

# Perbandingan Metode SVM-Segmentasi Untuk Mendeteksi Kutu Beras Dalam Citra Beras

(A comparison: SVM-Segmentation Methode To Detect Rice-Weevil In Rice Image)

Uvi Desi Fatmawati<sup>\*1</sup>, Wahyu Hidayat<sup>2</sup>, Dananjaya Ariateja<sup>3</sup>  
Iqbal Ahmad Dahlan<sup>4</sup>,

Universitas Pertahanan Republik Indonesia; Kawasan IPSC Sentul, Sukahati, Citeureup, Bogor,  
West Java, 16810

Military Electrical Engineering Study Programe, Military Engineering Faculty, UNHAN RI

e-mail: <sup>\*1</sup>uvidesi@gmail.com, <sup>2</sup>Wahyu\_Hid86@gmail.com, <sup>3</sup>dananjaya.jogja@gmail.com,

<sup>4</sup>iqbal.dahlan@idu.ac.id

## Abstrak

*Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi yang bekerja dengan cara mencari hyperplane dengan margin terbesar. Saturation Value (SV) adalah suatu model warna citra digital yang terdiri dari dua elemen yaitu Saturation dan Value. SV diambil dari HSV yang kemudian hanya digunakan dua elemen saja. Segmentasi adalah proses pemisahan suatu citra yang akan dideteksi dengan background citra. Kutu beras adalah hama berukuran kecil yang merusak kualitas beras didalam penyimpanan beras. Kualitas dan nutrisi beras akan berkurang jika terdapat kutu beras didalamnya. Pada penelitian ini, dua metode telah digunakan untuk mendeteksi kutu beras yang berada diatas kumpulan beras dalam suatu citra.*

*Pada metode pertama, ekstraksi ciri pada tekstur kutu beras diambil dari citra RGB dan ekstraksi ciri pada nilai kecerahan SV diambil dari konversi citra RGB ke HSV. Kedua parameter tersebut digunakan sebagai fitur yang digunakan dalam SVM. Pada metode kedua, nilai SV pada HSV digunakan untuk memisahkan antara kutu beras sebagai objek yang dideteksi dengan background-nya yaitu beras. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode pertama memberikan tingkat akurasi sebesar 78,95% sedangkan metode kedua sebesar 84,78%.*

**Kata kunci**—SVM, HSV, Segmentasi, Kutu Beras, Akurasi

## Abstract

*Support Vector Machine (SVM) is a classification method that works by finding the hyperplane with the largest margin. Saturation Value (SV) is a digital image color model consisting of two elements, namely Saturation and Value. SV is taken from HSV, then only two elements are used. Segmentation is the process of separating an image that will be detected with a background image. Rice weevils are small pests that damage the quality of rice in rice storage. The quality and nutrition of rice will be reduced because of that bug. In this study, two methods have been used to detect the rice weevil that placed on a rice in an image.*

*In the first method, feature extraction of the rice weevil texture is taken from RGB images and feature extraction of the SV brightness values is taken from converting RGB images to HSV images. These two parameters are used as the SVM data training. In the second method, SV value in the HSV color model is used to separate between the rice weevil as the object detected and a rice as the background. The results showed that the first method provides an accuracy rate of 78.95% while the second method is 84.78%.*

**Keywords**—SVM, HSV, Segmentation, Rice Weevils, Accuracy

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *Computer Vision* terutama dalam deteksi objek, menjadikan tren penelitian ini sebagai penelitian yang amat diminati oleh para peneliti. Deteksi objek, baik

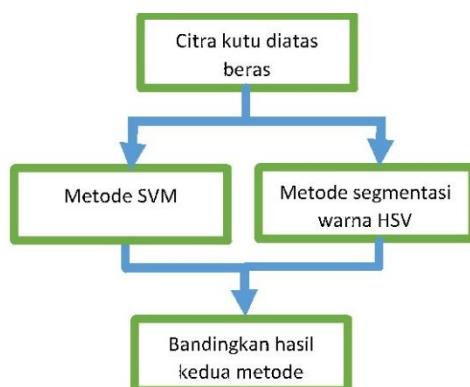
objek kecil ataupun besar, jauh maupun dekat seakan bisa diimplementasikan semuanya dalam sebuah algoritma. Algoritma-algoritma yang digunakan merupakan pembaharuan sebuah metode algoritma yang diteliti oleh para ilmuwan dari waktu ke waktu. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk deteksi objek adalah segmentasi warna dalam ruang warna HSV. Metode ini bekerja dengan memisahkan antara objek yang dideteksi dengan *background*-nya. Metode ini terbukti efektif dalam penerapan deteksi objek. Metode segmentasi warna ini pernah dilakukan oleh [1] untuk mendeteksi objek berupa bola, [2] untuk mendeteksi objek berupa tangan yang sudah dicuci dengan tangan yang belum dicuci, [3] untuk mendeteksi objek berupa warna lidah manusia, [4] untuk mendeteksi objek berupa buah stroberi, [5] untuk mendeteksi kulit manusia, [6] untuk mendeteksi kelayuan pada bunga mawar, dan masih banyak yang lainnya.

Metode lain yang banyak digunakan adalah metode klasifikasi SVM. Pada metode ini, selain mendeteksi suatu objek juga bisa digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah objek yang dideteksi kedalam kelas-kelas sesuai dengan golongannya dengan cara mencari *hyperplane* dengan margin terbesar. Metode klasifikasi ini pernah dilakukan oleh [7] untuk mengklasifikasi kualitas pengelasan suatu logam, [8] untuk klasifikasi penyimpangan tumbuh kembang pada anak-anak, [9] untuk klasifikasi pemakaian minyak goreng, [10] untuk mengklasifikasi jenis anjing dan kucing, [11] untuk menentukan kualitas susu sapi, [12] untuk mengklasifikasi jenis buah dan sayuran, dan masih banyak lagi.

Begitu luasnya penelitian bidang deteksi objek ini memungkinkan semua aspek bisa dideteksi secara detail untuk perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi sekaligus memudahkan kerja manusia. Bahkan untuk sektor yang berbahaya ataupun mengandung unsur negatif sekalipun, metode-metode deteksi objek ini bisa diaplikasikan. [13] menggunakan metode SVM untuk mendeteksi terjadinya kebakaran. [14] menggunakan metode segmentasi warna HSV untuk mendeteksi adanya api. [15] menggunakan metode SVM untuk identifikasi konten pornografi. [16] menggunakan metode SVM untuk mendeteksi penyalahgunaan narkoba. [17] menggunakan metode SVM untuk mendeteksi zat-zat narkoba dan masih banyak lagi.

Pada penelitian ini, kedua metode diatas dilakukan untuk mendeteksi objek kutu beras yang berada diatas beras dalam suatu citra. Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan dua metode deteksi objek diatas untuk kemudian dicari metode mana yang paling efektif dalam mendeteksi suatu objek kecil berupa kutu beras diatas beras dalam suatu citra.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam Gambar 1. Mula-mula diambil 10 citra dimana didalam citra tersebut terdapat beberapa kutu beras yang berada diatas beras dengan menggunakan kamera *webcam* yang terintegrasi pada komputer. Kemudian pada citra tersebut digunakan dua metode untuk mendeteksi keberadaan kutu diatas beras. Metode-metode yang digunakan adalah metode *SVM* dan metode segmentasi warna dalam ruang warna *HSV*. Hasil pendeteksian dari dua metode tersebut kemudian dibandingkan untuk kemudian dicari metode yang paling akurat.

### 2.1 Kutu Beras



Gambar 2. Kutu Beras  
(*Sitophilus Oryzae L*)

Pada penelitian ini, objek yang akan dideteksi adalah kutu beras. Salah satu jenis kutu beras yang sering dijumpai dalam beras adalah jenis *Sitophilus Oryzae L*. kutu jenis ini biasanya hidup dan berkembang biak pada beras yang disimpan pada ruangan lembab. Kutu beras menyebabkan

butiran beras menjadi berlobang kecil-kecil serta mudah pecah dan remuk bagaikan tepung, sehingga kualitasnya rendah karena rasanya tidak enak dan berbau apek [18][19]. Bentuk kutu beras ini jika diperbesar adalah seperti ditunjukkan dalam Gambar 2.

## 2.2 Metode Suport Vector Machine (SVM)



Gambar 3. Proses Ekstraksi Ciri Dalam Pelatihan SVM

*Support Vector Machine (SVM)* adalah metode klasifikasi yang bekerja dengan cara mencari *hyperplane* dengan margin terbesar. *Hyperplane* adalah garis batas pemisah data antar-kelas. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat pada masing-masing kelas. Adapun data terdekat dengan *hyperplane* pada masing-masing kelas inilah yang disebut *support vector* [20]. Metode ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory* oleh Vapnik, Boser dan Guyon [21]. Dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa diselesaikan, *SVM* berada dalam satu kelas dengan *Artificial Neural Network (ANN)*. Keduanya masuk dalam kelas *supervised learning*, yaitu dimana dalam mengimplementasikannya perlu adanya tahap *training* (pelatihan) dan disusul tahap *testing* (pengujian) [22].

Pada penelitian ini, Data latih yang digunakan dalam tahap *training* atau pelatihan adalah data berupa citra beras dan citra kutu beras. Data citra beras berjumlah 10 buah sedangkan data citra kutu beras berjumlah 12 buah, dengan total data latih sejumlah 22 buah. Hal yang paling penting pada pelatihan adalah proses ekstraksi ciri. Proses ekstraksi ciri pada penelitian ini digambarkan pada Gambar 3.

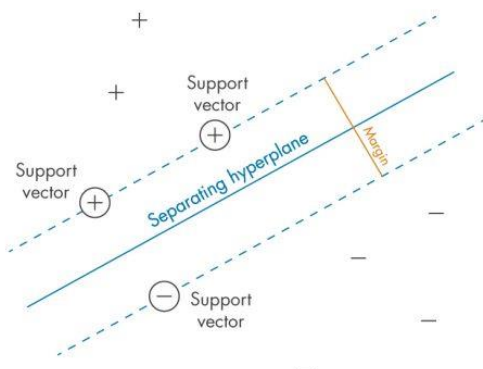
Berdasarkan Gambar 3 proses ekstraksi ciri dilakukan dengan tahapan sebagai berikut. File-file *RGB* dari variabel data latih dibaca kemudian dikonversi menjadi *grayscale*. Selanjutnya ekstraksi ciri dilakukan. Ekstraksi ciri terdiri dari dua jenis, yaitu ciri tekstur dan ciri kecerahan pada warna. Pada ekstraksi ciri pertama yaitu ciri tekstur digunakan metode *GLCM*. *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri.

*GLCM* merupakan suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu dalam citra [23]. Terdapat 8 sudut yang dapat digunakan pada *GLCM*, diantaranya sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , atau  $315^\circ$  [24]. Pendekatan *GLCM* yang digunakan dalam penelitian ini adalah kontras, korelasi dan energi.

Menurut [25] Kontras adalah mengembalikan ukuran intensitas kontras antara suatu piksel dengan piksel disebelahnya diseluruh bagian citra. Korelasi adalah mengembalikan ukuran seberapa berkorelasinya suatu piksel dengan piksel tetangganya diseluruh bagian citra, sedangkan energi adalah mengembalikan jumlah elemen kuadrat dalam *GLCM*.

Pada ekstraksi ciri kedua yaitu kecerahan warna, digunakan analisis pendekatan dalam ruang warna *HSV (Hue, Saturation, Value)*. Namun tidak semua nilai dalam ruang warna *HSV* digunakan. Nilai-nilai yang digunakan hanya nilai *Saturation* dan *Value*. Nilai-nilai ekstraksi ciri dari tahapan ekstraksi diatas ditampung dalam suatu variabel bernama variabel data latih. Penjelasan mengenai ruang warna *HSV* akan dijabarkan dalam sub bab selanjutnya.

Setelah tahap pelatihan dilakukan, tahap selanjutnya dalam proses *SVM* adalah tahap pengujian. Pada tahap pengujian digunakan data uji berupa 3 buah citra beras dan 3 buah citra kutu beras. Setelah tahap pelatihan dan pengujian, dianalisis pengklasifikasian kelas-kelas data pada *SVM*. Proses pengklasifikasian dengan cara mencari *hyperplane* dengan margin terbesar seperti yang digambarkan dalam Gambar 4. Pada Gambar 4, diketahui bahwa *hyperplane* akan memisahkan antara data kelas positif dengan data kelas negative. Masing-masing data antar kelas



Gambar 4. Margin Antar Kelas-Kelas Data (Sumber : Matlab)

yang posisinya terdekat dengan *hyperplane* disebut dengan *support vector*. Sebuah algoritma dapat menemukan *hyperplane* seperti Gambar 4, jika pengklasifikasian data bisa dipisahkan secara linier. Untuk masalah yang bersifat praktis, pada dasarnya algoritma akan memaksimalkan nilai margin terdekat untuk meminimalkan kesalahan dalam klasifikasi [26].

Tahapan pendeteksian dalam metode SVM ini diambil berdasarkan blok-blok piksel. Dimana dilakukan pengecekan secara berulang masing-masing piksel pada citra pengujian. Jika pada blok piksel yang dicek terdapat nilai-nilai seperti pada data latih, maka piksel tersebut akan ditandai sebagai blok piksel yang terdapat kutu didalamnya. Proses pengecekan tersebut akan berulang pada keseluruhan citra yang diuji untuk dideteksi.

### 2.3 Metode Segmentasi Warna Dalam Ruang Warna HSV

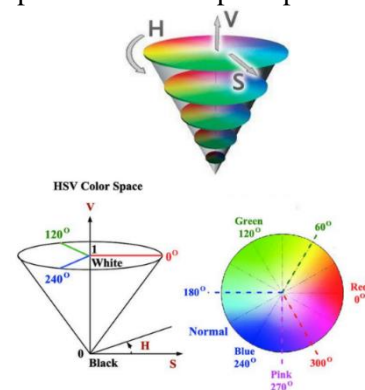
Cara yang digunakan untuk menspesifikasikan suatu warna tertentu adalah menggunakan ruang warna atau model warna (*color model*). *Color model* ini diawali dengan mendefinisikan suatu sistem koordinat 3D, dan suatu ruang bagian yang mengandung semua warna yang dapat dibentuk ke dalam suatu model tertentu [27]. Contoh ruang warna yang sering digunakan adalah *RGB* (*Red Green Blue*), *CMYK* (*Cyan Magenta Yellow Black*), *HSL* (*Hue Saturation Lightness*), *HSV* (*Hue Saturation Value*), *Luminance – Chrominance* dan sebagainya. Pada penelitian ini ruang warna yang digunakan adalah ruang warna *HSV*. *HSV* ini dibentuk dengan menggunakan komposisi warna pokok yang sekaligus memperhitungkan juga kecerahan dan komposisi warnanya.

Berdasarkan Gambar 5, masing-masing komponen dari ruang warna *HSV* bisa dijabarkan sebagai berikut : *Hue* adalah deskripsi untuk derajat warna pada lingkaran yang menunjukkan perbedaan warna, walaupun putaran derajat adalah sebesar  $360^\circ$ , namun nilai *hue* dinormalisasi dalam jarak 0 – 255 dengan nilai awal titik 0 ialah warna merah. *Saturation* adalah representasi kroma/ saturasi pada warna, semakin rendah saturasi maka warna akan memudar dan mendekati putih sedangkan jika semakin tinggi maka warna akan semakin dalam atau jelas (perbedaan semakin mencolok). *Value* adalah representasi dari kecerahan warna, dengan jarak 0 – 255 dimana 0 adalah warna hitam sedangkan 255 adalah warna putih [28].

Format citra yang ditangkap pada penelitian ini adalah citra dalam ruang warna *RGB*. Untuk mendapatkan nilai ambang pada warna yang diinginkan dalam ruang warna *HSV* dibutuhkan konversi. Perhitungan konversi dari ruang warna *RGB* ke ruang warna *HSV* ditunjukkan pada persamaan (5), setelah sebelumnya dilakukan normalisasi pada warna *RGB* seperti ditunjukkan pada persamaan (4). Proses normalisasi diperlukan karena pada persamaan (4), nilai *H* tidak bisa ditentukan jika nilai *S* = 0 [29]:

$$\begin{aligned} r &= \frac{R}{R+G+B} \\ g &= \frac{G}{R+G+B} \\ b &= \frac{B}{R+G+B} \end{aligned} \quad (4)$$

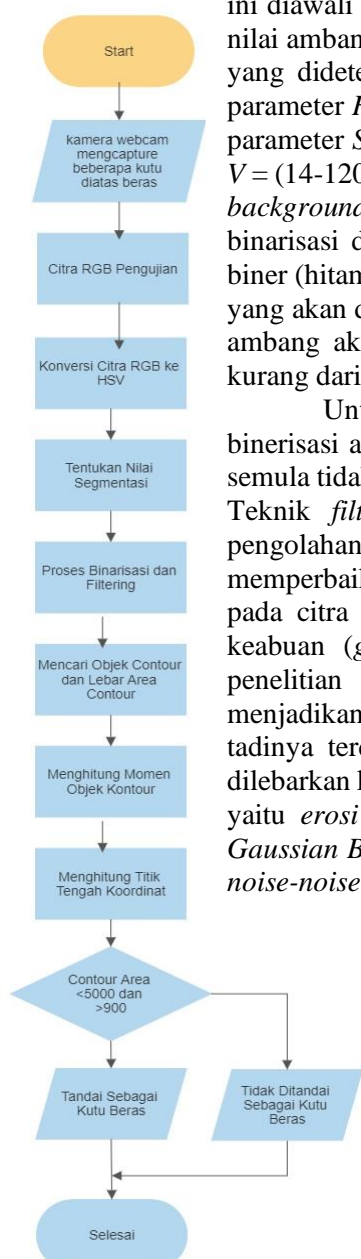
$$\begin{aligned} H &= \tan \left[ \frac{3(g-b)}{(r-g)+(r-b)} \right] \\ S &= 1 - \frac{\min(r,g,b)}{V} \\ V &= \frac{r+g+b}{3} \end{aligned} \quad (5)$$



Gambar 5. Komponen pada Ruang Warna HSV (Sumber : Andrea, 2019)



Proses yang perlu dilakukan dalam segmentasi pada ruang warna *HSV* ini ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses Deteksi Dengan Segmentasi HSV

Berdasarkan Gambar 6. Proses deteksi objek dengan metode Segmentasi ini diawali dengan mengkonversikan citra *RGB* ke *HSV*. Setelahnya ditentukan nilai ambang batas dalam *HSV* yang digunakan untuk membedakan antara objek yang dideteksi dengan *background* objek. Dalam penelitian ini, tidak semua parameter *HSV* digunakan. Parameter yang digunakan hanya *S* dan *V* saja. Nilai parameter *SV* yang digunakan sebagai nilai ambang disini adalah  $S = (0-89)$  dan  $V = (14-120)$ . Nilai ambang ini menyebabkan antara objek yang dideteksi dengan *background*-nya tersegmentasi atau terpisahkan. Proses selanjutnya adalah binarisasi dan *filtering*. Binarisasi adalah mengubah Citra *HSV* menjadi citra biner (hitam dan putih) yaitu dengan menentukan nilai intensitas dari suatu citra yang akan dideteksi. Nilai intensitas citra yang lebih dari atau sama dengan nilai ambang akan diubah menjadi putih (1) sedangkan nilai intensitas citra yang kurang dari nilai ambang akan diubah menjadi hitam (0).

Untuk mempertegas segmentasi citra, tahap selanjutnya setelah binerisasi adalah *filtering*. *Filtering* menjadikan piksel-piksel dalam citra yang semula tidak diperlukan untuk dideteksi dan dianggap sebagai *noise* akan hilang. Teknik *filtering* yang digunakan adalah Teknik morfologi, yaitu teknik pengolahan citra berdasarkan bentuk segmen citra yang bertujuan untuk memperbaiki hasil segmentasi [30-31]. Teknik morfologi biasanya digunakan pada citra biner atau untuk beberapa kasus juga bisa diterapkan pada citra keabuan (*grayscale*) [32]. Teknik filter morfologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Dilasi, *Opening* dan *Gaussian Blurr*. Dilasi akan menjadikan citra yang akan dideteksi melebar, *opening* menyebabkan citra yang tadinya terdilasi (melebar) menjadi sempit kembali (terkikis) dan kemudian dilebarkan kembali. Karena dalam *opening* terdapat dua macam langkah *filtering* yaitu *erosi* (kebalikan dari dilasi) dan dilasi. Teknik *filtering* terakhir yaitu *Gaussian Blurr*. Teknik ini digunakan untuk memperhalus suatu citra sehingga *noise-noise* yang timbul menjadi tersamarkan bahkan tidak terdeteksi [33-35].

Untuk mempertegas segmentasi citra selanjutnya digunakan pencarian *contour* dan lebar area *contour* dari objek yang akan dideteksi. Proses ini diawali dengan mencari semua *contour* dalam tangkapan citra yang sudah di filter. Sehingga didapatkan semua *contour* baik untuk citra objek deteksi (kudu beras) maupun citra objek-objek yang memiliki warna yang masuk dalam batasan nilai ambang. Selanjutnya masing-masing *contour* dalam citra tersebut dicari titik tengahnya dan dihitung luasannya. Apabila luasan *contour* sesuai dengan ciri luasan kudu beras, maka *contour* tersebut akan dideteksi sebagai kudu beras. Nilai *contour* yang digunakan disini adalah 500-5000. Teknik-teknik pendeteksian objek dalam ruang warna *HSV* diatas menjadikan objek yang dideteksi yaitu kudu beras dan *background* yaitu beras akan tersegmentasi dengan baik.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Metode Suport Vector Machine (SVM)

##### 3.1.1 Proses Pelatihan

Proses pelatihan pada penelitian ini menggunakan 22 data sebagai data latih, yaitu 10 buah data latih beras dan 12 data latih kudu beras. Perbedaan jumlah data diambil karena beras dan kudu beras berukuran sama kecilnya, sedangkan kudu beras sebagai objek yang dideteksi tidak terlihat dominan dalam citra tersebut, sehingga diperlukan data citra kudu beras yang lebih banyak,

untuk hasil akhir yang lebih akurat. Data-data latih tersebut diperlihatkan dalam Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar 7. Citra Data Latih Beras



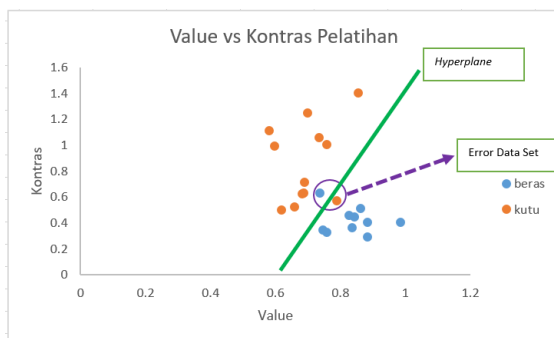
Gambar 8. Citra Data Latih Kutu Beras

Pada proses pelatihan dalam penelitian ini, Gambar 7 dan Gambar 8 adalah citra data latih, dimana gambar-gambar pada masing-masing sampel ini diekstraksi cirinya. Ciri yang diambil adalah ciri tekstur dan ciri kecerahan warna. Pada ciri tekstur, diekstraksi nilai maksimum kontras, minimum korelasi dan minimum energi dengan *GLCM*. Pada ciri kecerahan warna, diekstraksi nilai rata-rata (*average*) dari *Saturation* dan *Value* pada ruang warna *HSV*. Data ekstraksi ciri tersebut dihimpun dalam Tabel 1 sebagai data pelatihan.

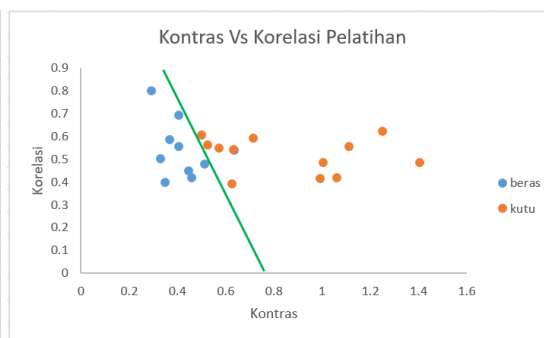
Tabel 1. Data Pelatihan Metode SVM

No	Jenis Data	Saturasi	Value	Kontras	Korelasi	Energi
1	beras	0.52	0.843137	0.445543	0.44864	0.234083
2	beras	0.616667	0.827451	0.457553	0.418637	0.235513
3	beras	0.603053	0.835294	0.366485	0.587206	0.229599
4	beras	0.571429	0.882353	0.406085	0.557119	0.23186
5	beras	0.585714	0.745098	0.347821	0.400302	0.398883
6	beras	0.57377	0.756863	0.328762	0.501316	0.364289
7	beras	0.519231	0.862745	0.513878	0.479043	0.210653
8	beras	0.507042	0.737255	0.634564	0.538773	0.180155
9	beras	0.682927	0.882353	0.293302	0.799025	0.201269
10	beras	0.452381	0.984314	0.406093	0.694183	0.193692
11	kutu beras	0.428571	0.596078	0.991618	0.414462	0.310871
12	kutu beras	0.526316	0.690196	0.714961	0.591485	0.231269
13	kutu beras	0.253968	0.686275	0.631473	0.541996	0.4048
14	kutu beras	0.125	0.682353	0.625306	0.392607	0.362254
15	kutu beras	0.72	0.619608	0.500821	0.604528	0.394694
16	kutu beras	0.394231	0.756863	1.005182	0.487043	0.181068
17	kutu beras	0.3125	0.733333	1.061304	0.420261	0.169099
18	kutu beras	0.54386	0.658824	0.52674	0.562663	0.237218
19	kutu beras	0.695652	0.788235	0.573902	0.550505	0.289662
20	kutu beras	0.413793	0.580392	1.112878	0.555771	0.175433
21	kutu beras	0.225806	0.698039	1.251565	0.623377	0.091353
22	kutu beras	0.368421	0.854902	1.404928	0.48623	0.219696

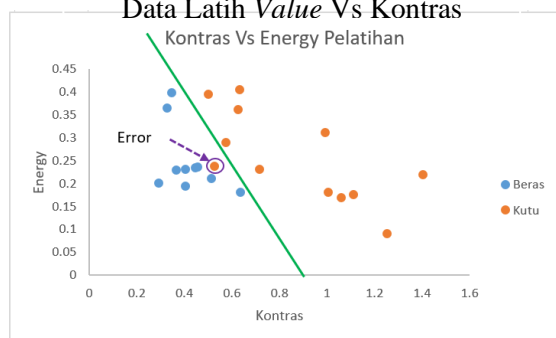
Dari data-data ekstraksi ciri citra diatas dianalisis dengan plotting data data sumbu kartesius dan ditarik *hyperplane* nya seperti pada Gambar 9, Gambar 10, Gambar 11 dan Gambar 12 dibawah ini.



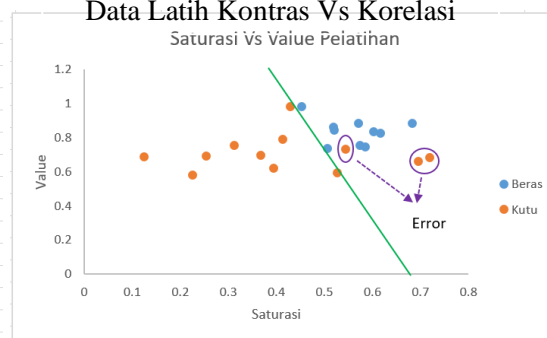
Gambar 9. Analisis SVM Pada Data Latih Value Vs Kontras



Gambar 10. Analisis SVM Pada Data Latih Kontras Vs Korelasi



Gambar 11. Analisis SVM Pada Data Latih Kontras Vs Energi



Gambar 12. Analisis SVM Pada Data Latih Saturasi Vs Korelasi

Berdasarkan Gambar 9, proses SVM pada data latih Value dan Kontras antara beras dan kutu beras, diketahui bahwa ada dua data latih yang tidak sesuai atau *error* begitu juga dengan Gambar 11 dan 12 terdapat beberapa titik *error*. Warna biru menunjukkan data latih beras sedangkan warna *orange* menunjukkan data latih kutu beras. Ada beberapa data latih beras yang masuk pada area kutu beras dan begitu juga sebaliknya. Nilai *error* yang terjadi dikarenakan pada citra data latih kutu beras juga terdapat sedikit citra beras yang tertampil karena proses *cropping* citra. Data latih paling bagus ada pada Gambar 10 yaitu antara data latih kontras dengan korelasi. Gambar 10 menunjukkan peng-kelas-an antara kutu beras dan beras dengan sempurna tanpa *error*. Namun *error-error* yang terjadi dalam data pelatihan ini masih dalam ranah yang wajar dalam sebuah penelitian karena tidak dominan. Berdasarkan perhitungan nilai keakurasian, nilai akurasi dalam data latih ini sebesar 86,36%.

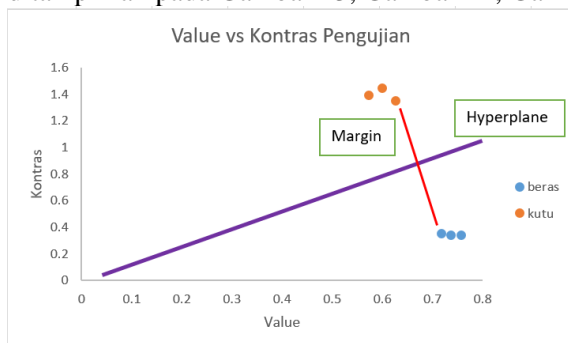
### 3.1.2 Proses Pengujian

Pada proses pengujian pada penelitian ini digunakan 6 buah data, yaitu 3 data berupa beras dan 3 data berupa kutu beras. Data-data ini digunakan untuk melatih algoritma yang dibuat apakah sudah sesuai dengan yang diinginkan atau belum. Dalam hal ini, apakah kutu beras sudah benar-benar dianggap sebagai kutu beras atau belum. Dari citra uji beras dan kutu beras, diperoleh hasil ekstraksi ciri seperti tertampil pada Tabel 2.

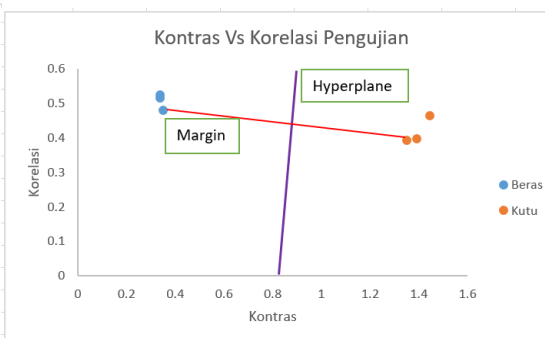
Tabel 2. Data Pengujian Metode SVM

No	Jenis Data	Saturasi	Value	Kontras	Korelasi	Energy
1	Beras	0.694915	0.756863	0.338765	0.516385	0.369838
2	Beras	0.696429	0.717647	0.349884	0.47913	0.34853
3	Beras	0.791667	0.737255	0.338751	0.523508	0.347147
4	Kutu Beras	0.684211	0.6	1.443747	0.46404	0.124944
5	Kutu Beras	0.814815	0.572549	1.391295	0.398378	0.162042
6	Kutu Beras	0.350649	0.627451	1.350817	0.393779	0.166551

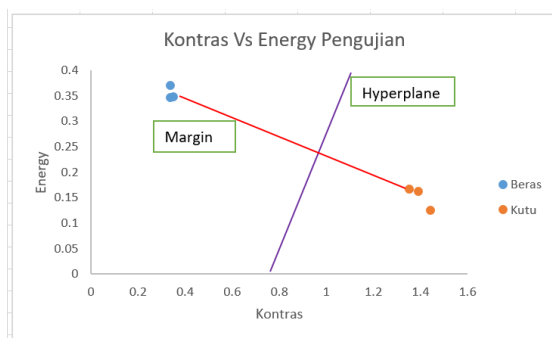
Berdasarkan Tabel 2, diperoleh analisis *SVM* pada bidang kartesian antar data seperti ditampilkan pada Gambar 13, Gambar 14, Gambar 15 dan Gambar 16.



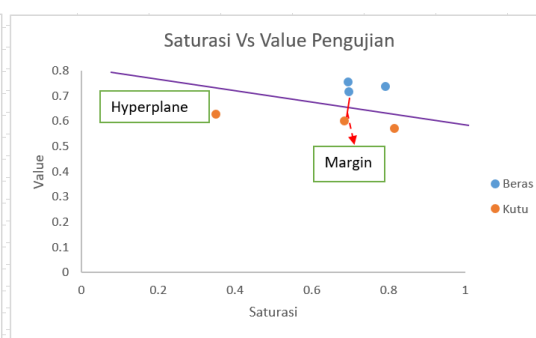
Gambar 13. Analisis *SVM* Pada Data Pengujian Value Vs Kontras



Gambar 14. Analisis *SVM* Pada Data Pengujian Kontras Vs Korelasi



Gambar 15. Analisis *SVM* Pada Data Pengujian Kontras Vs Energi



Gambar 16. Analisis *SVM* Pada Data Pengujian Saturasi Vs Value

Berdasarkan Gambar 13 - Gambar 16. Diperoleh hasil bahwa penggunaan metode *SVM* dari data latih ini bisa membedakan antara beras dan kutu beras dengan sempurna. Dari gambar terlihat bahwa margin antara beras dan kutu beras juga lumayan jauh. Berdasarkan perhitungan nilai akurasi, diperoleh akurasi hasil pengujian ini adalah sebesar 100%.

### 3.1.3 Proses Pendeteksian

Proses pendeteksian pada penelitian ini menggunakan 10 data sampel citra yang berbeda-beda. Hasil pendeteksian pada masing-masing citra sampel tertampil pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pendeteksian Dengan Metode *SVM*

No	Nama Gambar	Kutu terdeteksi (ekor)	Presentase deteksi	Kutu tidak terdeteksi (ekor)	Presentase Error deteksi	Beras terdeteksi sebagai kutu (blok)
1	Sample (1)	12 Dari 14	85,71%	2	14,28%	1
2	Sample (2)	12 dari 14	85,71%	2	14,28%	1
3	Sample (3)	7 dari 11	63,63%	4	36,36%	1
4	Sample (4)	7 dari 8	87,50%	1	12,50%	0
5	Sample (5)	7 dari 11	63,63%	4	36,36%	0
6	Sample (6)	8 dari 9	88,89%	1	11,11%	0
7	Sample (7)	3 dari 3	100,0%	0	0,00%	1
8	Sample (8)	4 dari 6	66,67%	2	33,33%	0
9	Sample (9)	8 dari 11	72,72%	3	27,27%	2
10	Sample (10)	9 dari 12	75,00%	3	25,00%	0

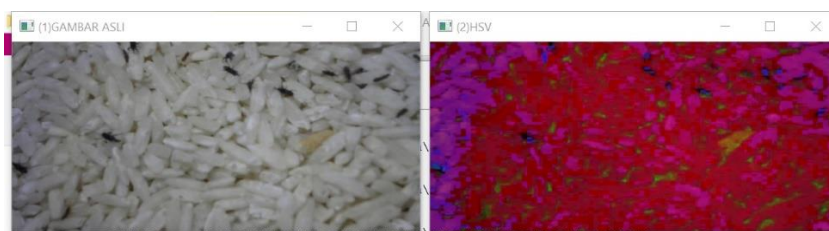


Rata-rata	78,95%		21.05%	
-----------	--------	--	--------	--

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh informasi bahwa tidak semua kutu dalam citra sampel pendeteksian bisa terdeteksi. Hal ini kemungkinan dikarenakan data latih yang kurang banyak dan fitur *SVM* yang digunakan juga kurang maksimal. Dalam pengujian ini juga masih ada beras yang terdeteksi sebagai kutu, hal ini dikarenakan dalam data latih kutu juga terdapat sedikit citra beras. Pada penelitian menggunakan metode *SVM* ini diperoleh akurasi pendeteksian kutu beras terhadap 10 citra sample sebesar 78,95%.

### 3.2 Metode Segmentasi Warna Dalam Ruang Warna *HSV*

Penelitian pada metode Segmentasi dalam ruang warna *HSV* ini terdiri dari proses konversi warna, binerisasi, *filtering*, dan hasil akhir pendeteksian dengan pencarian *contour* dan lebar area *contour*. Proses tersebut digambarkan pada Gambar 17, Gambar 18, Gambar 19 dan Gambar 20.



Gambar 17. Konversi Warna *RGB* (Kiri) Ke *HSV* (Kanan)

Gambar 17 menjabarkan mengenai proses konversi warna dalam ruang warna *RGB* ke *HSV*. Dalam citra *RGB* terlihat ada 14 ekor kutu beras didalamnya. Citra *RGB* (kiri) diubah kedalam citra *HSV* (kanan) sebelum citra ditentukan nilai ambang yang menjadikan objek deteksi dengan *background* tersegmentasi. Terlihat pada citra *HSV* bahwa beras menjadi berwarna merah sedangkan kutu beras tetap berwarna hitam (disini hanya 12 ekor kutu yang terlihat sedangkan 2 lainnya tidak terlihat) dan celah-celah antar beras ini menjadi berwarna hijau. Celah-celah antar beras ini berpotensi menjadikan objek yang tidak akan dideteksi (bukan kutu beras) bisa terdeteksi (sebagai kutu beras) jika warna hijau dalam *HSV* tersebut masuk kedalam nilai ambang. Hal ini akan terlihat jelas pada citra biner yang didapatkan, setelah ditentukan nilai ambang *HSV* nya. Pada penelitian ini tidak semua nilai ambang *HSV* digunakan. Nilai ambang yang digunakan hanyalah nilai ambang *S* dan *V* saja.



Gambar 18. Citra Biner

Gambar 18 merupakan citra biner dari citra *HSV*. Dalam citra biner tersebut terlihat dengan jelas bahwa nilai ambang *SV* telah menjadikan objek yang akan dideteksi yaitu kutu beras menjadi putih karena kutu beras masuk kedalam nilai ambang yang ditentukan. Sedangkan citra yang tidak masuk dalam nilai ambang *SV* akan diubah menjadi hitam. Terlihat beberapa celah antar beras masuk kedalam nilai ambang dan disini dianggap sebagai *noise*. Citra kutu juga terlihat sangat kecil. Tahap selanjutnya, yaitu *filtering* berfungsi untuk menghilangkan *noise* yang ada sekaligus menjadikan objek yang akan dideteksi menjadi tegas dan jelas.



Gambar 19. *Filtering* Dilasi (kiri), *Opening* (Tengah) Dan *Gaussian Blurr* (Kanan)

Gambar 19 adalah *filtering* pada citra biner. Agar objek yang dideteksi menjadi tegas dan jelas digunakan filter morfologi Dilasi (kiri). Terlihat bahwa objek putih yang semula sempit menjadi melebar setelah proses filter dilasi, begitu juga *noise* yang tidak diharapkan untuk dideteksi juga melebar. Kemudian untuk menghilangkan *noise* digunakan filter morfologi *Open/Opening* (tengah). Pada proses ini mula-mula citra Dilasi akan di *erosi* (kebalikan dari dilasi) untuk menghilangkan titik *noise*, proses ini juga menjadikan citra kutu terkikis, kemudian proses *opening* selanjutnya yaitu dilasi. Dengan proses ini citra kutu yang semula terkikis akan melebar kembali. Karena pada filter opening tidak sepenuhnya *noise* akan hilang, digunakan *Gaussian Blurr* (kanan) untuk menyamarkan *noise* tersebut sekaligus menjadikan keseluruhan citra menjadi halus.



Gambar 20. Proses Pendeteksian

Tahap terakhir dalam proses ini adalah mencari *contour* kutu dan lebar area *contour*. Hal ini digunakan agar jika ada objek-objek non kutu beras atau *noise* yang masih belum hilang dengan *filtering*, objek tersebut tidak masuk dalam area deteksi. Pada Gambar 20. Terlihat bahwa kutu-kutu diatas beras telah terdeteksi sesuai dengan bentuknya. Namun ada dua kutu yang tidak terdeteksi.

Hasil dari pendeteksian menggunakan metode segmentasi dalam ruang warna *HSV* ini menggunakan citra yang sama dengan citra sampel deteksi metode *SVM* dengan banyaknya kutu juga masih sama dengan Tabel 3. Pada penelitian menggunakan metode kedua ini hasilnya dijabarkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pendeteksian Menggunakan Metode Segmentasi Dalam Ruang Warna *HSV*

No	Nama Gambar	Kutu terdeteksi (Ekor)	Presentase deteksi	Kutu tidak terdeteksi (Ekor)	Presentase Error deteksi
1	Sample (1)	14 Dari 14	100%	0	0%
2	Sample (2)	12 dari 14	85,71%	2	14,29%
3	Sample (3)	10 dari 11	91%	1	9%
4	Sample (4)	8 dari 8	100%	0	0%
5	Sample (5)	10 dari 10	100%	0	0%
6	Sample (6)	9 dari 9	100%	0	0%
7	Sample (7)	2 dari 3	66,67%	1	33,33%
8	Sample (8)	3 dari 7	42,86%	4	57,14%
9	Sample (9)	12 dari 12	100%	0	0%
10	Sample (10)	8 dari 13	61,54%	5	38,46%
Rata-rata			84,78%		15,22%

Berdasarkan Tabel 4 diatas, terlihat bahwa hasil akhir pendeteksian kutu beras dengan metode segmentasi dalam ruang warna *HSV* ini mempunyai nilai akurasi rata-rata sebesar 84,78 %. Jika dibandingkan dengan metode pertama, metode kedua ini lebih maksimal walaupun keduanya tidak berbeda terlalu jauh dalam hal nilai rata-rata akurasi.

#### 4. KESIMPULAN

Dari percobaan ini bisa diambil kesimpulan bahwa, untuk mendeteksi kutu beras yang berada diatas beras, bisa digunakan 2 metode. Yaitu metode *SVM* dan metode segmentasi dalam ruang warna *HSV*. Dari kedua metode tersebut, metode kedua terlihat lebih maksimal dalam pendeteksian. Namun beda presentase rata-rata akurasinya tidak terlalu jauh antara metode pertama dengan metode kedua. Sehingga bisa disimpulkan kedua metode tersebut sama-sama efektif.

#### 5. SARAN

Agar hasil dari metode pertama menjadi lebih baik, penulis menyarankan agar data pelatihan diambil lebih banyak untuk menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Penelitian lanjutan berupa klasifikasi jenis kutu beras dengan menggunakan metode-metode yang sudah dipaparkan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Pertahanan Republik Indonesia yang telah memberi dukungan finansial terhadap penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Stone, A.A.R., 2018, Segmentasi Citra Pada Robot Sepak Bola Beroda Menggunakan Multilayer Neural Network Dan Fitur Warna HSV, *Skripsi*, Fakultas Teknologi Informasi Dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
  - [2] Sinaga, A.S. and Marpaung, E. 2020. Segmentasi Warna HSV Telapak Tangan Untuk Deteksi Bakteri Pada Pandemi Covid 19. *Fountain of Informatics Journal*, No.3, Vol.5, 1-5.
  - [3] Dewi, S.C., Ananda, A., and Indah, L. 2013. Deteksi Gejala Penyakit Dengan Metode Segmentasi Warna HSV (Studi Kasus : Lingual). *Jurnal Aksara Komputer Terapan*, No.2, Vol.2.
  - [4] Indrabayu, Arifin, N. and Areni, I.S. 2019. Klasifikasi Kematangan Stroberi Berbasis Segmentasi Warna dengan Metode HSV. *Jurnal JPE*, No. 2, Vol.23, 113-116.
  - [5] Usuman, I., Dharmawan, A. and Frizky, A.Z.K. 2012. Sistem Pendeteksi Kulit Manusia Menggunakan Segmentasi Warna Kulit Pada Tipe Citra HSV (Hue, Saturation, Value). *Indonesian Journal Of Electronics And Instrumentation Systems*, No.2, Vol.2.
  - [6] Wandu, D., Fauziah and Hayati, N. 2021. Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV). *Jurnal Media Indofmatula Budidarma*, No.1, Vol.5, 308-316.
  - [7] Ritonga, A.S. and Purwaningsih, E. S. 2018. Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kualitas Pengelasan Smaw (Shield Metal ARC Welding). *Jurnal Ilmiah Educat*, No.1, Vol.5, 17-25.
  - [8] Parapat, I.M., Furqon, T.F. and Sutrisno. 2018. Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, No.10, Vol.2, 3163-3169.
  - [9] Ramadhan, M.Y., Syauqy, D. and Tibyani. 2019. Implementasi Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) terhadap Pemakaian Minyak Goreng. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, No.2, Vol.3, 1669-1677.
  - [10] Salim, S.D. and Suryadibrata, A. 2019. Klasifikasi Anjing Dan Kucing Menggunakan Algoritma Linear Discriminant Analysis Dan Support Vector Machine. *Ultimatics*, No.1, Vol.XI, 46-51.
  - [11] Sari, P., Muflikah, L. and Wihandika, R.C. 2018. Klasifikasi Kualitas Susu Sapi Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, No.3, Vol.2, 1204-2111.
  - [12] Yohannes, Pribadi, M.R. and Chandra, L. 2020. Klasifikasi Jenis Buah Dan Sayuran Menggunakan SVM Dengan Fitur Saliency-HOG Dan Color Moments. *Elkha*, No.2, Vol.12, 125-131.
  - [13] Muzakkiy, A.H. 2016. Deteksi Api Berbasis Sensor Visual Menggunakan Metode Support Vector Machines. *Skripsi*, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
-

- 
- [14]Tumonglo, A., Setyawan, G.E. and Maulana. R. 2019. Sistem Deteksi Api Pada Quadcopter Ar Drone Menggunakan Metode Color Filtering HSV dan YCbCr Color Space. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, No. 5, Vol.3, 4622-4630.
- [15]Mahardika, R. 2018. Identifikasi Konten Pornografi Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Skripsi*, Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, Medan.
- [16]Damasela, R. Tomasouw, B.P. and Leleury, Z.A. 2021. Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkoba. *Parameter : Jurnal Matematika, statistika dan terapannya*, No. 2, Vol.1.
- [17]Adhilah, W.Q. Magdalena, R. and Saidah S. 2019. Deteksi Zat Narkotika Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Fractal Dimension dan Klasifikasi SVM. *E-Proceeding of Engineering*, No.3, Vol.6, 10219-10225.
- [18]Hendriyal and F.P.Romadani. 2018. Kajian Kerentanan Dan Kerusakan Beras Lokal Provinsi Sumatera Selatan Terhadap Hama Pascapanen *Sitophilus oryzae* L. (Coleoptera: Curculionidae). *Jurnal Biota*, No.2, Vol.4, 90-97.
- [19]M. Isnaini, E.R, Pane and S.Wiridianti. 2015. Pengujian Beberapa Jenis Insektisida Nabati Terhadap Kutu Beras (*Sitophilus Oryae* L). *Jurnal Biota*, No.1, Vol.1, 1-8.
- [20]Yunliang, J., Qing, S., Jing, F. and Xiongtao, Z. 2010. The Classification for E-government Document Based on SVM. *In Web Information Systems and Mining (WISM). 2010 International Conference on*, Vol. 2, 257-260.
- [21]Chang, Chung, C. and Lin, C.J. 2001. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines.
- [22]Cahya, Algoritma Support Vector Machine (SVM), <https://cahyadsn.phpindonesia.id/extra/svm.php#>, diakses tgl 11 Oktober 2021.
- [23]Prasetyo, E. 2011. *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Penerbit Andi.
- [24]Yunus, M. 2020. Feature Extraction : Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), <https://yunusmuhammad007.medium.com/feature-extraction-gray-level-co-occurrence-matrix-g lcm-10c45b6d46a1>, diakses tgl 11 Oktober 2021.
- [25]Matlab. 2015. Graycoprops Feature.
- [26]Mathworks. Learn optimal hyperplanes as decision boundaries , <https://ww2.mathworks.cn/en/discovery/support-vector-machine.html> diakses tgl 11 Oktober 2021.
- [27]He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1-12.
- [28]Simon, A. 2019. Implementasi Metode Color Model Filtering HSV Untuk Mendeteksi Bola Pada Robot Sepak Bola Beroda. *Skripsi*, Universitas Sumatera Utara, Medan.
- [29]Ford, A. and Roberts, A. 1998. *Colour Space Conversions*, Charles, Pynton.
- [30]Jiang, X.J. and Scot, P.J. 2020. *Advance Metrology*. <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/morphological-filter> diakses tgl 11 Oktober 2021.
- [31]Bovik, A.C. 2009. *The Essential Guide to Image Processing*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123744579000044>, diakses tgl 11 Oktober 2021
- [32]Yulio, A. 2021. Operasi Morfologi Pada Pengolahan Citra. <https://devtrik.com/opencv/operasi-morfologi-pada-pengolahan-citra/>, diakses tgl 6 Oktober 2021.
- [33]Admin. Image Blurring Menggunakan OpenCV. <https://skillplus.web.id/image-blurring-menggunakan-opencv/>, diakses tgl 6 Oktober 2021.
- [34]Anomin. "Smoothing Images", Internet : [https://docs.opencv.org/4.5.3/dc/dd3/tutorial\\_gaussian\\_median\\_blur\\_bilateral\\_filter.html](https://docs.opencv.org/4.5.3/dc/dd3/tutorial_gaussian_median_blur_bilateral_filter.html), [Oct. 6, 2021].
- [35]L.Tan. 2008. *Digital Signal Processing Fundamentals And Application*. Gergia , Elsevier.
-