

Klasifikasi Kualitas Susu Sapi Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM)

Puspita Sari¹, Lailil Muflikah², Randy Cahya Wihandika³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹fhitapuspitas@gmail.com, ²lailil@ub.ac.id, ³rendycahya@ub.ac.id

Abstrak

Susu sapi mengandung protein hewani yang sangat besar manfaatnya bagi bayi maupun mereka yang sedang dalam proses pertumbuhan, karena susu sapi mengandung asam amino esensial dalam jumlah yang cukup. UPT Laboratorium Kesehatan Hewan Malang sebagai unit pelaksana teknis di bawah Dinas Peternakan Jawa Timur bertugas melakukan pengujian di bidang kesmavet untuk upaya pengamanan susu sebagai produk peternakan dengan pengujian yang tepat sesuai dengan Standar Nasional Indonesia (SNI). Pengklasifikasian kualitas susu sapi di UPT tersebut masih dilakukan secara *organoleptic* (bau, rasa, dan warna) yang bersifat linguistik sehingga variabel dan penentuan parameter bersifat tidak pasti dan menjadi kendala utama pakar dalam menentukan kualitas susu yang baik. Untuk mengatasi permasalahan tersebut dibutuhkan suatu sistem klasifikasi yang mampu mengklasifikasikan kualitas susu sapi yang baik menggunakan metode *support vector machine* yang mana kinerja SVM lebih cocok dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 269 yang dibagi menjadi data latih dan data uji dengan 3 hasil kualitas susu yaitu rendah, standar, dan tinggi. Hasil akurasi penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik berdasarkan percobaan perbandingan rasio data 50%:50%, dengan menggunakan *kernel RBF* dan nilai parameter λ (*lambda*) = 0,001, *C* (*complexity*) = 0,01, γ (*gamma*) = 0,00001, *itermax* = 30 dan untuk nilai σ *kernel RBF* = 2. Hasil rata-rata akurasi menggunakan metode SVM pada klasifikasi kualitas susu sapi sebesar 92,82% dan akurasi tertinggi sebesar 94,02%.

Kata Kunci: Susu sapi, Klasifikasi, *Support Vector Machine* (SVM), *Kernel RBF*

Abstract

*Cow milk has a lot of animal protein and have benefit for children and whoever in process for grow up. Cow milk contains good essential amino acids. Malang Animal Health Laboratory as the unit executor in east java Animal Husbandry Department do a test in kesmavet for efforts to secure milk as a farm product with appropriate testing in suitable with the Indonesian National Standard (SNI). The classification of cow milk quality is still using organoleptic (smell, taste, color) that are linguistic, so that variable and parameter are uncertain and become themain obstacle of expert in determining good milk quality. To resolve this issue, this can be done with schizophrenia classification using support vector machine (SVM) algorithm, which SVM performace is more suitable than other classification methods. In this study there are 269 data that is divided into two data that is data training and data testing with three classification result, that is low, medium, and hight. The result in this paper get the best acuracy based ratio data 50%:50%, with Kernel RBF and λ (*lambda*) = 0,001, *C* (*complexity*) = 0,01, γ (*gamma*) = 0,00001, maximum iteration = 30 and σ *kernel RBF* = 2. The average result of accuracy using SVM method in cow milk quality classification was 92.82% and highest accuracy was 94.02%.*

Keywords: Cow Milk, Classification, *Support Vector Machine* (SVM), *Kernel RBF*.

1. PENDAHULUAN

Zaman modern seperti sekarang banyak orang yang lebih memilih makanan cepat saji

dibandingkan makanan sehat. Padahal makanan cepat saji mengandung sedikit kebutuhan gizi yang dibutuhkan oleh tubuh manusia seperti

karbohidrat, protein, lemak dan vitamin yang bisa kita dapatkan dari berbagai sumber salah satunya hewan yaitu sapi yang mana mengandung banyak sekali manfaat bagi kesehatan.

Sapi merupakan hewan yang menghasilkan sekitar 50% kebutuhan daging di dunia, 95% kebutuhan susu dan 85% kebutuhan kulit (Prasetyo, 2012). Susu mengandung protein hewani yang sangat besar manfaatnya bagi bayi maupun mereka yang sedang dalam proses pertumbuhan (AAK, 1995). Selain dapat diminum secara langsung susu sapi juga dimanfaatkan sebagai bahan olahan makanan seperti roti, keju dan *yogurt*. Salah satu faktor penting dalam pengolahan susu yaitu adanya pasokan bahan baku susu yang berkualitas, sehingga diperlukan pengawasan mutu susu sapi agar menghasilkan produk olahan susu yang berkualitas.

Dengan berkembangnya produk olahan susu sapi, UPT Laboratorium Kesehatan Hewan Malang sebagai unit pelaksana teknis di bawah Dinas Peternakan Jawa Timur bertugas melakukan pengujian di bidang kesmavet untuk upaya pengamanan susu sebagai produk peternakan dengan pengujian yang tepat sesuai dengan Standar Nasional Indonesia (SNI). Pengklasifikasian kualitas susu sapi pada UPT Laboratorium Kesehatan Hewan Malang dilakukan secara *organoleptic* (bau, rasa dan warna) yang bersifat linguistik sehingga variabel dan penentuan parameter bersifat tidak pasti dan menjadi kendala utama pakar dalam menentukan kualitas susu yang baik.

Berkembangan teknologi komputer dapat membantu peran seseorang dalam menentukan kualitas susu yang dihasilkan oleh sapi dengan *software* maupun perangkat lunak yang ada didalam komputer sehingga dapat diselesaikan dengan lebih cepat dan efisien, salah satu caranya dengan pengklasifikasian. Klasifikasi merupakan proses menemukan sekumpulan model atau fungsi yang membedakan data kedalam kelas-kelas tertentu. Tujuannya menggunakan model tersebut dalam menentukan kelas dari suatu objek yang belum diketahui kelasnya. (Han & Kamber, 2006)

Penentuan kualitas susu sapi sebelumnya pernah dilakukan, ddengan menggunakan metode *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FKNN). Cara kerja FKNN, parameter yang digunakan adalah kandungan kimiawi susu yaitu *fat*, *SNF*, *density*, *protein*, *laktosa*, kadar air dan *temperatur*. Akurasi yang dihasilkan sebesar

90% dengan nilai $k = 2$. Kelemahan dari metode ini adalah harus menentukan nilai k yang paling optimal untuk menentukan jumlah tetangga terdekat (Hidayat, 2016).

Selain metode FK-NN, salah satu metode dalam klasifikasi yaitu *Support Vector Machine* (SVM). Metode SVM memiliki kelebihan dimana menggunakan *Empirical Risk Minimization* (ERM) yaitu metode *machine learning* yang difokuskan pada usaha untuk meminimalkan error pada *training-set*, dan dalam SVM diwujudkan dengan memilih *hyperplane* dengan margin terbesar. Pendekatan SRM pada SVM memberikan error generalisasi yang lebih kecil daripada yang diperoleh dari strategi ERM pada *neural network* maupun metode yang lain. (Nugroho, et al., 2003)

Berdasarkan paparan diatas penulis ingin merancang sebuah aplikasi sistem klasifikasi kualitas susu sapi dengan menggunakan metode *support vector machine* (SVM). Aplikasi ini, diharapkan dapat membantu para peternak maupun masyarakat umum dalam memilih kualitas susu sapi terbaik. Data yang digunakan dari UPT Laboratorium Kesehatan Hewan Malang tahun 2015 dengan 3 kualitas susu yaitu rendah, standar dan tinggi. Dari 7 parameter kandungan kimiawi susu sapi yang diperoleh hanya 3 parameter saja yang dipertimbangkan SNI untuk mengetahui kualitas susu yaitu lemak, padatan bukan lemak dan protein. Sedangkan 4 parameter lain tidak dipertimbangkan untuk menentukan kualitas susu sapi. Oleh karena itu 4 parameter lain yang tidak dicantumkan oleh SNI akan digunakan sebagai kandungan tambahan agar hasilnya maksimal.

2. DASAR TEORI

2.1 Susu Sapi

Susu merupakan cairan yang bernilai gizi tinggi baik untuk manusia maupun hewan susu juga sebagai sumber nutrisi utama seperti protein, lemak, dan laktosa yang berguna bagi tubuh manusia. Kadar protein susu segar mencapai 3,5% dengan kandungan lemak 3,0 hingga 3,8% bahkan ada yang mencapai 5%. Karena kandungan nutrisinya yang tinggi maka susu segar menjadi salah satu medium yang baik untuk pertumbuhan mikroorganisme, sehingga setelah diperah akan mudah mengalami kerusakan apabila proses pengolahannya tidak dilakukan secara benar (Nurhasana, 2010).

2.2 Komposisi Susu

Susu sapi terdiri atas air, lemak, dan bahan kering tanpa lemak, yang mana bahan kering tanpa lemak terbagi menjadi protein, laktosa, mineral, asam, enzim, gas dan Vitamin. Presentasi atau jumlah masing-masing komponen tersebut bervariasi. Menurut (Susilorini & Sawitri, 2006) komposisi susu yaitu :

1. Protein : 3,3 %
2. Laktose : 4,8 %
3. Lemak : 3,8 %
4. Minaral : 0,71 %
5. Total solid : 12,8 %

2.3 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses untuk menemukan sekumpulan model maupun fungsi yang menjelaskan dan membedakan data kedalam kelas-kelas tertentu, dengan tujuan menggunakan model tersebut dalam menentukan kelas dari suatu objek yang belum diketahui kelasnya (Han & Kamber, 2006).

Ada 2 proses dalam klasifikasi, yaitu:

1. Proses learning/training Melakukan pembangunan model menggunakan data training.
2. Proses testing Melakukan tes terhadap data testing menggunakan model yang telah diperoleh dari proses training.

2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) dikembangkan pertamakali oleh oleh Boser, Guyon, dan Vapnik. SVM untuk pertamakali dipresentasikan pada sebuah Workshop on Computation Learning Theory. *Support Vector Machine* (SVM) memiliki prinsip dasar yaitu linear classifier, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah seperti non-linear dengan memasukkan konsep kernel trick pada ruang kerja berdimensi tinggi. SVM sendiri merupakan usaha untuk mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space dengan cara menghitung nilai margin yang mana merupakan jarak antara *hyperplane* dengan pola terdekat dari setiap kelas, yang mana pola yang itu disebut sebagai *support vector*. Margin dapat dihitung dengan rumus $1/\|w\|$ (Nugroho, et al., 2003).

2.5 Squential Training SVM

Support Vector Machine (SVM) memiliki beberapa proses tranining yaitu *Quadratic Programming*, *Sequential Minimal Optimization*, dan *Sequential Training*. Penggunaan *Quadratic Programming* memerlukan waktu yang cukup lama, selain itu algoritmenya cukup kompleks. *Sequential Minimal Optimization* merupakan pengembangan dari *Quadratic Programming*, yang mana memilih untuk penyelesaian optimasi yang kecil dan algoritme juga cukup kompleks. Sedangkan pada *Sequential Training* algoritme yang dimiliki lebih sederhana, serta tidak membutuhkan waktu yang begitu lama. Berikut adalah Algoritme *Sequential Training* (Vijayakumar & Wu, 1999).

1. Inialisasi terhadap $\alpha_i = 0$
2. Menghitung matriks

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \tag{1}$$

Dengan $i, j = 1, \dots, n$

Penjelasan

x_i = data ke- i

x_j = data ke- j

y_i = kelas data ke- i

y_j = kelas data ke- j

n = jumlah data

$K(x_i, x_j)$ = fungsi *kernel* yang digunakan

3. Mulai dari data ke i sampai dengan j , dapat dihitung menggunakan persamaan berikut

$$a. E_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij} \tag{2}$$

Penjelasan

a_j = alfa ke- j

D_{ij} = Matriks *Hessian*

E_{ij} = *Error rate*

$$b. \delta \alpha_i = \min(\max[\gamma(1 - E_i), a_i], C - a_i) \tag{3}$$

Penjelasan

a_i = alfa ke- i

γ = konstanta gamma (Parameter untuk mengontrol kecepatan proses learning)

E_{ij} = Error rate
 C = konstanta C

$$c. a_i = a_i + \delta a_i \tag{4}$$

Penjelasan

a_i = alfa ke- i

δa_i = delta alfa ke- i

4. Kembali ke langkah ketiga hingga nilai α konvergen

2.6 Testing SVM

Langkah pertama menghitung nilai $f(x)$, dengan rumus sebagai berikut:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x) + b \tag{5}$$

Penjelasan

a_i = alfa ke- i

y_i = kelas data ke- i

m = jumlah data yang merupakan SV

$K(x_i, x)$ = fungsi kernel

b = nilai bias

Untuk mencari nilai b (bias) dapat menggunakan rumus sebagai berikut

$$b = -\frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x^+) + \sum_{i=1}^m a_i y_i K(x_i, x^-) \right] \tag{6}$$

Penjelasan

a_i = alfa ke- i

y_i = kelas data ke- i

m = jumlah data yang merupakan SV

$K(x_i, x^+), K(x_i, x^-)$ = Fungsi kernel

Langkah selanjutnya menghitung nilai $K(x_i, x_{testj})$

$$\sum_{i=1}^m y_i y_j K(x_i, x) \tag{7}$$

Penjelasan

y_i = kelas data ke- i

y_j = kelas data ke- j

m = data yang merupakan SV

$K(x_i, x)$ = kernel yang akan digunakan

2.7 One Against All

Pada metode *One Against All* membangun sejumlah k SVM biner. K merupakan banyaknya kelas (Hsu & Lin, 2002). *Support Vector Machine* (SVM) ke- i dilatih dengan seluruh sampel pada kelas ke- i dengan label kelas positif maupun seluruh sampel lainnya dengan label kelas negatif. Misalkan, terdapat sebuah permasalahan klasifikasi dengan 4 buah kelas, yang mana digunakan 4 buah SVM biner untuk pelatihannya (Sembiring, 2007) seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

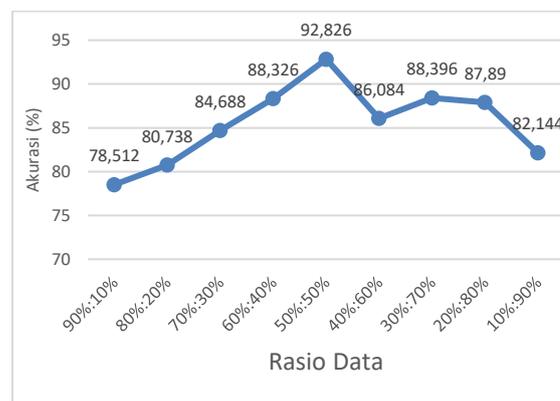
Tabel 1 *One Against All*

| $y_i=1$ | $y_i = -1$ | Hipotesis |
|---------|---------------|-------------------------|
| Kelas 1 | Bukan kelas 1 | $f^1(x) = (w^1)x + b^1$ |
| Kelas 2 | Bukan kelas 2 | $f^2(x) = (w^2)x + b^2$ |
| Kelas 3 | Bukan kelas 3 | $f^3(x) = (w^3)x + b^3$ |
| Kelas 4 | Bukan kelas 4 | $f^4(x) = (w^4)x + b^4$ |

3. PENGUJIAN DAN ANALISIS

3.1 Pengujian Rasio Data

Dataset yang digunakan sebanyak 269 data yang di dikelompokkan berdasarkan perbandingan data latih dan data uji, Rasio perbandingan yang digunakan yaitu 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, 60%:40%, 50%:50%, 40%:60%, 30%:70%, 20%:80% dan 10%:90%, Nilai parameter *sequential training* SVM yang digunakan dalam pengujian ini yaitu λ (*lambda*) = 0,5, γ (*gamma*) = 0,00001, *itermax* = 50, C (*Complexity*) = 1, dan untuk nilai σ *Kernel RBF* = 2. Hasil pengujian terhadap rasio perbandingan data latih dan data uji dapat dilihat pada Gambar 1.



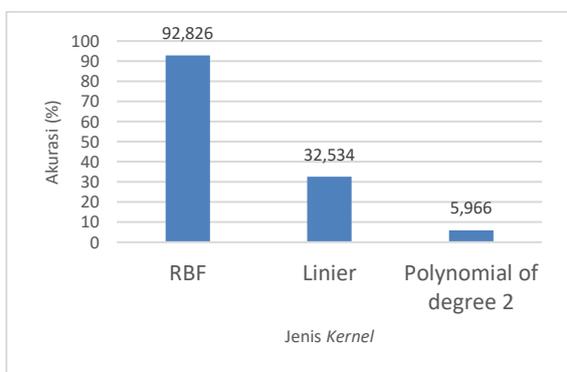
Gambar 1 Hasil Pengujian Rasio Data

Analisis dilakukan pada pengujian skenario perbandingan rasio data yaitu tingkat akurasi terhadap perbandingan data yang memiliki rata-rata akurasi paling baik. Data latih dan data uji yang digunakan diambil secara acak setiap kelasnya sehingga terdapat minimal satu data latih maupun satu data uji yang mewakili setiap kelasnya. Hal ini menunjukkan bahwa pada rasio perbandingan data yang seimbang antara data latih dan data uji yaitu sebesar 50:50%. Data ini merupakan sebaran data latih dan data uji terbaik dalam pengujian ini, walaupun terdapat ketidak stabilan tingkat akurasi karena adanya pemilihan data latih dan data uji yang dilakukan secara acak yang menyebabkan sebaran data tidak merata.

3.2 Pengujian Jenis Kernel

Nilai parameter *sequential training SVM* yang digunakan dalam pengujian ini yaitu parameter *sequential training* λ (*lambda*) = 0,5, γ (*gamma*) = 0,00001, *itermax* = 50, *C* (*Complexity*) = 1, dan untuk nilai σ *Kernel RBF* = 2. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu dengan perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap *Kernel SVM* dapat dilihat pada Gambar 2.

Analisis pengujian yang dilakukan pada jenis *kernel* yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh jenis *kernel*. Hal ini menunjukkan jika *kernel RBF* lebih cocok digunakan pada penelitian ini dibandingkan dengan *kernel linier* maupun *kernel polynomial degree 2*, yang mana *kernel RBF* cocok untuk data nonlinier dan terkadang *Kernel RBF* tidak cocok untuk fitur yang sangat besar (Hsu, et al., 2008).

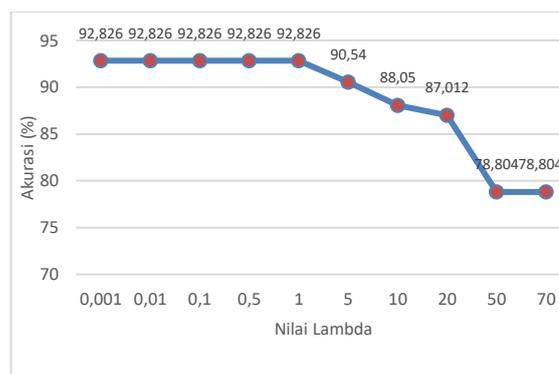


Gambar 2 Hasil Pengujian Kernel

3.3 Pengujian Parameter λ (*Lambda*)

Nilai λ (*lambda*) yang digunakan yaitu

0,001, 0,01, 0,1, 0,5, 1, 5, 10, 20, dan 70. Nilai parameter *sequential training SVM* yang digunakan dalam pengujian ini γ (*gamma*) = 0,00001, *itermax* = 50, *C* (*Complexity*) = 1, dan untuk nilai σ *Kernel RBF* = 2. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu dengan perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap parameter *sequential training SVM* dapat dilihat pada Gambar 3

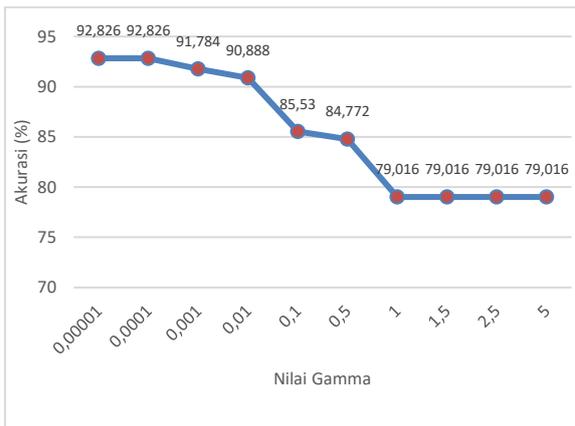


Gambar 3 Hasil Pengujian Nilai Lambda

Hasil analisis yang dilakukan pada pengujian nilai λ (*lambda*) yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh dari nilai λ (*lambda*), Pada skenario pengujian ini menunjukkan nilai akurasi yang paling baik ditunjukkan pada nilai λ (*lambda*) = 0,001, 0,001, 0,1 dan 0,5 1 dengan rata-rata akurasi sebesar 92,82%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besarnya nilai dari λ (*lambda*) tidak menentukan akurasi semakin baik karena setelah nilai *lambda* melebihi 5 akurasinya semakin turun, Jika nilai *lambda* terlalu besar dapat mengakibatkan waktu komputasi pada perhitungan matriks *Hessian* lebih lama, yang dikarenakan *augmented factor* (*lambda*) dapat menjadikan sistem lambat dalam mencapai konvergensi dan tidak stabilnya pada saat proses pembelajaran (Vijayakumar & Wu, 1999).

3.4 Pengujian Parameter γ (*Gamma*)

Nilai γ (*Gamma*) yang digunakan yaitu 0,00001, 0,0001, 0,001, 0,1, 0,5, 1, 1,5, 2,5, dan 5. Nilai parameter *sequential training SVM* yang digunakan dalam pengujian ini λ (*lambda*) = 0,001, *itermax* = 50, *C* (*Complexity*) = 1, dan untuk nilai σ *Kernel RBF* = 2. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap parameter *sequential training SVM* dapat dilihat pada Gambar 4.

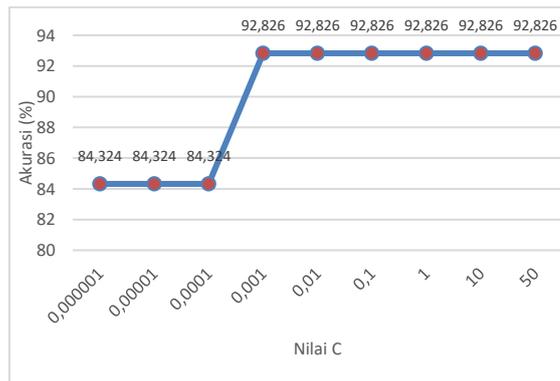


Gambar 4 Hasil Pengujian Nilai *Gamma*

Analisis dilakukan pada pengujian nilai konstanta *gamma* yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh nilai konstanta *gamma*. Pada pengujian konstanta *gamma* nilai yang paling optimal ditunjukkan pada nilai 0,00001 yang nilai rata-rata akurasinya sebesar 92,82%. Nilai *gamma* berpengaruh terhadap hasil akurasi hal ini ditunjukkan pada grafik diatas pada saat nilai konstanta *gamma* 0,1 maka hasil akurasinya akan semakin menurun. Semakin besar nilai konstanta *gamma* maka akan semakin besar nilai *learning rate* dan akurasi cenderung tidak stabil, *Learning rate* merupakan nilai pembelajaran, apabila nilai dari *learning rate* semakin besar maka proses pembelajaran akan semakin cepat. Namun apabila nilai dari *learning rate* terlalu besar, pada umumnya proses latih dapat melampaui keadaan yang optimal, semakin besar *learning rate* akan menyebabkan berkurangnya ketelitian dari sistem begitu juga sebaliknya.

3.5 Pengujian Parameter C (Complexity)

Nilai C (*Complexity*) yang digunakan yaitu 0,000001, 0,00001, 0,0001, 0,001, 0,01, 0,1, 1, 5, 10 dan 50. Nilai parameter *sequential training SVM* yang digunakan dalam pengujian ini λ (*lambda*)= 0,001 γ (*gamma*)= 0,00001, *itermax* = 50, dan untuk nilai σ *Kernel RBF* = 2. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu dengan perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap parameter *sequential training SVM* dapat dilihat pada Gambar 5.

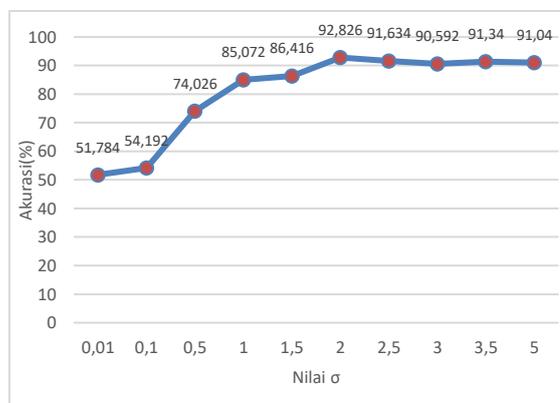


Gambar 5 Hasil Pengujian Nilai C

Analisis dilakukan pada pengujian nilai complexity yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh nilai complexity (C). Pada skenario ini menunjukkan nilai akurasi paling optimal ketika berada pada 0,001 hingga 50. Tujuan dari pengujian parameter ini yaitu meminimalkan nilai *error* dan memperkecil nilai *slack variable*, pada saat nilai C menjauhi nilai 0, maka margin pemisah (*hyperplane*) akan semakin lebar dan jika nilai C semakin besar maka akan memberikan penalti yang besar terhadap nilai *error* pada klasifikasi (Nugroho, et al., 2003).

3.6 Pengujian Pengujian σ Kernel RBF

Nilai σ (Sigma kecil) yaitu 0,01, 0,1, 0,5, 1, 1,5, 2, 2,5, 3, 3,5, dan 5. Nilai parameter *sequential training SVM* yang digunakan dalam pengujian ini λ (*lambda*)= 0,001 γ (*gamma*)= 0,00001, C (*complexity*)=0,001, *itermax* = 50. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu dengan perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap σ (sigma kecil) *kernel RBF* dapat dilihat pada Gambar 6.



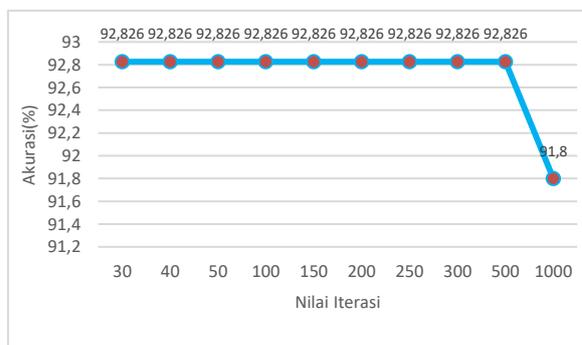
Gambar 6 Hasil Pengujian Nilai C

Analisis dilakukan pada pengujian sigma σ kecil *kernel RBF*, Pada skenario ini menunjukkan nilai akurasi paling besar yaitu

pada saat nilai σ sigmanya berada pada angka 2 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 92,82% dan akurasi tertinggi yaitu 94,02%. Hal ini disebabkan karena nilai σ dari *kernel* RBF digunakan untuk menyatukan variasi atau ketidakpastian sekelompok data.

3.7 Pengujian Pengujian *Itermax*

Nilai *itermax* = 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 500 dan 1000. Nilai parameter *sequential training* SVM yang digunakan dalam pengujian ini λ (*lambda*)= 0,001 γ (*gamma*)= 0,00001, C (*complexity*)=0.01, dan untuk nilai σ *Kernel* RBF = 2. Data yang digunakan dalam pengujian ini yaitu dengan perbandingan rasio data 50%:50%. Hasil pengujian terhadap parameter *sequential training* SVM dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil Pengujian *Itermax*

Analisis dilakukan pada pengujian jumlah iterasi yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh jumlah iterasi. Pada skenario ini menunjukkan nilai akurasi paling besar yaitu pada saat iterasi ke 30 sampai dengan 500 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 92,82% dan akurasi tertinggi yaitu 92,02%. Pada iterasi 30 sampai dengan iterasi ke 500 menunjukkan akurasi yang konvergen. Hal ini terjadi nilai α_i sudah mencapai nilai konvergen, yang mana dapat didefinisikan dari tingkat perubahan nilai α_i .

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, pengujian, dan analisis dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Algoritme Support Vector Machine (SVM) dapat diimplementasikan untuk klasifikasi kualitas susu sapi dengan baik, langkah pertama yaitu pengumpulan data susu sapi. Langkah selanjutnya yaitu pemilihan data latih dan data uji secara acak berdasarkan rasio perbandingan data yang telah

ditentukan, kemudian data tersebut dilakukan proses perhitungan *kernel* yaitu menggunakan *kernel* RBF dan dilanjutkan dengan perhitungan proses *sequential training* SVM. Setelah diproses akan didapatkan nilai α_i yang merupakan bobot data ke-*i* dan nilai *b* (*bias*) yang nantinya digunakan dalam proses testing dalam SVM. Hasil dari pengujian berupa hasil kalasifikasi dari masing-masing kelas data uji. Hasil akhir berupa akurasi sistem yang didapat dari membandingkan kelas sebenarnya dengan kelas prediksi hasil dari pengujian.

2. Hasil akurasi dari sistem klasifikasi kualitas susu sapi menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) didapatkan akurasi terbaik berdasarkan percobaan perbandingan rasio data, jenis *kernel*, pemilihan nilai parameter ini λ (*lambda*), C (*complexity*), γ (*gamma*), σ *kernel* RBF dan *itermaks*. Pada *sequential training* SVM berpengaruh terhadap perubahan α_i dan nilai *b* (*bias*) serta nilai akurasi. Hasil rata-rata akurasi menggunakan metode SVM pada klasifikasi kualitas susu sapi sebesar 92,82% dan akurasi tertinggi sebesar 94,02%. Nilai akurasi terbaik didapatkan dari perbandingan rasio data 50%:50% dengan menggunakan *Kernel* RBF dan nilai parameter λ (*lambda*) = 0,001, C (*complexity*) = 0,01, γ (*gamma*) = 0,00001, *itermaks* = 30 dan untuk nilai σ *kernel* RBF= 2.

DAFTAR PUSTAKA

- AAK, 1995. *Petunjuk Praktis Beternak Sapi Perah*. Yogyakarta: Kanisius.
- Han, J. & Kamber, M., 2006. *Data Mining Concepts and Techniques*. Asma Stephan ed. Amerika: Diane Cerra.
- Hidayat, L. R., Setiawan, B. D. & Nurwasito, H., 2016. *Pengklasifikasian Kualitas Susu Sapi dengan Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN)*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Hsu, C. W., Chang, C. C. & Lin, C. J., 2008. A Practical Guide to Support Vector Classification. *Department of Computer Science, National Taiwan University*, pp. 4-5.
- Hsu, C. W. & Lin, C. J., 2002. A Comparison of Methods for Multi-Class Support Vector Machine. *Department of Computer*

Science and Information Engineering, p. 2.

- Nugroho, A. S., Witarto, A. B. & Handoko, D., 2003. *Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika*. s.l.:s.n.
- Nurhasana, 2010. *Dukungan Teknologi Mekanisme pada Pengolahan Susu untuk Skala Usaha Kecil Menengah*. Tangerang: s.n.
- Prasetyo, E., 2012. *Klasifikasi Metode-metode Pilihan*. Yogyakarta: Andi.
- Sembiring, K., 2007. *Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan*. Bandung: Teknik Informatika ITB.
- Susilorini, T. E. & Sawitri, M. E., 2006. *Produk Olahan Susu*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Vijayakumar, S. & Wu, S., 1999. Sequential Support Vector Classifier and Regression. *Processing International Conference on Soft Computing*, pp. 610-619.