

Klasifikasi Jenis Tanaman Mangga Gadung dan Mangga Madu Berdasarkan Tulang Daun

Suastika Yulia Riska¹, Laili Cahyani², Muhammad Imron Rosadi³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Kampus ITS Keputih, Sukolilo, Surabaya 60111, Jawa Timur

E-mail: ¹riska.suastika13@mhs.if.its.ac.id, ²laili.cahyani13@mhs.if.its.ac.id,

³imron_uyy@yahoo.com

Masuk: 7 Juni 2014; Direvisi: 20 Juni 2014; Diterima: 23 Juni 2014

Abstract. Leaf is an important part of plant that help classify the types of mango plants. An application of Unconstraint Hit or Miss Transformation (UHMT) with four structuring elements (SE) result in high computational complexity. Thus, this research aims to simplify the computational complexity by applying one of nine SE in UHMT. Vein pattern features obtained by applying Local Binary Pattern (LBP), then the results obtained features are calculated by entropy. The results show that the high average of entropy values are categorized as honey mango or locally known as madu mango.. Classification Tests to comparing the classification accuracy of the K-fold Cross Validation with the values of K-fold are 5, 8, and 10. The highest accuracy is the use of 10-fold Cross Validation which reaches 78.5%.

Keywords : classification, uhmt, structuring element, vein

Abstrak. Daun merupakan salah satu bagian tanaman yang dapat menjadi acuan klasifikasi, karena memiliki perbedaan fitur pada setiap jenis mangga. Penerapan Unconstraint Hit or Miss Transformation (UHMT) dengan empat structuring element (SE) mengakibatkan tingginya kompleksitas komputasional. Sehingga, penelitian ini bertujuan untuk menyederhanakan kompleksitas komputasi dengan menerapkan satu dari sembilan SE pada UHMT. Pola fitur tulang daun diperoleh dengan menerapkan Local Binary Pattern (LBP), kemudian hasil fitur yang diperoleh dihitung dengan entropy. Hasil menunjukkan bahwa rata-rata nilai entropy yang tinggi dikategorikan pada mangga madu. Pengujian klasifikasi membandingkan akurasi pada K-fold Cross Validation, dengan nilai K-fold adalah 5, 8, dan 10. Akurasi tertinggi dengan menggunakan 10-fold Cross Validation yaitu 78,5 %.

Kata kunci : klasifikasi, uhmt, structuring element, tulang daun

1. Pendahuluan

Daun merupakan salah satu bagian tanaman yang sering digunakan untuk mengklasifikasikan jenis tanaman (Jabal, dkk, 2013). Daun digunakan untuk mengklasifikasikan tanaman, karena setiap jenis tanaman memiliki fitur daun yang berbeda (Fu & Chi, 2006 dan Jabal, dkk, 2013). Selain itu, daun lebih mudah diperoleh karena tidak tergantung pada musim (Jabal, dkk, 2013).

Tanaman mangga merupakan tanaman buah yang potensial dikembangkan karena mempunyai tingkat keragaman genetik yang tinggi. Daun mangga memiliki variasi dalam hal bentuk, ukuran dan warna daun, yang menunjukkan keragaman genetik yang cukup luas. Perbedaan fitur daun setiap jenis tanaman menjadikan daun sebagai salah satu acuan untuk melakukan klasifikasi setiap jenis tanaman (Fu & Chi, 2006). Struktur tulang daun sebagai salah satu fitur yang dapat membedakan daun dari berbagai jenis tanaman, karena tulang daun memiliki fitur yang unik pada setiap jenis tanaman. Penggolongan varietas mangga selama ini

dilakukan secara manual, sehingga dibutuhkan suatu aplikasi yang dapat menggolongkan jenis mangga secara otomatis melalui serangkaian proses pengolahan citra daun mangga.

Pada beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan klasifikasi jenis tanaman berdasarkan fitur daun. Penelitian tersebut diantaranya melakukan klasifikasi dengan menggabungkan fitur bentuk, warna, dan tekstur daun menggunakan *fractal measure (lacunarity)* dan *probabilistic neural network* (PNN) (Kadir & Susanto, 2011). Penelitian lainnya menggabungkan *thresholding* dan ANN untuk ekstraksi tulang daun (Fu & Chi, 2006). Penelitian dalam hal ekstraksi daun juga dilakukan, yaitu dengan mengusulkan metode ekstraksi tulang daun berdasarkan morfologi *gray-scale* (Zheng & Wang, 2010). Selain itu, telah diusulkan ekstraksi tulang daun menggunakan metode *independent component Analysis* (ICA) (Li & Chi, 2006). Penelitian terkait klasifikasi berdasarkan daun dilakukan pada bunga kamelia (Lu, dkk, 2013). Penelitian tersebut menggunakan morfologi dan tulang daun untuk membedakan spesies bunga kamelia. Pengujian dilakukan dengan membandingkan tiga metode klasifikasi, yaitu kombinasi *learning vector quantization* dan *artificial neural network* (LVQ-ANN), *dynamic architecture for artificial neural networks* (DAN2), dan *support vector machines* (SVM). Sehingga, metode klasifikasi yang menunjukkan tingkat akurasi tinggi adalah DAN2 dan SVM. Selain itu, klasifikasi tanaman berdasarkan fitur tekstur dari daun dengan menggunakan kombinasi LVQ dan *radial base function* (RBF) juga telah dilakukan (Rashad, Desouky & Khawasik, 2011).

Penelitian tentang cara otomatis untuk melakukan pengenalan tanaman kacang-kacangan berdasarkan fitur morfologi tulang daun telah diusulkan (Larese, dkk, 2013). Pada proses segmentasi daun, digunakan metode *unconstrained hit or miss transform* (UHMT) dengan menerapkan 4 *structuring element* dan *adaptive thresholding*. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu dengan membandingkan antara *support vector machines* (SVM), *Penalized Discriminant Analysis* (PDA), dan *Random Forest* (RF). Penerapan 4 *structuring element* mengakibatkan adanya kompleksitas komputasional yang tinggi.

Penelitian ini bertujuan untuk menyederhanakan kompleksitas komputasional dengan menerapkan satu dari sembilan *structuring element* (SE) pada UHMT. Sehingga, setiap sudut tulang daun dapat terdeteksi dengan pemilihan SE yang tepat.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Adaptive Thresholding

Proses *thresholding* akan menghasilkan citra biner, yaitu citra yang memiliki dua nilai tingkat keabuan hitam dan putih. Secara umum proses *thresholding* citra *grayscale* untuk menghasilkan citra biner ditunjukkan pada persamaan 1.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (1)$$

Dimana $g(x,y)$ merupakan citra biner dari *grayscale* $f(x,y)$ dan T menunjukkan *thresholding*. Kualitas dari citra biner sangat tergantung dari nilai T yang digunakan. Salah satu jenis *thresholding* adalah *adaptive thresholding*. Pada *adaptive thresholding* dapat mengatasi citra yang memiliki intensitas bergradasi karena adanya bayangan dan cahaya. Hal tersebut mengakibatkan nilai *thresholding* yang sama dimungkinkan tidak memiliki manfaat pada seluruh bagian citra. Metode *adaptive thresholding* menentukan nilai *threshold* pada setiap bagian dari citra (Ahmad, 2005).

2.2 Unconstrained Hit or Miss Transform (UHMT)

UHMT digunakan pada citra abu-abu, untuk memisahkan bagian depan dan bagian belakang pada suatu citra (Larese, dkk, 2013). Metode ini digunakan pada proses segmentasi. Proses ekstraksi piksel dilakukan berdasarkan sifat ketetanggaan. UHMT ditunjukkan pada persamaan 2.

$$UHMT_B(Y)(y) = \max\{\varepsilon B_{fg}(Y)(y) - \delta B_{bg}(Y)(y), 0\} \quad (2)$$

Dimana, y = citra abu-abu dengan pixel y , B = gabungan SE . Hal tersebut digunakan untuk menghitung perbedaan antara erosi dan dilasi. Kondisi secara umum adalah erosi lebih besar daripada dilasi (Larese, dkk, 2013) Hasil UHMT yang diperoleh dibandingkan yaitu pada kondisi erosi lebih besar dari pada dilasi menggunakan operasi pengurangan. Sedangkan jika erosi lebih kecil atau sama dengan dilasi, nilainya adalah 0.

Erosi merupakan operasi yang digunakan untuk menghapus piksel-piksel objek. Sehingga, ukuran objek dapat diperkecil. Sedangkan dilasi merupakan kebalikan dari erosi, yaitu penambahan piksel-piksel objek untuk memperbesar ukuran objek (Ahmad, 2005). Dilasi Y oleh B ditunjukkan pada persamaan 3.

$$Y \oplus B = \{c | c = a + b, y \in Y, b \in B\} \quad (3)$$

Sedangkan erosi Y oleh B ditunjukkan pada persamaan 4.

$$Y \ominus B = \{c | (B)_c \subseteq Y\} \quad (4)$$

Sehingga, dapat dikatakan citra sebagai hasil operasi erosi mengandung piksel-piksel, dimana SE ditranslasikan dengan piksel yang ada pada citra A .

2.3 Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) digunakan untuk mendeskripsikan pola-pola tekstur lokal pada citra dengan mode warna abu-abu. LBP diterapkan pada proses ekstraksi fitur yang merupakan operasi citra yang mentransformasikan sebuah citra dalam menggambarkan kenampakan skala kecil dari citra tersebut.

Dalam representasi tekstur LBP, setiap pola direpresentasikan oleh sembilan elemen dengan p_{pusat} menunjukkan nilai intensitas pada piksel pusat dan p_i menunjukkan nilai piksel sekelilingnya. Nilai delapan ketetanggaan yang mengelilingi pusat piksel dapat dicirikan oleh nilai biner d_i yang diperoleh menggunakan persamaan 5.

$$d = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta p_i \geq 0 \\ 0 & \text{if } \Delta p_i < 0 \end{cases} \quad (5)$$

Dengan nilai Δp_i ditunjukkan pada persamaan 6.

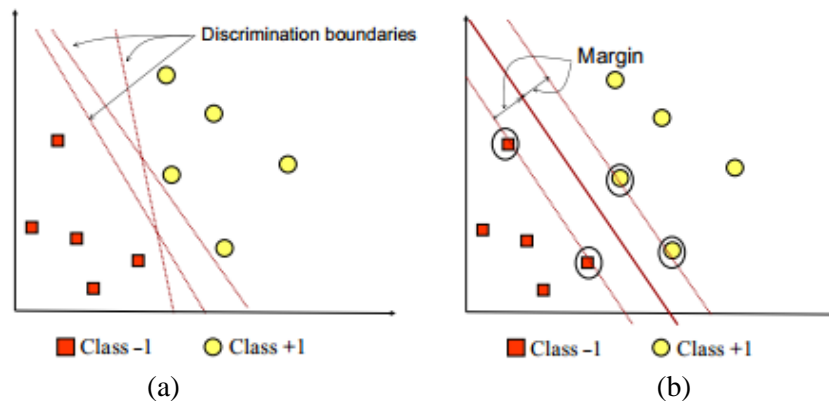
$$\Delta p_i = p_i - p_{pusat} \quad (6)$$

LBP membandingkan nilai biner pada piksel terhadap nilai pusat dari citra dengan 8 nilai piksel di sekelilingnya. Perbandingan tersebut dilakukan dengan cara mengurangi nilai piksel pada pusat citra dengan nilai piksel di sekelilingnya. Jika hasil yang diperoleh lebih dari atau sama dengan 0, maka diberikan nilai 1. Jika hasil yang diperoleh kurang dari 0, maka diberikan nilai 0. Pengusunan delapan nilai biner tetangga dilakukan searah jarum jam atau sebaliknya. Kemudian dilakukan perubahan delapan nilai biner ke dalam nilai desimal. Tujuannya adalah untuk menggantikan nilai pada pusat citra (Ahonen, Hadid & Pietik, 2006).

2.4 Support Vector Machines (SVM)

Menurut Prasetyo (2012), metode SVM (*Support Vector Machine*) merupakan teori pembelajaran statistic dan dapat memberikan hasil yang lebih baik dari pada metode yang lain. SVM dapat bekerja dengan baik pada data dengan berdimensi set tinggi. Selain itu, SVM menggunakan teknik kernel dan hanya sejumlah data yang terpilih yang berkontribusi untuk membangun model klasifikasi. Hal tersebut menjadi kelebihan SVM, karena tidak semua data latih akan dilihat untuk dilibatkan dalam setiap iterasi pelatihannya. Konsep dasar dari SVM

yaitu membentuk *hyperplane* (*maximal margin hyperplane*). Cara menemukan *hyperplane* ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. (a) Decision boundary yang mungkin dan (b) Decision boundary dengan margin maksimal

Gambar 1 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas: +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada kelas -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada kelas +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan *hyperplane* yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar a.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis tebal pada gambar b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*.

2.5 K-Fold Cross Validation

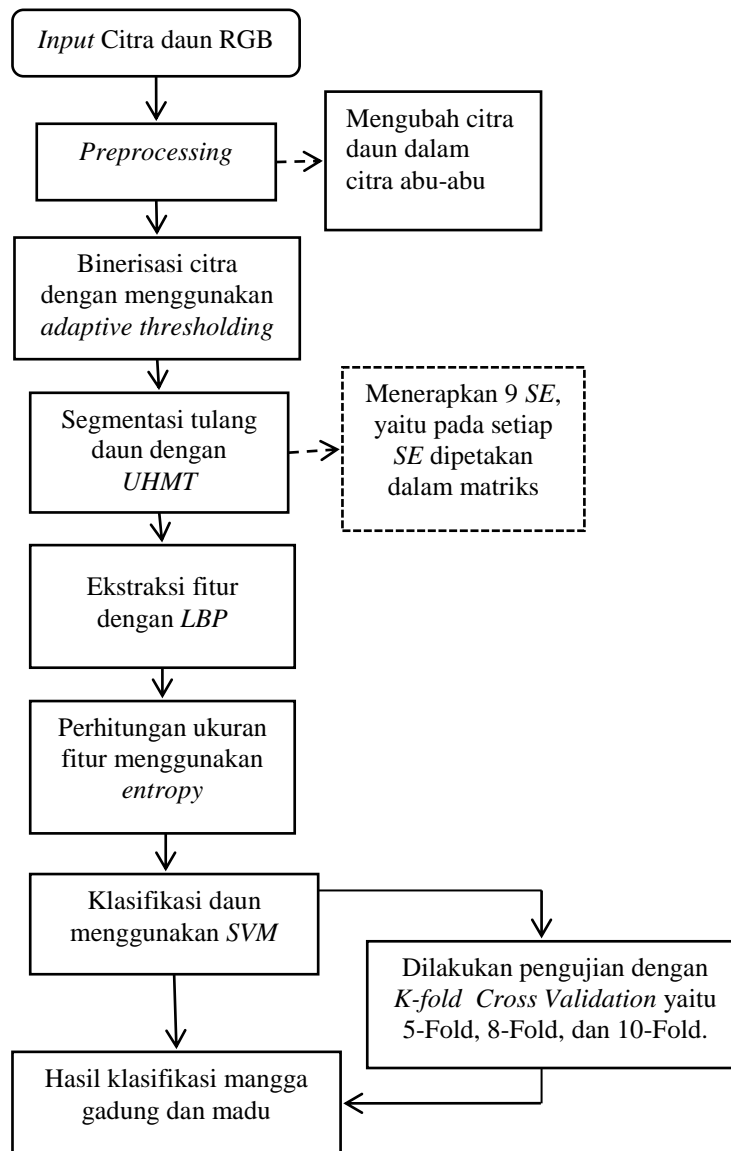
K-Fold Cross Validation merupakan salah satu teknik untuk melakukan estimasi tingkat kesalahan pengujian pemrosesan citra digital. Menurut Fauzie (2010) cara kerja *K-fold cross validation* yaitu dengan mengelompokkan data latih dan data uji yang saling terpisah, kemudian melakukan proses pengujian yang diulang sebanyak *K* kali.

Langkah dari *K-fold cross validation* (Pratiwi, 2010) antara lain: (1) Membagi data yang tersedia menjadi *K* kelompok. (2) Setiap *K* dibuat sejumlah *T* himpunan data yang memuat semua data latih kecuali yang berada di kelompok ke-*k*. (3) Mengerjakan algoritma yang dimiliki dengan sejumlah *T* data latih. (4) Pengujian algoritma menggunakan data pada kelompok *K* sebagai data uji. (5) Melakukan pencatatan hasil algoritma. Menurut Pratiwi (2010) keuntungan dari teknik *K-fold cross validation* yaitu menunjukkan bahwa semua elemen pada baris data digunakan untuk pelatihan sekaligus pengujian.

3. Metodologi Penelitian

Rancangan sistem klasifikasi jenis tanaman mangga gadung dan madu berdasarkan tulang daun ditunjukkan pada gambar 2. Berdasarkan gambar 2, ditunjukkan proses pengolahan citra pada daun untuk mendapatkan klasifikasi daun mangga madu dan gadung. Masukan citra berupa citra daun RGB, kemudian diolah menjadi citra abu-abu. Pada penelitian ini, konversi citra abu-abu menjadi citra biner dengan menggunakan *adaptive thresholding*. Tujuan pada tahap ini yaitu untuk mengetahui struktur tulang daun yang dianggap menjadi *foreground*. Bagian citra selain tulang daun dianggap sebagai *background*.

Kemudian pada proses segmentasi menerapkan UHMT dengan sembilan SE untuk memperjelas struktur daun. Penggunaan LBP pada proses ekstraksi fitur yaitu untuk mengetahui pola fitur dari tulang daun, yang kemudian ukuran fitur dihitung menggunakan *entropy*. Kemudian pada proses yang terakhir, yaitu klasifikasi, nilai *entropy* fitur diproses menggunakan SVM. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *K-fold cross validation*. Sehingga diperoleh tingkat akurasi klasifikasi dari mangga madu dan gadung.



Gambar 2. Rancangan klasifikasi Jenis Tanaman Mangga Gadung dan Madu Berdasarkan Tulang Daun

3.1 Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil menggunakan kamera DSLR Canon 1100D dengan kondisi dan waktu yang sama. Terdapat 400 citra daun yang masing-masing terdapat 200 citra daun mangga gadung dan 200 citra daun mangga madu, yang kemudian akan dipilih secara acak untuk menentukan citra yang sebagai data latih dan uji. Pada penelitian ini terdapat 320 citra untuk data latih dan 80 citra untuk data uji.

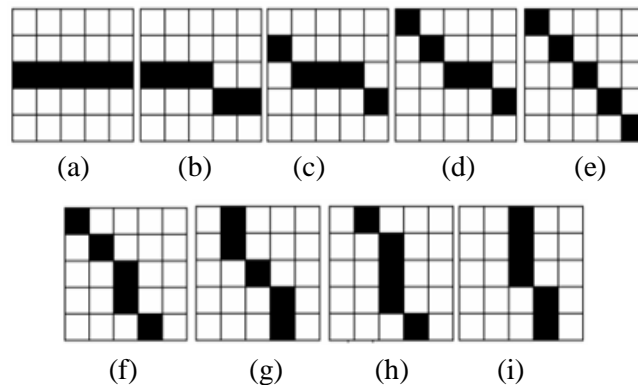
Data yang diperoleh kemudian diolah terlebih dahulu pada tahap *preprocessing*. Dalam tahap *preprocessing*, ada beberapa langkah yang dilakukan untuk kemudahan pemrosesan data

pada tahap selanjutnya, yaitu proses segmentasi. Beberapa langkah yang dilakukan adalah (1) citra tersebut dirotasi untuk mendapatkan tampilan yang seragam, (2) citra yang diperoleh memiliki ukuran yang besar, sehingga citra diperkecil untuk mempercepat pemrosesan citra, dan (3) meningkatkan kontras yang dimiliki oleh citra dengan *image enhancement*.

3.2 Proses Klasifikasi Daun Mangga Berdasarkan Tulang Daun

Masukan citra daun RGB dilakukan *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas pada citra yang kemudian dilakukan konversi citra biner menggunakan *adaptive thresholding*. Proses yang dilakukan pada tahap *preprocessing* sangat mempengaruhi kualitas citra pada tahap selanjutnya. Citra input yang berupa citra RGB, dikonversi dalam citra abu-abu. Citra abu-abu merupakan citra dengan warna abu-abu dengan variasi gradasi abu-abu. Kemudian dilakukan binerisasi citra, yaitu citra yang setiap pikselnya memiliki dua nilai kemungkinan, yaitu 0 dan 1.

Proses segmentasi pada penelitian ini menggunakan UHMT dengan penggabungan struktur bagian depan dan belakang citra yang bertujuan untuk mendeteksi tulang daun dengan sembilan arah yang berbeda. Karena setiap tulang daun memiliki titik percabangan yang berbeda di berbagai arah. Sembilan SE ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Sembilan *structuring element* (a) *structuring element* 1 (b) *structuring element* 2 (c) *structuring element* 3 (d) *structuring element* 4 (e) *structuring element* 5 (f) *structuring element* 6 (g) *structuring element* 7 (h) *structuring element* 8 (i) *structuring element* 9

Setiap SE mendeteksi setiap piksel dari citra tulang daun. Adapun nilai letak piksel dari setiap SE, ditunjukkan pada tabel 1. Tabel 1 menunjukkan nilai setiap piksel dari SE dengan ukuran *window* 5×5 . Setiap SE memiliki nilai piksel yang berbeda, tergantung pada bentuk SE yang digunakan. Piksel yang menunjukkan warna hitam memiliki nilai piksel yang sesuai dengan nilai yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Nilai piksel dari setiap SE

(m-2,n-2)	(m-2,n-1)	(m-2,n)	(m-2,n+1)	(m-2,n+2)
(m-1,n-2)	(m-1,n-1)	(m-1,n)	(m-1,n+1)	(m-1,n+2)
(m,n-2)	(m,n-1)	(m,n)	(m,n+1)	(m,n+2)
(m+1,n-2)	(m+1,n-1)	(m+1,n)	(m+1,n+1)	(m+1,n+2)
(m+2,n-2)	(m+2,n-1)	(m+2,n)	(m+2,n+1)	(m+2,n+2)

Kondisi yang digunakan pada sembilan SE pada penelitian ini adalah dengan dijalankan satu persatu pada setiap SE. *Pseudocode* untuk menggunakan sembilan SE ditunjukkan pada kode 1.

Kode 1. *Pseudocode* Sembilan *Structuring Element*

```

If latar = 1 (putih), maka
  If SE 1
    If piksel(m, n-2) = putih (1), AND
      piksel(m, n-1) = putih (1), AND
      piksel(m, n+1) = putih (1), AND

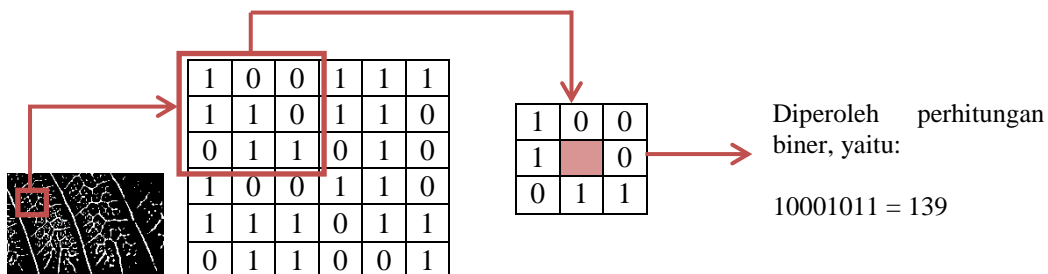
```

```

    piksel(m, n+2) = putih (1), AND
    SE1 = SE1+1
  If else SE 2
    If piksel(m, n-2) = putih (1), AND
    piksel(m, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+2) = putih (1), AND
    SE2 = SE2+1
  If else SE 3
    If piksel(m-1,n-2) = putih(1), AND
    piksel(m, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m, n+1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+2) = putih (1), AND
    SE3 = SE3+1
  If else SE 4
    If piksel(m-2,n-2) = putih(1), AND
    piksel(m-1, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m, n+1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+2) = putih (1), AND
    SE4 = SE4+1
  If else SE 5
    If piksel(m-2,n-2) = putih(1), AND
    piksel(m-1, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+1) = putih (1), AND
    piksel(m+2, n+2) = putih (1), AND
    SE5 = SE5+1
  If else SE 6
    If piksel(m-2,n-2) = putih(1), AND
    piksel(m-1, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n) = putih (1), AND
    piksel(m+2, n+1) = putih (1), AND
    SE6 = SE6+1
  If else SE 7
    If piksel(m-2,n-1) = putih(1), AND
    piksel(m-1, n-1) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n+1) = putih (1), AND
    piksel(m+2, n+1) = putih (1), AND
    SE4 = SE4+1
  If else SE 8
    If piksel(m-2,n-1) = putih(1), AND
    piksel(m-1, n) = putih (1), AND
    piksel(m+1, n) = putih (1), AND
    piksel(m+2, n+1) = putih (1), AND
    SE8 = SE8+1
  Else SE 9
    If piksel(m-2, n) = putih (1), AND
    piksel (m-1, n) = putih (1), AND
    piksel (m+1, n+1) = putih (1), AND
    piksel (m+2, n+1) = putih (1), AND
    SE9 = SE9+1

```

Ekstraksi fitur menggunakan LBP yang diusulkan pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui pola dari tekstur tulang daun. Penerapan LBP dengan *window* 3x3 pada tekstur tulang daun ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Penerapan LBP Pada Citra Daun Grayscale

Langkah selanjutnya yaitu menghitung fitur dengan menggunakan *entropy*. *Entropy* menunjukkan ukuran yang tidak beraturan dari bentuk suatu citra. Persamaan yang digunakan untuk menghitung *entropy* ditunjukkan pada persamaan 7.

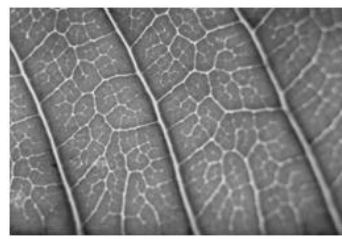
$$H = - \sum_n p(f_n)^2 \log p(f_n) \quad (7)$$

Di mana, $p(f_n)$ menunjukkan probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra.

Setelah dilakukan perhitungan *entropy*, maka dilakukan klasifikasi menggunakan SVM dengan pengujian menggunakan *K-fold cross validation*. Akurasi dari *5-fold*, *8 fold*, dan *10-fold* dibandingkan, kemudian dipilih nilai akurasi yang tertinggi.

4. Pengujian dan Pembahasan

Skenario uji coba dilakukan terhadap dataset yang terdiri dari 400 citra daun, yaitu 200 citra daun mangga berjenis gadung dan 200 citra daun mangga berjenis madu. Citra masukan berupa citra RGB. Pengambilan citra dilakukan pada sebagian area daun, dimana salah satu contoh pengambilan citra ditunjukkan pada gambar 5. Gambar 5 menunjukkan pengambilan citra daun pada sebagian area daun. Hal tersebut bertujuan untuk memperjelas tekstur tulang daun. Citra masukan yang berupa citra RGB dikonversi menjadi citra abu-abu. Konversi citra abu-abu ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 5. Contoh Pengambilan Citra Daun

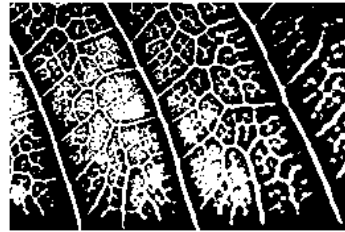
Gambar 6. Konversi citra RGB ke Citra Abu-abu

Pada penelitian ini, fitur yang dihitung adalah fitur tulang daun. Hasil citra abu-abu diubah ke dalam citra biner menggunakan *adaptive thresholding*. *Adaptive thresholding* digunakan untuk mengatasi citra yang dimungkinkan memiliki nilai *threshold* yang berbeda. Perbedaan nilai *threshold* dikarenakan adanya *noise*, misalnya cahaya dan bayangan. *Adaptive thresholding* digunakan untuk memisahkan antara *foreground* dan *background*. Pada penelitian ini *foreground* merupakan tulang daun yang direpresentasikan angka 1 dengan warna putih. Sedangkan, *background* merupakan area selain daun yang direpresentasikan angka 0 dengan warna hitam. Hasil binerisasi citra daun menggunakan *adaptive thresholding* ditunjukkan pada gambar 7.

Setelah dilakukan proses binerisasi, citra biner tersebut ditransformasi dengan UHMT untuk mendapatkan bentuk morfologi daun yang lebih jelas. Pada proses UHMT diterapkan sembilan SE, yaitu dengan memilih salah satu SE yang tepat untuk menampilkan bentuk morfologi tulang daun. Pemilihan dan pengaturan ukuran dan bentuk dari SE dapat digunakan untuk mengatur sensitivitas operasi morfologi terhadap bentuk yang spesifik pada citra daun. Pada penelitian ini, ukuran *window SE* yang digunakan adalah 5x5. Operasi morfologi yang digunakan adalah dilasi dan erosi. Dilasi digunakan sebagai operasi penambahan piksel pada batas objek citra daun, sedangkan erosi digunakan sebagai operasi pengurangan piksel pada batas objek citra daun. Jumlah piksel yang ditambahkan maupun dikurangi dari batas objek citra daun tergantung pada ukuran dan bentuk SE yang digunakan. Pada umumnya, erosi lebih besar dari pada dilasi dalam proses UHMT. Namun, dalam studi kasus penelitian ini hasil dilasi lebih besar daripada hasil erosi. Sehingga, pengurangan antara dilasi terhadap erosi dilakukan. Salah satu hasil yang diperoleh dari proses segmentasi menggunakan UHMT dengan *structuring element* ditunjukkan pada gambar 8.



Gambar 7. Binerisasi Citra dengan *Adaptive Thresholding*



Gambar 8. Hasil *UHMT* dengan *structuring element*

Setelah didapatkan bentuk morfologi dari tulang daun, untuk mengekstraksi fitur tulang tersebut digunakan LBP. Penggunaan LBP dilakukan karena mampu membaca pola struktur biner secara rinci pada area lokal. Pemilihan metode LBP dikarenakan keluaran dari transformasi UHMT pada proses segmentasi merupakan citra biner. Dari proses tersebut, bisa dibedakan pola struktur tulang daun mangga gadung dan madu. Kemampuan *entropy* untuk merepresentasikan pola struktur atau tingkat keacakan nilai piksel membuat *entropy* layak digunakan sebagai fitur ukuran struktur tulang daun. Hasil *entropy* dari beberapa hasil data uji daun mangga gadung dan madu ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Sebagian Hasil Data Uji Citra Mangga Gadung dan Madu

Data Uji	Entropy	Kelas
1	1,116	1
2	1,084	1
3	1,044	1
4	1,039	1
5	1,062	1
6	1,189	1
7	1,098	1
8	1,004	1
9	1,090	1
10	1,096	1
11	2,076	2
12	2,098	2
13	1,917	2
14	2,374	2
15	2,218	2
16	2,377	2
17	2,277	2
18	2,076	2
19	2,098	2
20	1,917	2

Tabel 2 menunjukkan bahwa kelas 1 merepresentasikan kategori daun mangga gadung dan kelas 2 merepresentasikan kategori daun mangga madu. Secara umum hasil *entropy* dari ekstraksi fitur terhadap tulang daun mangga madu lebih besar dari pada hasil *entropy* ekstraksi fitur terhadap tulang daun mangga gadung. Hasil pengujian *K-fold Cross Validation* ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi

<i>K-fold Cross Validation</i>	Akurasi (%)
5	77.5
8	75.5
10	78.5

Tabel 3 menunjukkan pengujian yang dilakukan dengan teknik *K-fold Cross Validation*, yaitu dengan membandingkan akurasi dari *5-fold cross validation*, *8-fold cross validation*, dan *10-fold cross validation*. Hasil menunjukkan bahwa penggunaan *10-fold Cross Validation*

mencapai akurasi terbaik. Meskipun demikian, selisih akurasi antara percobaan satu dengan lainnya tidak memiliki perbedaan secara signifikan.

5. Kesimpulan

Fitur tulang daun mangga dijadikan acuan untuk membedakan kedua jenis tanaman tersebut, karena setiap jenis tanaman memiliki sudut tulang daun yang berbeda. Adanya keberagaman tekstur tulang daun, penelitian ini mengusulkan metode UHMT dengan sembilan SE pada proses segmentasi. Salah satu dari sembilan SE dipilih untuk mendapatkan tekstur tulang daun yang terbaik. Sehingga, dapat dipisahkan bagian tulang daun sebagai *foreground* dan daging daun sebagai *background*. Metode LBP digunakan pada proses ekstraksi fitur untuk menentukan pola tulang daun. Fitur yang dihasilkan dihitung dengan *entropy* yang kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM. Pengujian menggunakan *10-fold cross validation* dengan menunjukkan akurasi 78,5 %.

6. Saran

Pada penelitian selanjutnya dimungkinkan untuk dilakukan pemilihan SE secara otomatis pada UHMT, sehingga diperoleh hasil yang paling optimal.

Referensi

- Ahmad, Usman. 2005. *Pengolahan Citra Digital & Teknik Pemrogramannya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Ahonen, Hadid, Abdenour. Pietik, Matti. 2006. Face Description with Local Binary Patterns. *Application to Face Recognition*. Vol. 28 no.12, pp. 2037-2041.
- Fauzie, R. 2010. *Pengenalan Citra Wajah Menggunakan Algoritma VF15 dengan Praproses Principal Component Analysis*. Bogor. Institut Pertanian Bogor.
- Fu, H. Chi, Z. 2006. Combined thresholding and Neural Network Approach for Vein Pattern Extraction from Leaf Images. *Image Signal Process. IEEE*. Vol 153. No.6.
- Jabal, Mohamad Faizal Ab, Hamid, Suhardi. Shuib, Salehuddin. Ahmad, Illiasak. 2013. Leaf Features Extraction and Recognition Approaches to Classify Plant. *Journal of Computer Science*. Vol 9. Hal 1295-1304.
- Kadir, Nugroho. Susanto, Paulus. 2011. Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features. *International Journal of Computer Trends and Technology*. ISSN: 2231-2803. Hal 225-230.
- Larese, Monica G. Namiasa, Rafael. Craviottob, Roque M. Arangob, Miriam R. Gallob, Carina. Granittoa, Pablo M. 2013. Automatic Classification of Legumes Using Leaf Vein Image Features. *Pattern Recognition*. Vol 47. Hal 158-168.
- Li, Yan, Chi, Cheru. 2006. Leaf Vein Extraction Using Independent Component Analysis. *IEEE Conference on System, Man, and Cybernetics*.
- Lu, Hongfei, Jiang, Wu. Ghiassi, M. Lee, Sean. Nitin, Mantri. 2013. Classification of Camellia (Theaceae) Species using Leaf Architecture Variation and Pattern Recognition Technique. *Plos One*, Vol 7 Issue 1.
- Prasetyo, Eko. 2012. *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Pratiwi. 2010. *Pengembangan Model Pengenalan Wajah Dengan Jarak Euclid Pada Ruang Eigen Dengan 2DPCA*. Bogor. Program Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor.
- Rashad, M Z. Desouky, B S el. Khawasik, Manal S. 2011. Plant Images Classification Based on Textural Features using Combined Classifier. *International Journal of Computer Science & Information Technology*. Vol 3, No 4. Hal 93-100.
- Zheng, Xiaodong. Wang Xiaojie. 2010. *Leaf Vein Extraction Based on Gray-scale Morphology*. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, Vol.2, No.2, pp.25-31.