

DETEKSI GULMA BERDASARKAN WARNA HSV DAN FITUR BENTUK MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Hurriyatul Fitriyah^{*1}, Rizal Maulana²

^{1,2}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya Malang

Email: ¹hfitriyah@ub.ac.id, ²rizal_lana@ub.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 16 Februari 2021, diterima untuk diterbitkan: 18 Oktober 2021)

Abstrak

Gulma merupakan tanaman pengganggu dalam lahan pertanian. Herbisida merupakan obat yang efektif membunuh gulma tersebut. Penyemprotan herbisida harus tepat sasaran kepada gulma saja dan tidak mengenai tanaman. Penelitian ini membuat sistem yang dapat mendeteksi gulma secara otomatis di antara tanaman pada lahan pertanian riil. Sistem ini menggunakan gambar lahan pertanian riil dimana tanaman tampak utuh (daun dapat lebih dari satu) yang diambil menggunakan kamera dengan posisi vertikal menghadap ke bawah. Algoritma yang dibuat menggunakan segmentasi berdasarkan warna hijau dalam ruang warna HSV untuk mendeteksi daun, baik gulma maupun tanaman pada beragam pencahayaan. Sebanyak tiga fitur bentuk domain spasial digunakan untuk membedakan gulma dengan tanaman yang memiliki karakteristik bentuk daun yang berbeda. Fitur bentuk yang digunakan adalah *Rectangularity*, *Edge-to-Center distances function*, dan *Distance Transform function*. Klasifikasi gulma dan tanaman menggunakan metode Jaringan syaraf tiruan (JST) yang dapat dilatih secara *offline*. Dari 149 tanaman yang terdeteksi dimana 70% sebagai data training, 15% data validasi dan 15% data uji, didapati akurasi pengujian sebesar 95.46%.

Kata kunci: gulma, HSV, fitur bentuk, jaringan syaraf tiruan

WEED DETECTION IN HSV COLOR-SPACE BASED ON SHAPE FEATURES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Abstract

Weed is a major challenge in a crop plantation. A herbicide is the most effective substance to kill this unwanted vegetation. Spraying the herbicide must be done carefully to target the weeds only. Here in this research, we develop an algorithm that detects weeds among the plants based on the shape of their leaves. The detection is based on images that were acquired using a camera. The leaves of weeds and plants were detected based on their green color using segmentation in HSV color-space as it is more effective to detect objects in various illumination. Three shape features were extracted, which are *Rectangularity* that is based on *Rectangularity*, *Edge-to-Center distance function*, and *Distance Transform function*. Those features were fed into a learning algorithm, *Artificial Neural Network (ANN)*, to classify whether it is the plant or the weed. The testing on the weed classification in a real outdoor environment showed 95.46% accuracy using a total of 149 detected plants (70% as training data, 15% as validation data, and 15% as testing data).

Keywords: weeds, HSV, shape features, artificial neural network

1. PENDAHULUAN

Dalam budidaya tanaman, gulma merupakan tanaman liar yang keberadaannya tidak diinginkan oleh petani. Keberadaan tanaman pengganggu ini dapat mengambil nutrisi dari dalam tanah yang mengakibatkan tanaman asli tidak dapat tumbuh dengan baik. Secara umum, gulma dikategorikan menjadi 3 jenis berdasarkan bentuk daunnya, yakni gulma berdaun lebar, gulma berdaun sempit dan teki (Barus, 2003). Contoh dari gulma berdaun lebar

adalah Ceplukan (*Physalis angulata L.*), Wedusan (*Ageratum conyzoides L.*), Sembung hair (*Mikania michranta*), dan Putri malu (*Mimosa pudica*). Contoh gulma berdaun sempit antara lain *Panicum repens*, *Eleusine indica*, dan *Axonopus compressus*. Contoh gulma berdaun teki adalah Sawah teki (*Cyperus rotundus*), Udelan (*Cyperus kyllingia*), dan *Scirpus maritimus*.

Keberadaan gulma terbukti mampu mempengaruhi pertumbuhan tanaman dan

menurunkan produksi pertanian (Mangoensoekarjo & Soejono, 2019) (Moenandir, 2010). Populasi gulma dapat dikendalikan dengan dua cara, yakni penyiangan yang dilakukan secara manual dan penyemprotan herbisida. Cara kedua adalah metode yang lebih banyak digunakan karena efektif membunuh gulma dengan dilakukan oleh sedikit pekerja (Apriadi, Sembodo, & Susanto, 2013).

Herbisida memiliki jenis yang disesuaikan dengan tipe daun gulma. Sebagai contoh untuk gulma berdaun lebar yakni *Echinochloa Crusgali* yang banyak ditemukan di sawah padi, herbisida yang paling cocok digunakan adalah tipe 2,4-D (Kadir, 2007), (Purnamasari, Tyasmoro, & Sumarni, 2017).

Penyemprotan secara manual memiliki kekurangan yakni tersemprotnya tanaman budidaya secara tidak sengaja. Selain merusak tanaman, aktivitas manual tersebut juga membutuhkan pekerja dengan pengalaman dan pengetahuan yang beragam. Robot pertanian kini mulai banyak dikembangkan untuk budidaya lahan pertanian secara lebih efektif dan efisien terutama untuk lahan besar. Robot penyemprot gulma merupakan jenis dari robot pertanian yang berfungsi untuk melakukan penyemprotan hanya kepada gulma. Robot ini dapat dikendalikan secara manual atau otomatis. Robot penyemprot gulma otomatis secara umum menggunakan data input berupa gambar tampak atas dari tanah yang diambil secara vertikal oleh kamera. Gambar tersebut kemudian diproses menggunakan beragam metode Pengolahan Citra Digital untuk mendeteksi keberadaan, jenis dan posisi dari gulma untuk dilakukan penyemprotan yang sesuai. Robot tersebut kemudian menyemprotkan herbisida yang disimpan dalam tangki penyimpan tepat ke arah gulma (Slaughter, Giles, & Downey, 2007).

Beragam metode klasifikasi gulma telah dilakukan antara lain oleh (Sarvini, Sneha, Suka, Susmitha, & Kumaraswamy, 2019) menggunakan SVM (*Support Vector Machine*), ANN (*Artificial Neural Network*) and CNN (*Convolutional Neural Network*). Fitur bentuk yang digunakan antara lain area, keliling, panjang diameter major, panjang diameter minor, *Eccentricity*, Data latih yang digunakan adalah sejumlah 1155 tanaman dan 1155 gulma. Penelitian tersebut menemukan bahwa CNN mendapatkan akurasi yang paling tinggi.

Penelitian lain oleh (Bawden, et al., 2017) mendeteksi gulma berdasarkan warna daun dengan kombinasi ruang-warna RGB, HSV, LUV dan LAB. Penggunaan lebih dari satu ruang warna terbukti lebih akurat dalam pendeteksian gulma. Penelitian tersebut menggunakan fitur LBP (*Local Binary Pattern*) dan Covariance sebagai fitur klasifikasi dari *Convex-hull* gulma.

Gambar yang dapat diambil di lahan pertanian oleh robot umumnya merupakan gambar tampak atas yang diambil oleh kamera dengan posisi vertikal menghadap ke bawah. Pada posisi tampak atas,

bagian tanaman atau gulma yang mudah difuanalisa lebih lanjut adalah daun. Beberapa penelitian klasifikasi jenis daun berdasarkan gambar menggunakan fitur bentuk dan tekstur antara lain (Beghin T., Cope J.S., Remagnino P., Barman S., 2010). Penelitian lain oleh (Kadir, A., Nugroko, L.E., Susanto, A., Santosa, P.I., 2011) meneliti fitur warna dan juga perbandingan luas pembuluh sebagai fitur pembeda jenis daun selain bentuk dan tekstur.

Penelitian-penelitian tersebut menggunakan fitur bentuk untuk mengklasifikasi tanaman berdasarkan bentuk satu helai daun saja. Daun tanaman dipetik dan difoto tampak atas dengan pencahayaan yang sudah tetap (*fixed*). Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pendeteksian jenis tanaman berdasarkan daun riil yang ada di lahan pertanian. Daun tersebut tidak dipetik namun dibiarkan menancap di tanaman yang tumbuh di tanah. Ukuran tanaman maupun gulma juga dapat bervariasi. Bentuk tanaman atau gulma yang terdiri dari banyak daun juga menghasilkan bentuk tanaman tampak atas yang bervariasi bentuknya meski dalam satu kategori. Penelitian ini juga mengatasi kondisi pencahayaan bervariasi yang riil di lahan pertanian baik cahaya rendah dan tinggi. Dengan beberapa kompleksitas tersebut, tidak semua fitur bentuk dapat digunakan untuk membedakan tanaman dengan gulma. Fitur bentuk harus dipilih berdasarkan karakteristik utama dari bentuk tanaman tampak atas.

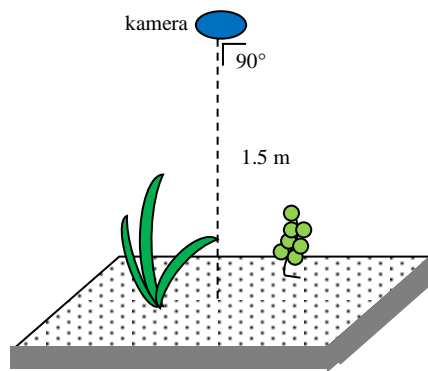
2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, tanaman yang digunakan adalah bawang merah yang banyak dibudidayakan di persawahan di Indonesia. Gulma yang ditemui di lahan tersebut adalah gulma *Drymaria Cordata* yang di daerah Jawa biasanya dikenal dengan nama Cemplonan. Tanaman dan gulma tersebut memiliki bentuk daun yang berbeda. Daun bawang merah jika dilihat dari atas memiliki bentuk pipih dan memanjang. Gulma *Drymaria Cordata* memiliki daun kecil dan bulat.

Foto tanaman dan gulma diambil menggunakan kamera CCD. Gambar yang ditangkap memiliki warna RGB. Gambar tersebut kemudian diproses menggunakan Pengolahan citra digital yakni konversi warna RGB ke HSV, segmentasi dengan *Thresholding* untuk mendapatkan region daun, dan deteksi tepian *Canny* untuk mendapatkan tepian daun. Beberapa fitur bentuk di-ekstraksi dari region dan tepi masing-masing daun yang tersegmentasi. Nilai dari setiap fitur yang di-ekstraksi diumpungkan ke algoritma klasifikasi, yakni Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Metode JST dipilih karena perhitungan penentuan kelas-nya sederhana dan ringan saat nantinya diterapkan pada *embedded system robot*.

2.1. Pengambilan Gambar

Kamera CCD diletakkan secara vertikal menghadap ke bawah dengan sudut 90° . Kamera diletakkan pada jarak tetap setinggi 1.5 meter dari tanah. Tata letak ini disesuaikan dengan desain robot penyemprot yang akan melakukan *scanning* gulma dari atas lahan. Sudut tegak juga dipilih sebab bentuk daun dapat terlihat berubah dari bentuk sebenarnya pada posisi tampak miring. Jarak yang tetap juga dibutuhkan untuk menjaga *pixel-to-cm ratio*. Ilustrasi setting pengambilan gambar diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi setting pengambilan gambar

Ukuran tanaman dan gulma yang diambil beragam. Beberapa tanaman bawang merah memiliki ukuran lebih besar dari gulma dan beberapa lebih kecil dari gulma. Variasi ukuran ini bertujuan agar algoritma yang dikembangkan mampu mendeteksi gulma di antara tanaman dengan umur tanaman yang beragam. Pencahayaan gambar juga beragam. Beberapa gambar diambil pagi hari dan beberapa gambar diambil siang hari. Hal ini bertujuan agar algoritma yang dikembangkan mampu mendeteksi gulma kapan saja.

Contoh beberapa hasil gambar yang diambil diperlihatkan pada gambar 2. Pada gambar 2(a), tanaman bawang berukuran lebih kecil dari gulma dan diambil pada pagi hari dengan pencahayaan rendah. Gambar 2(b) menunjukkan kondisi ukuran tanaman bawang merah yang lebih besar dari gulma dan diambil pada siang hari dengan pencahayaan tinggi. Cahaya untuk pengambilan gambar berasal dari matahari. Tidak ada cahaya khusus yang digunakan saat pengambilan gambar. Total gambar yang diambil adalah sejumlah 78 gambar.

Kondisi daun pada beberapa gambar juga terlihat tidak utuh. Hal ini sesuai yang ditunjukkan pada gambar 2(a) untuk gulma dan gambar 2(b) untuk daun bawang merah yang tidak terlihat utuh. Beberapa kondisi daun juga terlihat utuh seperti bawang merah pada gambar 2(a) dan gulma pada gambar 2(b). Dalam satu gambar juga dapat terdapat lebih dari satu tanaman atau gulma seperti terlihat pada gulma di gambar 2(b). Kondisi daun tanaman

bawang merah dan gulma yang bervariasi ini diambil agar algoritma yang dibuat juga mampu melakukan deteksi gulma dan tanaman dalam kondisi riil di lahan pertanian. Ukuran gambar yang diambil adalah 240×320 piksel.



(a)



(b)

Gambar 2. Contoh gambar yang diambil; (a) pencahayaan rendah, ukuran tanaman lebih kecil dari gulma, (b) pencahayaan tinggi, ukuran tanaman lebih besar dari gulma.

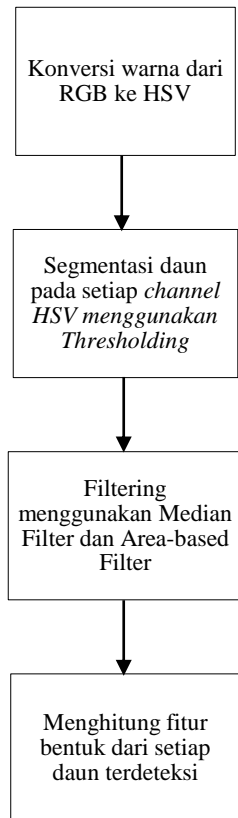
2.2. Ekstraksi Fitur Bentuk menggunakan Pengolahan Citra Digital

Metode Pengolahan Citra Digital digunakan untuk meng-ekstraksi fitur bentuk dan daun. Langkah pertama adalah melakukan konversi warna dari warna asal RGB ke HSV (*Hue, Saturation, Value*). Langkah berikutnya adalah melakukan segmentasi daun dari tanah dalam ruang warna HSV tersebut. Metode yang dipilih adalah *Thresholding* dengan batas yang dipilih secara manual atau otomatis menggunakan Otsu's *Thresholding* pada masing-masing *channel*.

Hasil proses *Thresholding* adalah gambar biner yang bernilai 1 untuk daun dan 0 untuk non-daun. Hasil binerisasi setiap *channel* kemudian digabungkan dengan operasi AND. Dua buah filter kemudian diterapkan pada gambar biner tersebut untuk menghilangkan kesalahan segmentasi. Dua filter yang digunakan adalah *Median Filter* dan *Area Filter*. Hasil kedua filter tersebut adalah *region* daun dari tanaman dan gulma.

Langkah berikutnya adalah pencarian tepi menggunakan metode deteksi tepi *Sobel*. Langkah berikutnya adalah menemukan *Distance Transform* dari *region* daun tanaman dan gulma. Fitur-fitur bentuk diambil dari *region*, tepi, dan nilai *Distance Transform* setiap daun yang terdeteksi. Banyak fitur

bentuk yang dapat digunakan, namun penelitian ini memilih 3 fitur bentuk saja, yakni *Rectangularity*, *Edge-to-Center Function*, dan *Distance Transform Function*. Tahap ekstraksi fitur ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Tahap pengolahan citra digital untuk ekstraksi fitur

1. Konversi warna dari RGB ke HSV

Gambar RGB merupakan data hasil akuisisi oleh kamera. Ruang warna RGB menunjukkan informasi warna dari setiap piksel gambar berupa nilai intensitas *grayscale* dari 0-255. Ruang warna RGB memiliki kekurangan bahwa informasi warna dapat bercampur dengan informasi tingkat kecerahan. Target utama dalam proses segmentasi adalah deteksi daun. Daun mudah dideteksi berdasarkan warna hijau-nya. Warna hijau tersebut dalam RGB memiliki nilai yang bervariasi tergantung kondisi pencahayaan. Untuk itu diperlukan sebuah ruang warna yang mampu memilah komponen warna dan komponen kecerahan dari sebuah gambar.

Ruang warna yang mampu memisahkan komponen warna, kecerahan (*brightness*) dan juga kemurnian warna adalah HSV. H yang merupakan *Hue* menunjukkan komponen warna, S yang merupakan *Saturation* menunjukkan komponen kemurnian warna, dan V yang merupakan *Value* menunjukkan komponen kecerahan. *Hue* merupakan komponen warna yang tidak terpengaruh oleh

cahaya dan tingkat kemurnian, sehingga daun akan mudah terdeteksi dengan menggunakan batas warna hijau dalam *Hue*. Nilai *Hue* juga tidak terpengaruh oleh pencahayaan yang berbeda, sehingga daun mudah terdeteksi meski dalam kondisi cahaya rendah seperti Gambar 2(a) atau cahaya tinggi seperti Gambar 2(b).

Persamaan konversi warna dari RGB ke HSV ditunjukkan pada kode program berikut (Smith, A. R., 1978). Persamaan-persamaan tersebut menggunakan range 0-1 dari masing-masing nilai R, G dan B, untuk menghasilkan range 0-1 juga pada masing-masing nilai H, S dan V.

Input: R, G dan B dalam domain [0,1]
Output: H, S dan V dalam range [0,1]

```

1  V := max(R, G, B)
2  X := min(R, G, B)
3  S := (V-X)/V, jika S = 0 return;
4
   r := (V - R) / (V - X); g := (V - G) / (V - X); b := (V - B) / (V - X)
5  if R = V
   if G = X then
     H := 5 + b
   else
     H := 1 - g
   if G = V
   if B = X then
     H := 1 + r
   else
     H := 3 - b
   else
   if R = X then
     H := 3 + g
   else
     H := 5 - r
6  H := H/6
    
```

2. Segmentasi daun menggunakan Thresholding

Hasil konversi warna dari RGB ke HSV tersebut kemudian digunakan untuk proses segmentasi. Tujuan dari proses ini adalah untuk mendapatkan area daun saja. *Background* yang ditangkap oleh kamera dalam penelitian ini adalah tanah sebab posisi kamera adalah menghadap ke bawah.

Dalam pencarian area daun, jenis segmentasi yang dipilih adalah *Thresholding*. Metode ini dipilih sebab ringan dalam komputasi karena hanya menggunakan *if-else*. Proses *thresholding* dilakukan pada masing-masing *channel* H, S dan V.

Batas atau *threshold* pada *channel* H dipilih berdasarkan range warna Hijau pada *color-wheel* yakni pada derajat 60°-180°. Dalam *range* [0,1] nilai derajat tersebut setara dengan 0.17-0.5. Batas pada *channel* S dipilih berdasarkan tingkat kemurnian warna dari daun tumbuhan yang tinggi. Meski

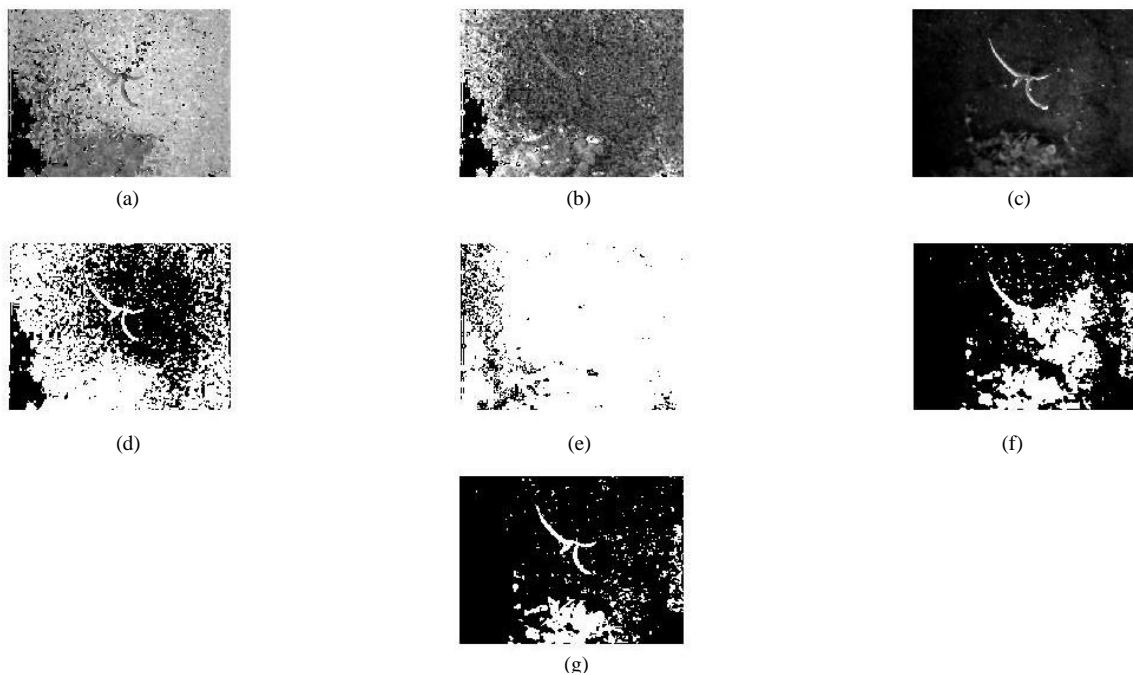
demikian, pengambilan gambar dalam cahaya tinggi mengakibatkan warna hijau dari daun lebih pudar. Oleh karena itu, batas yang digunakan untuk S adalah 0-0.8 dalam *range* [0,1].

Batas pada *channel V* dipilih secara otomatis menggunakan metode Otsu's Thresholding. Metode ini menghitung batas secara otomatis berdasarkan *between-class variance* dan *within-class variance*. Batas yang dipilih adalah nilai intensitas yang memiliki nilai *within-class variance* terendah yang bersamaan memiliki nilai *between-class variance* tertinggi. Pemilihan batas secara adaptif ini dipilih sebab pengambilan gambar dilakukan secara outdoor. Cahaya dalam kondisi tersebut sangat bervariasi dari rendah ke tinggi seperti yang ditampilkan pada Gambar 2, sehingga dibutuhkan batas pada *channel V* yang adaptif pula.

Hasil dari masing-masing segmentasi adalah gambar biner bernilai 1 untuk piksel yang berpotensi

sebagai daun dan 0 untuk non-daun. Ketiga gambar biner tersebut kemudian digabungkan menggunakan operasi AND. Operasi tersebut menunjukkan bahwa sebuah piksel dianggap sebagai daun jika memenuhi ketiga batas dalam *Thresholding*.

Proses konversi warna dan segmentasi untuk mendapatkan kandidat daun diperlihatkan pada Gambar 4. Contoh pengolahan citra digital tersebut dilakukan pada Gambar 2(a). Gambar 4(a), 4(b) dan 4(c) adalah masing-masing komponen H, S dan V dari hasil konversi. Gambar 4(d), 4(e), dan 4(f) merupakan hasil proses segmentasi dengan metode *thresholding* untuk masing-masing komponen H, S dan V. Penggabungan ketiga hasil segmentasi menggunakan operasi AND diperlihatkan pada Gambar 4(g). Hasil pada Gambar 4(g) menunjukkan bahwa daun-daun baik tanaman maupun gulma sudah teridentifikasi meski memiliki beberapa *noise* yang perlu dihilangkan.



Gambar 4. Segmentation process in HSV color-space; (a) Hue, (b) Saturation, (c) Value, (d) Segmented Hue, (e) Segmented Saturation, (f) Segmented Value, (g) AND operation of all 3 segmented component

3. Filtering

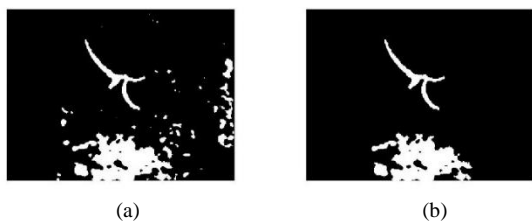
Hasil segmentasi umumnya masih memiliki beberapa kesalahan pendeteksian *object of interest*. Dua jenis kesalahan segmentasi dalam penelitian ini adalah piksel daun yang dideteksi sebagai non-daun, dan piksel non-daun yang dideteksi sebagai daun. Filter digunakan untuk menghilangkan kesalahan pendeteksian tersebut. Penelitian ini menggunakan *Median Filter* dengan ukuran *window* 5x5 untuk menghilangkan kesalahan yang bersifat *granular*. Filter ini mengambil nilai Median dari semua piksel dalam satu *window* untuk menggantikan nilai piksel di *center* dari *window*. Filter ini umumnya

digunakan untuk menghilangkan *noise* yang bersifat *impulsive* seperti *salt-pepper noise*. Derau bersifat *salt* dalam penelitian ini adalah piksel non-daun yang terdeteksi sebagai daun. Derau bersifat *pepper* dalam penelitian ini adalah piksel daun yang terdeteksi sebagai non-daun. Filter ini memiliki keunggulan tidak banyak merubah bentuk *object of interest* dibandingkan penggunaan *Morphological Filter*. Hal tersebut penting sebab bentuk daun akan di-ekstraksi fitur-nya guna proses klasifikasi.

Filter kedua yang digunakan adalah *Area-based Filter*. Filter ini diterapkan dengan melakukan pemberian label terlebih dahulu pada *connected-component* yang terdeteksi pas gambar hasil

segmentasi. Beberapa piksel dengan label yang sama akan dianggap sebagai sebuah *Blob*. Area *blob* yang kecil akan dihilangkan sebab dinilai bukan daun. Dalam gambar yang diambil, daun tanaman berukuran besar dengan ukuran area minimal 500 piksel. Nilai ini kemudian digunakan sebagai batas untuk memfilter area yang dianggap sebagai non-daun. Penggunaan filter kedua memiliki kelemahan dimana daun tanaman atau gulma yang masih kecil akan dihilangkan dan tidak di-analisa lebih lanjut. Namun hal ini tetap dilakukan sebab tanaman/gulma yang masih kecil belum memiliki bentuk daun yang sama dengan tanaman/gulma yang besar.

Hasil proses *filtering* dari Gambar 4(g) ditunjukkan pada Gambar 5. Hasil penerapan *median filter* ditunjukkan pada Gambar 5(a). Penerapan filter kedua yakni *Area filtering* dari Gambar 5(a) ditunjukkan pada Gambar 5(b). Dari hasil akhir tersebut Gambar 5(b) tersebut terlihat hanya daun tanaman dan gulma yang terdeteksi untuk selanjutnya diterapkan analisa bentuk.



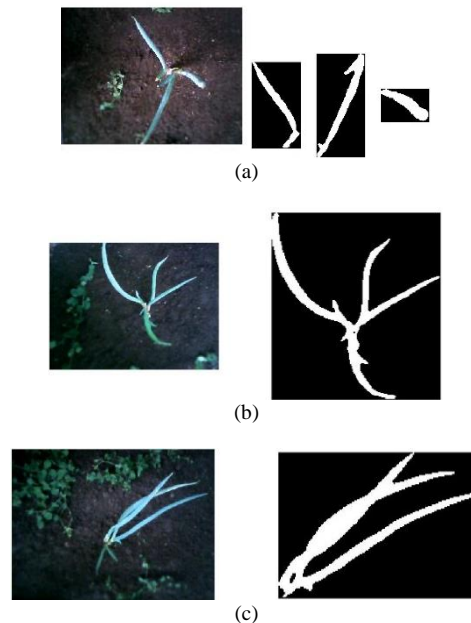
Gambar 5. Hasil *filtering*; (a) menggunakan *Median Filter*, and (b) menggunakan *Area Filter* berdasarkan ukuran *connected-components*

4. Perhitungan fitur bentuk

Beberapa fitur bentuk yang umum digunakan antara lain *Eccentricity*, *principal axis (major dan minor)*, *minimum bounding rectangle*, *circularity ratio*, *Rectangularity*, *convexity*, *solidity*, *Euler Number*, *centroid distance function*, *contour curvature*, *area function*, *chord length function* (Mingqiang, Y., Kidiyo, K. Joseph, R., 2008). Penelitian ini memilih fitur yang dapat digunakan untuk beragam ukuran dari satu kategori tanaman. Fitur seperti *minimum bounding rectangle*, *principal axis* tidak dapat digunakan karena ukuran dan bentuk tanaman atau gulma sangat bervariasi. Fitur bentuk yang mengambil nilai dari arah sudut tertentu juga tidak dapat digunakan dalam penelitian ini sebab daun tanaman dan gulma menjalar tidak menentu ke segala arah.

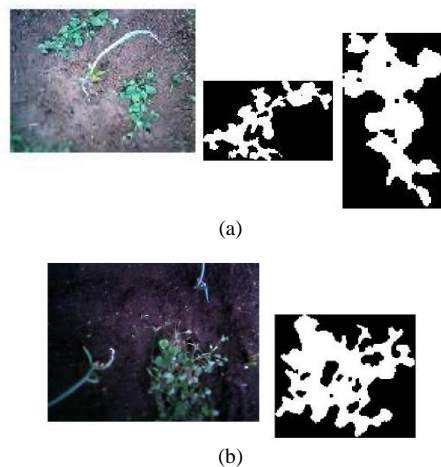
Pada tanaman bawang merah, dari hasil pendeteksian didapati bahwa daun yang terdeteksi bisa hanya satu helai saja. Bentuk daun bawang adalah pipih dan memanjang ke beragam arah. Contoh hasil deteksi daun tanaman bawang merah ditunjukkan pada Gambar 6. Pada Gambar 6(a) terlihat contoh hasil deteksi berupa satu lembar daun. Gambar 6(b) menunjukkan contoh daun

bawang dengan bentangan daun ke segala arah, sedangkan Gambar 6(c) menunjukkan contoh bentangan ke segala arah. Keragaman ini juga ditambah dengan ukuran daun bawang yang bervariasi dari kecil hingga besar.



Gambar 6. Variasi bentuk daun bawang merah yang terdeteksi; (a) hanya satu helai daun terdeteksi, (b) daun membentang ke segala arah, dan (c) daun membentang ke satu arah.

Pada tanaman Cemplonan, arah jalar tanaman ini juga beragam ke segala arah. Beberapa daun tanaman tersebut menjalar membentuk lingkaran namun terkadang memanjang ke satu arah. Hasil beberapa deteksi daun gulma ini ditunjukkan pada Gambar 7. Contoh daun menjalar memanjang ditunjukkan pada Gambar 7(a), sedangkan daun gulma yang mengumpul ditunjukkan pada Gambar 7(b).



Gambar 7. Variasi bentuk daun gulma yang terdeteksi; (a) daun menjalar memanjang, (b) daun menjalar melingkar

Dengan mempertimbangkan variasi bentuk dari daun tanaman bawang merah dan variasi bentuk dari

daun tanaman gulma Cemplonan, maka terdapat 3 fitur yang digunakan. Fitur tersebut dipilih dengan mempertimbangkan ukuran yang beragam dari daun terdeteksi. Fitur yang bersifat *directional* yang mempertimbangkan arah tidak digunakan dalam penelitian ini, sebab arah bentang daun yang beragam. Fitur yang digunakan adalah *Rectangularity*, *Edge-to-center function*, dan *Distance-transform function*.

Rectangularity adalah perbandingan antara jumlah piksel area daun A_s terhadap area *Bounding box* A_R . Persamaan fitur pertama ini ditunjukkan pada Persamaan 1. Fitur ini dipilih mengingat bentuk daun gulma yang bulat yang cenderung mengisi ruangan *bounding box* dibandingkan bentuk daun tanaman bawang yang pipih. Contoh perbandingan jumlah piksel objek dari daun terdeteksi terhadap luas *Bounding Box* dari gambar 5 dapat dilihat pada Gambar 8.

$$Rectangularity = \frac{A_s}{A_R} \quad (1)$$



Gambar 8. *Rectangularity* sebagai perbandingan jumlah piksel daun terdeteksi terhadap area *Bounding box*

Fitur kedua yang digunakan adalah *Edge-to-center function* yakni fungsi statistik yang diambil dari perhitungan jarak *Euclidian Distance* antara semua tepian (*edge*) dan titik tengah (*center*). Tepian objek dideteksi menggunakan operator Sobel yang sederhana sebab deteksi dilakukan pada gambar biner. Nilai *center* didapatkan menggunakan perhitungan *Center-of-Gravity* (*CoG*) seperti ditunjukkan pada Persamaan 2. *CoG* dihitung berdasarkan nilai rata-rata dari koordinat piksel pada area daun terdeteksi pada masing-masing sumbu x dan y. Terdapat dua parameter statistik yang diambil untuk merepresentasikan jarak semua tepian ke titik tengah, yakni Median dan Standar Deviasi. Nilai median dipilih sebagai representasi rata-rata jarak tanpa terpengaruh oleh *outliers*. Nilai Standar Deviasi dipilih untuk menunjukkan variasi jarak tersebut. Untuk mengatasi pengaruh variasi ukuran daun, maka fungsi statistik yang digunakan yakni median dan standar deviasi akan di-normalisasi menggunakan luas area *bounding box* A_R . Contoh hasil *CoG* dari daun terdeteksi pada Gambar 5 beserta tepian-nya dapat dilihat di Gambar 9 dimana *CoG* ditunjukkan sebagai titik merah.

$$CoG = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right] \quad (2)$$



Gambar 9. *CoG* (titik merah) dan tepian dari daun terdeteksi

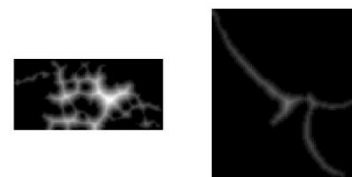
Fitur ketiga yang digunakan adalah *Distance Transform function* yakni fungsi statistik yang diambil dari perhitungan *distance transform* area daun terdeteksi. Fitur ini dipilih sebab bentuk daun tanaman bawang yang pipih memiliki perbedaan *distance* dari piksel *background* terdekat dibandingkan bentuk daun gulma yang bulat. *Distance transform* juga dipilih sebab fitur ini dapat mendefinisikan bentuk tanpa terpengaruh oleh rotasi (Fitriyah, H., Budi, A.S., 2019). *Distance Transform* pada gambar biner adalah jarak atau *distance* dari setiap piksel dalam area objek terhadap piksel terdekat dari *background*. Perhitungan *distance* yang dipilih adalah *Euclidian distance*. Fungsi statistik yang digunakan adalah Median dan Standar Deviasi. Median menunjukkan rata-rata *distance* yang tidak terpengaruh oleh *outlier* sedangkan standar deviasi menunjukkan seberapa variatif *distance*-nya. Untuk mengatasi pengaruh variasi ukuran daun, maka fungsi statistik yang digunakan yakni median dan standar deviasi akan di-normalisasi menggunakan ukuran luas *bounding box* A_R .

0 (1,1)	0 (1,2)	0 (1,3)	0 (1,4)
1 (2,1)	0 (2,2)	0 (2,3)	0 (2,4)
1 (3,1)	1 (3,2)	0 (3,3)	0 (3,4)
1 (4,1)	1 (4,2)	0 (4,3)	0 (4,4)

$$distance[(4,1), (4,3)] = \sqrt{(4-4)^2 + (1-3)^2} = 2$$

0 (1,1)	0 (1,2)	0 (1,3)	0 (1,4)
1 (2,1)	0 (2,2)	0 (2,3)	0 (2,4)
1 (3,1)	1 (3,2)	0 (3,3)	0 (3,4)
2 (4,1)	1 (4,2)	0 (4,3)	0 (4,4)

Gambar 10. Contoh perhitungan *distance transform* untuk piksel pada koordinat (4,1)



Gambar 11. *Distance Transform* dari daun terdeteksi

Dari 3 fitur tersebut, terdapat 5 nilai yang akan digunakan sebagai input dari klasifikasi, yakni: (1) *Rectangularity*, (2) *Normalised Median of Edge-to-center distance*, (3) *Normalised Standard Deviation of Edge-to-center distance*, (4) *Normalised Median of Distance Transform*, dan (5) *Normalised Standard Deviation of Distance Transform*. Normalisasi berdasarkan luas area *bounding box* A_R dilakukan guna mengatasi variasi ukuran dari tanaman dan gulma.

2.2. Klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Ketiga fitur bentuk yang telah di-ekstraksi kemudian diumpankan ke metode klasifikasi. Metode Jaringan Syaraf Tiruan atau *Artificial Neural Network* dipilih dalam penelitian ini sebab metode tersebut sering digunakan untuk memodelkan hubungan non-linier antara input dan output. Metode ini juga sesuai diterapkan di *embedded system* sebab tidak perlu memasukkan data latih ke dalam programnya seperti dengan metode KNN atau SVM.

Ukuran node dapat disesuaikan atau ditambah untuk meningkatkan akurasi. Penelitian ini menggunakan *Shallow Neural Network* yang terdiri dari hanya 1 Hidden layer karena proses *feature extraction* telah dilakukan sebelumnya. Jaringan yang dipilih adalah *Multi-Layer Perceptron* dimana setiap node pada *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* terhubung secara penuh atau yang disebut sebagai *fully-connected*.

Proses Training dalam JST digunakan untuk meng-update bobot antar node dan bias yang ditambahkan pada node *hidden layer* dan *output layer*. Proses training dilakukan menggunakan pemrograman Matlab yang menggunakan prinsip *gradient decent* untuk meng-update bobot dan bias hingga nilai iterasi berikutnya tidak banyak berbeda dari bobot dan bias iterasi sebelumnya atau yang disebut sebagai kondisi *convergence*.

3. PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Pada *input layer* dari arsitektur JST dalam penelitian ini terdapat 5 node sebagaimana nilai fitur yang di-ekstraksi dari setiap tanaman atau gulma yang terdeteksi. Pada *output layer* terdapat 1 node dimana tanaman daun bawang diberi nilai 1 dan gulma Cemplonan diberi nilai 0. Total data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 149 tanaman terdeteksi dari 78 gambar yang diambil. Tabel dari data yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1. Kelas tanaman daun bawang sebanyak 97 data dan kelas gulma Cemplonan sebanyak 52 data. Sebanyak 70% dari

data digunakan sebagai data latih, 15% untuk data validasi dan 15% untuk data uji.

Tabel 1. Data 5 fitur dari 149 tanaman terdeteksi

No.	Fitur					Kelas
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
1	0.5124	0.5455	0.2955	0.0455	0.0276	1
2	0.1309	0.4386	0.2719	0.0175	0.0106	1
3	0.5949	0.5857	0.2286	0.0515	0.0414	0
4	0.2576	0.4286	0.2540	0.0317	0.0158	1
5	0.5595	0.5000	0.2838	0.0302	0.0178	1
...
145	0.5161	0.4805	0.2208	0.0367	0.0305	0
146	0.4186	0.4737	0.2632	0.0351	0.0196	1
147	0.2018	0.4805	0.2078	0.0290	0.0270	0
148	0.2444	0.5818	0.2727	0.0257	0.0125	1
149	0.4341	0.4872	0.2564	0.0256	0.0141	1

Keterangan: Kelas 1 adalah tanaman daun bawang
Kelas 0 adalah gulma Cemplonan

Dari proses *training* dengan 6 node pada *Hidden Layer* didapati akurasi proses validasi sebesar 100% dan akurasi proses uji atau *testing* sebesar 96,45%. Bobot dan bias yang ditemukan dapat dilihat pada Tabel 2 untuk nilai bobot *Input Node* ke *Hidden Node*, Tabel 3 untuk nilai bobot *Hidden Node* ke *Output Node*, Tabel 4 untuk nilai Bias dari *Hidden Node*, dan Tabel 5 untuk nilai Bias dari *Output Node*.

Tabel 2. Nilai bobot *Input Node* ke *Hidden Node*

BOBOT <i>Hidden Node</i>	<i>Input Node</i>				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
(1)	2.9467	0.5262	0.3373	-0.0770	2.0154
(2)	1.4486	-0.7953	1.8846	0.7977	-2.1086
(3)	0.8919	-1.3618	2.7092	0.0521	-1.0990
(4)	-1.3159	1.2435	-1.7062	-0.7784	-1.0815
(5)	0.4697	0.0745	-1.3503	-0.1484	-1.2346
(6)	0.4949	1.0643	0.9639	-0.0096	-0.9993

Tabel 3. Nilai bobot *Hidden Node* ke *Output Node*

BOBOT <i>Output Node</i>	<i>Hidden Node</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(1)	-2.6349	1.2417	2.3206	-1.4228	0.9015	-0.6214

Tabel 4. Nilai bias *Hidden Node*

<i>Hidden Node</i>	BIAS
(1)	2.3349
(2)	1.6771
(3)	-1.9758
(5)	0.9517
(6)	1.3802

Tabel 5. Nilai bias *Output Node*

<i>Output Node</i>	BIAS
(1)	0.7741

Akurasi dari arsitektur JST tersebut juga dibandingkan dengan metode klasifikasi dasar lain yang umum digunakan yakni *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbours* (KNN). Metode *Naive Bayes* mengelompokkan data berdasarkan Peluang. Metode ini menghitung peluang data tersebut pada setiap kelas lalu mengelompokkannya kepada kelas dengan peluang tertinggi. Metode *K-Nearest Neighbours* (KNN) mengelompokkan data berdasarkan kelas data yang dekat dengannya. Metode ini mendefinisikan tetangga sebagai data dengan jarak atau *distance* kecil lalu melakukan *voting* kelas dari data-data berjarak dekat darinya sejumlah *K*. Akurasi *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbours* (KNN) ditentukan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan jumlah *fold* sebanyak 5 yang diterapkan pada 149 data daun terdeteksi di Tabel 1. Hasil pengujian dari ketiga metode tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Akurasi Pengujian dengan metode KNN, *Naive Bayes* dan JST

Metode		Akurasi Pengujian (%)	
KNN		3	86.58
	Jumlah K	5	87.92
		7	83.89
<i>Naive Bayes</i>			79.19
JST	Jumlah <i>Hidden</i> <i>Neuron</i>	6	95.46

Dari Tabel 6 tersebut dapat dilihat bahwa metode JST memiliki akurasi tertinggi yakni 95.46%. Metode KNN memberikan akurasi terbaik pada *K* sejumlah 5 yakni sebesar 87.92%. Metode *Naive Bayes* memberikan akurasi terendah yakni 79.19%. Hal ini menunjukkan bahwa klasifikasi tanaman/gulma berdasarkan fitur bentuk dimana bentuk dan ukuran sangat bervariasi lebih akurat dengan menggunakan metode JST.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Klasifikasi tanaman dan gulma dibutuhkan untuk melakukan identifikasi gulma pada robot penyemprot herbisida. Penelitian ini telah membuat algoritma klasifikasi tanaman dan gulma lokal Indonesia yakni daun bawang dengan gulma *Cemplanan (Drymaria Cordata)* menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan akurasi yang tinggi. Fitur bentuk yang digunakan sebagai input klasifikasi adalah *Rectangularity*, *Edge-to-center Function*, dan *Distance Transform Function*.

Dengan hasil yang baik tersebut, maka penelitian selanjutnya adalah menerapkan algoritma yang telah dibuat ini pada sebuah robot penyemprot herbisida.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini merupakan hasil riset pendanaan Hibah Penelitian Pemula (HPP), lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM), Universitas Brawijaya tahun 2020.

DAFTAR PUSTAKA

- APRIADI, W., SEMBODO, D. R., & SUSANTO, H. (2013). Efikasi Herbisida 2,4-D Terhadap Gulma pada Budidaya Tanaman Padi Sawah (Oruza Sativa). *Jurnal Agrotek Tropika*, 1(3), p.269-276. DOI: <http://dx.doi.org/10.23960/jat.v1i3.2040>
- BARUS, E. (2003). Pengendalian Gulma di Perkebunan, Efektivitas dan Efisiensi Aplikasi Herbisida. Kanisius.
- BAWDEN, O., KULK, J., RUSSELL, R., MCCOOL, C., ENGLISH, A., DAYOUB, F., & PEREZ, T. (2017). Robot for weed species plant-specific management. *Journal of Field Robotics*, 34(6), p.1179–1199. DOI: <https://doi.org/10.1002/rob.21727>
- BEGHIN T., COPE J.S., REMAGNINO P., BARMAN S. (2010). Shape and Texture Based Plant Leaf Classification. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. ACIVS 2010. Lecture Notes in Computer Science*, vol 6475. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-17691-3_32
- FITRIYAH, H., SETIABUDI A., (2019). Outlier Detection in Object Counting based on Hue and Distance Transform using Median Absolute Deviation (MAD). *Prosiding International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIET48054.2019.8985993>
- KADIR, M. (2007). Efektifitas Berbagai Dosis dan waktu Aplikasi Herbisida 2,4 Dimetilamina Terhadap Gulma *Echinocloa Colonom*, *Echinocloa Crusgali* dan *Cyperus Iria* pada Padi Sawah. *Jurnal Agrisistem*, 3(1), p.53-49.
- KADIR, A., NUGROHO, L.E., SUSANTO, A., SANTOSA, P.I. (2011). Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 1(3), P.225-235
- MANGOENSOEKARJO, S., & SOEJONO, A. (2019). Ilmu Gulma dan Pengelolaan Pada Budi Daya Perkebunan. UGM Press.

- MINGQIANG, Y., KIDIYO, K. JOSEPH, R. (2008). A Survey of Shape Feature Extraction Techniques, Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications. Peng-Yeng Yin, IntechOpen. DOI: <https://doi.org/10.5772/6237>
- MOENANDIR, J. (2010). Ilmu Gulma. UB Press.
- PURNAMASARI, C., TYASMORO, S. Y., & SUMARNI, T. (2017). Pengaruh Teknik Pengendalian Gulma pada Tanaman Padi (*Oryza Sativa* L.). *Jurnal Produksi Tanaman*, 5(5), p.870-879.
- SARVINI, T., SNEHA, T., SUKANYA, G. G., SUSMITHA, S., & KUMARASWAMY, R. (2019). Performance Comparison of Weed Detection Algorithms. *International Conference on Communication and Signal Processing*. India. DOI: <https://doi.org/10.1109/iccsp.2019.8698094>
- SLAUGHTER, D., GILES, D., & DOWNEY, D. (2007). Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(1), p.63-78. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.05.008>
- SMITH, A.R., 1978. Color gamut transform pairs. *Prosiding the 5th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. Association for Computing Machinery, p.12-19. DOI: <https://doi.org/10.1145/800248.807361>