujian Terhadap Parameter  $\gamma$  (gamma)**

Pada pengujian parameter pengujian  $\gamma$  (gamma) merupakan pengujian dimana parameternya memiliki pengaruh besar dalam menentukan parameter terbaik, berikut nilai parameter  $\gamma$  (gamma) yang akan diuji pada pengujian ini 0.000001, 0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10. Parameter  $\gamma$  (gamma) diuji menggunakan parameter *sequential training SVM* yakni nilai  $\sigma$  Kernel RBF = 0.7  $\lambda$  = 0.0001  $C$  = 10  $\epsilon$  = 0.01 iterasi = 100 dan rasio data 90%:10%. Berikut hasil pengujian nilai gamma.

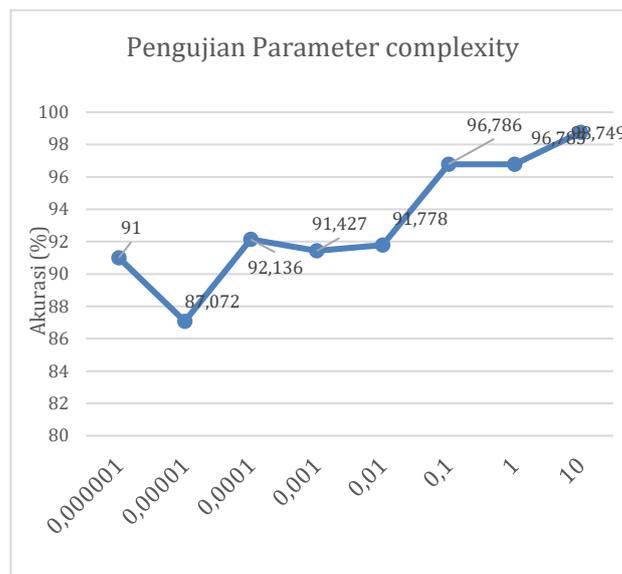


Hasil analisis yang dilakukan dapat dilihat pada Error: Reference source not found dari grafik tersebut diketahui pengujian rata – rata memiliki nilai akurasi parameter gamma yang paling tinggi adalah 98.57% dengan nilai gamma 0,01. Nilai gamma sangat mempengaruhi nilai rata – rata keakurasian hal tersebut dapat dilihat dari grafik pada Error: Reference source not found. dari hasil grafik diatas dapat disimpulkan bahwa nilai gamma 0,1 mengalami penurunan dengan nilsai 58.928% hal itu disebabkan karena apabila nilai gamma semakin besar maka mempengaruhi besar hasil nilai *learning rate*. Learning rate adalah nilai proses pelatihan atau pembelajaran. Learning rate berpengaruh dari nilai gamma yang dihasilkan.

**4.5. Pengujian Terhadap Parameter  $C$**

**(Complexity)**

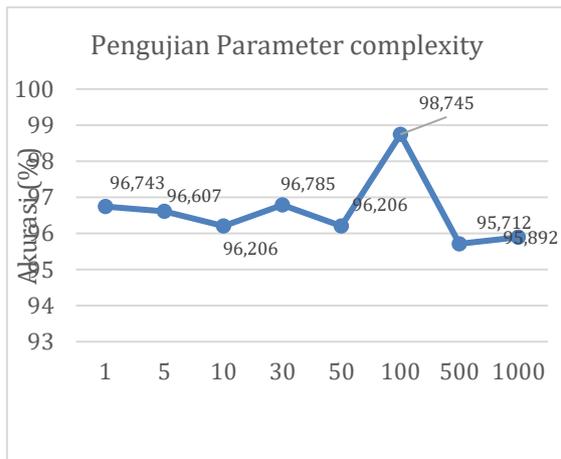
Pengujian terhadap parameter complexity diantaranya menggunakan nilai 0.000001, 0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10. Masing – masing tiap nilai parameter gamma diuji dengan nilai parameter *sequential training SVM* diantaranya yaitu  $\sigma$  Kernel RBF = 0.7  $\lambda$  = 0.0001  $\gamma$  = 0.01  $\epsilon$  = 0.01 iterasi = 100 dengan perbandingan rasio 90%:10%. Berikut hasil nilai rata – rata terhadap parameter complexity.



Analisis yang didapatkan dari grafik tersebut didapatkan nilai akurasi tertinggi dengan nilai complexity dengan nilai 10 yakni sebesar 98.749%. Pada grafik diatas disimpulkan bahwa nilai rata – rata akurasi complexity semakin meningkat apabila nilai complexity semakin besar, itu disebabkan karena pengujian nilai complexity bertujuan untuk meminimalkan nilai error. Tujuan yang lain ialah memperkecil nilai *slack variable* karena pada saat nilai complexity semakin besar nilai margin hyperlane akan semakin lebar, sehingga penalti yang diberikan ketika nilai complexity semakin besar akan memaksimalkan nilai error pada proses klasifikasi. (Nugroho, et al., 2003).

**4.6. Pengujian Terhadap Jumlah Iterasi.**

Pengujian terhadap parameter yang terakhir adalah parameter jumlah iterasi diantaranya 1, 5, 10, 30, 50, 100, 500, 1000. Setelah itu nilai parameter jumlah iterasi diuji dengan nilai parameter jumlah iterasi diuji dengan nilai *sequential training SVM* diantaranya  $\sigma$  Kernel RBF = 0.7  $\lambda$  = 0.0001  $\gamma$  = 0.01  $\epsilon$  = 0.01  $C$  = 10 dengan perbandingan rasio 90%:10%. Pengujian dilakukan untuk mengetahui parameter terbaik untuk mendapatkan akurasi yang tinggi.



Berdasarkan grafik diatas dengan rata tertinggi didapatkan ketika iterasi nilai iterasi 100 dengan tingkat akurasi sebesar 96,882%. Pengujian ini diketahui nilai iterasi maksimum berpengaruh sekali terhadap pada perubahan nilai  $\alpha$  ( $\alpha$ ) karena dibutuhkan agar mendapatkan nilai  $\alpha_i$  yang konvergen.

### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi penyakit kulit kucing dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* dapat disimpulkan bahwa:

1. Dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan algoritme *Support Vector Machine* dapat diimplementasikan pada klasifikasi penyakit kuit kucing dengan menggunakan *dataset* sebesar 240 dataset dengan jumlah parameter sebanyak 14. Pada penelitian ini terdapat lima kelas diantaranya kelas scabies, cat flea, abses, dermatitis, dan jamur.
2. Algoritme *Support Vector Machine* memberikan hasil Memberikan hasil terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 98.745% menggunakan nilai parameter pada *sequential training SVM* dengan nilai  $\lambda = 0.00001$   $\gamma = 0.01$   $C = 10$   $\epsilon = 0.01$  iterasi = 100 dan rasio data 90%:10
3. Disimpulkan bahwa kernel RBF memiliki hasil nilai akurasi tertinggi dengan nilai 98.57% disusul dengan kernel sigmoid sebesar 95.60% selanjutnya kernel linear sebesar 77.80% dan terakhir kernel polynomial sebesar 30.36%

### 6. SARAN

Sistem klasifikasi penyakit kulit kucing dengan menggunakan metode algoritma *Support Vector Machine* ini masih terdapat beberapa kekurangan. Saran agar penelitian ini supaya menjadi lebih baik adalah sistem ini sebaiknya dikembangkan dengan menggunakan metode yang berbeda atau mengkombinasikan dengan metode lain agar lebih akurat.

### 7. DAFTAR PUSTAKA

- Palguna (2014) ‘Jurnal Sistem Informasi Jurnal Sistem Informasi’, 3(1), pp. 140–143.
- Hakim, A.M., 2015. Sistem Pakar Identifikasi Penyakit Kulit Anjing Menggunakan Metode Certainty Factor. STMIK STIKOM Surabaya.
- Kusumaningrum (2012) ‘Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Pada Kucing Dengan Metode CF’, (5), pp. 11–14
- Way, N., 2014 Cat Bite Abscesses [Http://Www.nicklinwayvet.Com.Au/Wp-Content/Uploads/2014/07/Catbite-Abscess.Pdf](http://www.nicklinwayvet.com.au/wp-content/uploads/2014/07/Catbite-Abscess.Pdf)>
- Palguna (2014) ‘Jurnal Sistem Informasi Jurnal Sistem Informasi’, 3(1), pp. 140–143.
- Anto, S. N., Arief, B. W. & Dwi, H., 2003. *Support Vector Machine -Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika 1–*. s.l., Kuliah Umum IlmuKomputer.Com
- Darsyah, M. Y., November 2014. *Klasifikasi Tuberkulosis dengan Pendekatan Metode Support Vector Machine (SVM)*. Semarang, Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah.
- Nugroho, A., Witarto, A. & Handoko, D., 2003. *Support Vector Machine-Teori dan Aplikasinya*. s.l., s.n
- Puspitasari, A. M., Ratnawati, D. E. & Widodo, A. W., 2018. *Klasifikasi Penyakit Gigi dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Vijayakumar S, W. S., 1999. Sequential Support Vector Classifiers and Regression. *Proc. International Conference on Soft Computing*, Issue (SOCO'99), Genoa, Italy., pp. 610-619.

Winarko2 & Suwanto, R. E., Oktober 2014.  
Klasterisasi, Klasifikasi dan Peringkasan  
Teks Berbahasa Indonesia. *Prosiding  
Seminar Ilmiah Nasional Komputer dan  
Sistem Intelijen (KOMMIT 2014)*, Vol.  
8(ISSN : 2302-3740).