

Estimasi Kandungan Nitrogen pada Daun Stroberi berbasis Pengolahan Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan

Nitrogen Estimation Contents in Strawberry Leaves using Image Processing and Artificial Neural Networks

Eka Rahmawati^{1,*}, Susanto Budi Sulisty², Krissandi Wijaya²

¹ Mahasiswa Fakultas Pertanian, Universitas Jenderal Soedirman

² Dosen Program Studi Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Jenderal Soedirman

*Korespondensi, Email: rahmawati290598aa@gmail.com

ABSTRAK

Stroberi merupakan tanaman buah yang sudah banyak di budidayakan di Indonesia terutama di daerah dataran tinggi. Kecukupan nutrisi tanaman stroberi sangat berpengaruh terhadap pertumbuhan tanaman salah satunya unsur hara nitrogen. Nitrogen berpengaruh pada pertumbuhan vegetatif tanaman stroberi. oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi nitrogen pada daun stroberi menggunakan perangkat lunak pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan serta menemukan parameter yang tepat untuk mendeteksi ciri pada citra tanaman stroberi. Dalam proses pengolahan ini menggunakan aplikasi matlab dengan metode segmentasi tresholding pada pengolahan citra dan metode backpropagation untuk jaringan syaraf tiruan. Variasi metode yang digunakan yaitu JST satu lapisan tersembunyi, JST kombinasi antara satu dan dua lapisan tersembunyi, dan rata-rata hasil kedua metode tersebut. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem yang di kembangkan mampu mengestimasi nitrogen pada tanaman dengan MAPE terkecil 8,45% yang di peroleh dari metode penghitungan rata-rata hasil estimasi dari JST satu lapisan tersembunyi dan JST kombinasi satu dan dua lapisan tersembunyi. Parameter mean, standar deviasi, skewness dan kurtosis pada model warna HSI dan CIE-Lab mampu mendeteksi ciri pada citra daun tanaman stroberi.

Kata kunci: stroberi, jaringan syaraf tiruan, estimasi nitrogen

ABSTRACT

Strawberry is fruit plants which has been widely cultivated in Indonesia especially in plateau. Adequate nutrition strawberry plant very influential on plant growth one of them nutrient of nitrogen. Nitrogen effect on vegetative growth strawberry plant. Therefore, this study aims to estimate nitrogen on strawberry plant using software image processing and artificial neural network as well as find the right parameters to detection characteristic from image of strawberry plant. On the process using application matlab with segmentation method thresholding on image processing and backpropagation method on artificial neural network. Method variation used is ANN single hidden layer, combination ANN between single and double hidden layers, and average result of both methods. The result showed that the developed system capable of estimate nitrogen on strawberry plant with minimum MAPE 8.45% obtained from average calculating method estimation result from ANN single hidden layer and combination ANN between single and double hidden layers. Parameters mean, standard deviation, skewness, and kurtosis on color model HSV and CIE-Lab developed detection characteristic on image of leaf strawberry plant.

Keywords: strawberry, artificial neural network, nitrogen estimation

PENDAHULUAN

Stroberi (*Fragaria* sp.) adalah salah satu buah-buahan yang memiliki nilai ekonomi tinggi. Menurut badan pusat statistik (2017) produksi stroberi di Indonesia sebesar 12.225 ton pada tahun 2017 dimana jumlah tersebut mengalami kenaikan dari tahun sebelumnya. Beberapa petani di Indonesia, khususnya di daerah dataran tinggi telah melakukan budidaya stroberi

secara komersil. Saat ini pasokan stroberi dari para petani yang ada belum mampu memenuhi permintaan pasar karena keterbatasan kemampuan petani padahal stroberi memiliki nilai jual yang tinggi (Budiman dan Saraswati, 2005).

Teknik pembudidayaan stroberi biasanya dilakukan secara konvensional sehingga pemupukan dilakukan secara menyeluruh membuat biaya produksi membesar. Untuk mengefisiensi dan mengoptimalkan pemeliharaan tanaman stroberi diperlukannya pertanian presisi sehingga pemupukan menjadi efisien. Solahudin et al. (2010) telah mengembangkan Sistem perencanaan alsintan berbasis pertanian presisi untuk penyemprotan tanaman pada lahan yang luas dan tersebar di berbagai lokasi. Pengujiannya menerapkan metode dekomposisi citra dan meningkatkan ketelitian aplikasi dari segi dosis dan lokasi tanaman. Hal tersebut menghemat konsumsi herbisida sebanyak 14% dibandingkan penyemprotan tanpa dekomposisi citra berdasarkan perhitungan pengujian sistem serta berdampak juga pada pengurangan polusi lingkungan dan peningkatan efisiensi dan efektifitas penyemprotan

Tingkat perkembangan petani stroberi terus mengalami peningkatan tetapi produktivitas masih jauh dibawah potensi yang dapat dicapai. Rendahnya produktivitas stroberi salah satunya disebabkan oleh kurangnya unsur hara sehingga produksi yang dihasilkan rendah. Salah satu unsur hara penting yang mengakibatkan hasil produksi rendah adalah kekurangan unsur hara nitrogen (N) pada tanaman stroberi. Nitrogen pada tanaman stroberi berfungsi untuk merangsang pembentukan dan pertumbuhan tanaman stroberi terutama pada pertumbuhan dan peningkatan jumlah stolon yang besar.(Simorangkir, et al. 2017).

Dewasa ini pengolahan citra digital banyak digunakan untuk mendeteksi keadaan tanaman. Hal tersebut bermanfaat untuk mengetahui keadaan tanaman agar memudahkan petani dalam melakukan perawatan tanaman yang tepat sehingga dapat menghemat biaya perawatan. Pengolahan citra digital juga dapat digunakan untuk mengestimasi unsur hara pada tanaman salahsatunya kandungan Nitrogen. Pengukuran kadar nitrogen biasanya dilakukan dengan cara konvensional di laboratorium. Penelitian ini mencoba untuk mengestimasi kandungan nitrogen menggunakan citra digital dengan memanfaatkan warna pada daun stroberi. Tujuan dari penelitian ini yaitu mengestimasi kandungan nitrogen dengan mengevaluasi warna dari citra daun stroberi dengan mengembangkan perangkat lunak pengolahan citra untuk mengestimasi kandungan nitrogen pada tanaman stroberi dan menentukan parameter visual yang tepat untuk deteksi ciri yang ada pada citra tanaman stroberi.

METODE PENELITIAN

Alat dan Bahan

Alat yang digunakan pada penelitian ini yaitu Lux meter, sebagai pengukur intensitas cahaya, Thermometer basah dan kering, sebagai pengukur suhu lingkungan, Kamera SLR, sebagai alat pengambil citra digital, Alat penyangga kamera. Bahan yang digunakan pada penelitian ini yaitu tanaman stroberi dan pupuk petroganik.

Metode Penelitian

Variabel Penelitian

Variable yang di ukur dalam peneilitian ini adalah warna pada daun stroberi dengan model warna HSV dan LAB. Fitur ekstraksi ysng digunakan adalah standar deviasi, *skewness* dan *kurtosis* dari model warna LAB dan HSV . Parameter yang digunakan berjumlah 24 parameter yang terdiri dari nilai warna L, nilai warna A, nilai warna B, nilai warna H, nilai warna S, nilai warna V, standar deviasi L, standar deviasi A, standar deviasi B, standar deviasi H, standar deviasi S, standar deviasi V, *skewness* L, *skewness* A, *skewness* B, *skewness* H, *skewness* S, *skewness* V, *kurtosis* L, *kurtosis* A, *kurtosis* B, *kurtosis* H, *kurtosis* S, dan *kurtosis* V.

Prosedur Penelitian

1. Pengambilan citra digital daun stroberi
2. Pengambilan sampel daun

3. Uji kadar nitrogen di laboratorium
4. *Image pre-processing*
Terdiri dari proses pemotongan citra, *resize*, dan menaikkan kontras.
5. Segmentasi
Menggunakan metode *thresholding*.
6. Ekstraksi ciri pada citra
Konversi warna RGB ke HSV menggunakan persamaan standar berikut:

$$H = \tan\left(\frac{2(G-B)}{(R-G) + (R-B)}\right)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{V}$$

$$V = \frac{R+G+B}{3}$$

Pada konversi warna RGB ke CIE-Lab terlebih dahulu RGB di konversi ke CIE XYZ, tahap selanjutnya dilakukan konversi warna dari CIE XYZ ke CIE-Lab. Persamaan untuk mengkonversi RGB ke CIE XYZ yaitu:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,4125 & 0,3576 & 0,1804 \\ 0,2127 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0913 & 0,1192 & 0,9502 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Persamaan untuk konversi CIE XYZ ke CIE-Lab yaitu:

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16$$

$$a^* = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right]$$

$$b^* = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right]$$

Selanjutnya perhitungan parameter ciri pada citra, antara lain:

a. *Mean*(μ)

Mean adalah nilai rata-rata yang dihitung dengan cara menjumlahkan nilai setiap piksel dari piksel-1 sampai piksel ke-n kemudian dibagi dengan jumlah piksel yang ada.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i$$

b. Standar deviasi(σ_x)

Standar deviasi adalah ukuran penyebaran data yang paling sering digunakan. Sebagian besar nilai data cenderung berada dalam satu standar deviasi dari mean

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2}{N}}$$

c. *Skewness*(α_3)

Skewness menunjukkan tingkat kemiringan atau kemencengan relatif kurva histogram suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{n=0}^N (fn - \mu)^3 P(fn)$$

d. *Kurtosis*(α_4)

Kurtosis menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=0}^N (fn - \mu)^4 P(fn)$$

Dimana:

σ_3 : standar deviasi dari nilai intensitas keabuan

σ_4 : standar deviasi dari nilai intensitas keabuan

fn : nilai intensitas keabuan

$P(fn)$: nilai histogram

Analisis data

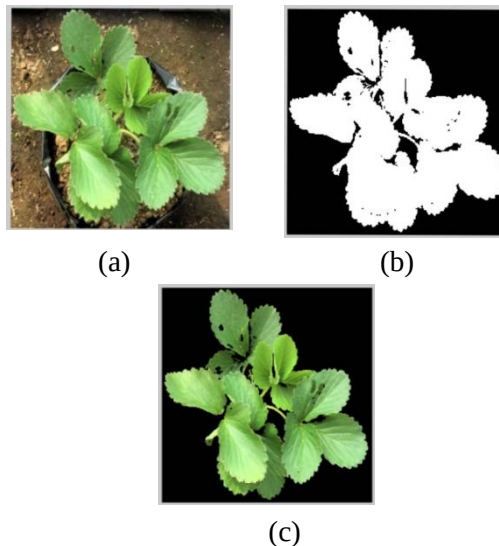
Data dari 24 parameter digunakan sebagai data masukan pada Jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Metode yang digunakan terdiri dari tiga metode yaitu metode pertama JST dengan satu lapisan tersembunyi, metode kedua JST dengan kombinasi satu dan dua lapisan tersembunyi, metode ketiga yaitu rata-rata hasil dari metode pertama dan kedua. Koreksi kesalahan hasil menggunakan MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan Citra

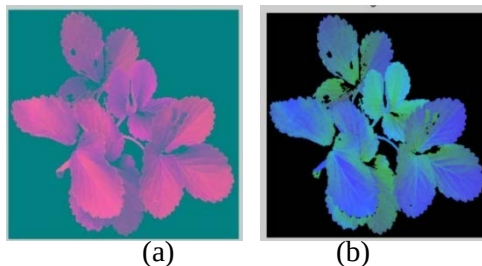
Pengolahan citra umumnya bertujuan memperbaiki kualitas citra dan mengolah informasi yang terdapat pada suatu citra untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis. Jalannya program pengolahan citra pada penelitian ini yaitu:

1. Pemanggilan citra yang dilanjutkan dengan perbaikan kualitas citra dengan proses pemotongan, *resize* menjadi ukuran VGA, dan peningkatan kontras agar citra lebih tajam. Citra tanaman stroberi sesudah ditingkatkan kontrasnya dapat dilihat pada gambar 1 (a).
2. Segmentasi dengan metode *thresholding* bertujuan untuk memisahkan antara objek dengan *background*. Menurut Sinaga (2017) teknik *thresholding* dapat melakukan identifikasi objek dengan memanfaatkan segmentasi citra. Identifikasi citra akan valid jika proses segmentasi dan *thresholding* pada citra digital yang dominan warnanya.



Gambar 1. Citra Tanaman Stroberi

Pada metode ini, daerah yang gelap akan tersegmentasi sehingga berwarna hitam dengan nilai intensitas 1, sedangkan daerah terang akan tersegmentasi menjadi warna putih dengan nilai intensitas cahaya 0. Hasil dari segmentasi tersebut berupa citra biner dengan warna putih adalah objek dan warna hitam adalah *background*. Citra biner dapat dilihat pada gambar 1(b). Setelah citra sudah tersegmentasi, citra biner yang diperoleh dijadikan sebagai *masking* untuk melakukan proses *cropping* sehingga diperoleh tampilan citra asli tanpa *background*. Citra hasil *thresholding* dapat dilihat pada gambar 1(c).



Gambar 2. Citra CIE-Lab (a) dan HSV (b)

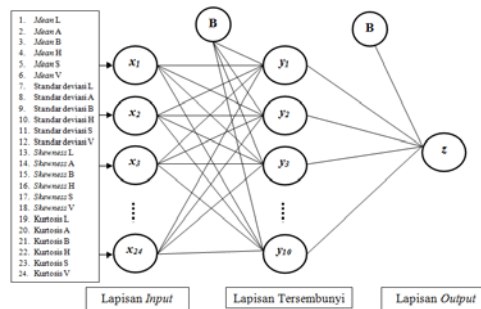
3. Ekstraksi ciri dilakukan pada citra tersegmentasi dengan mengubah citra RGB menjadi citra HSV dan CIE-Lab dapat dilihat pada gambar 2. Ekstraksi ciri terdiri dari nilai rata – rata komponen warna HSV dan CIE-Lab, serta nilai standar deviasi, *skewness* dan kurtosis dari setiap komponen warna didapat dengan mengidentifikasi masing-masing citra oleh sistem.
4. Data nilai dari 24 parameter dari sistem di simpan dalam bentuk tabel pada *Ms. Excel*.

Estimasi N dengan JST *Backpropagation*

B1. Tahap Pelatihan

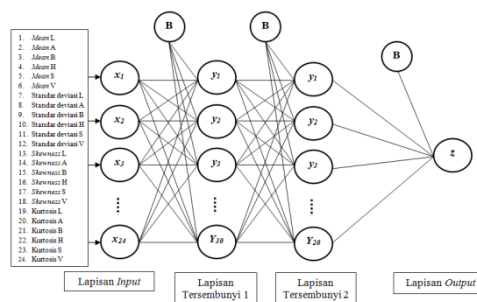
Citra tanaman stroberi digunakan untuk menentukan kandungan nitrogen dengan melihat dari ciri yang ada pada citra tanaman. Data citra sebanyak 160 di bagi menjadi data latih dan data uji. Menurut Ningrum *et al* (2017) dari 100% data, fase latih menggunakan 70% data dan fase uji menggunakan 30%.

Arsitektur JST *backpropagation* yang digunakan memiliki satu lapisan masukan, satu dan dua lapisan tersembunyi, dan satu lapisan keluaran. lapisan masukan terdiri dari 24 *neuron* dari 24 parameter masukan. Lapisan tersembunyi memiliki jumlah *neuron* yang di tentukan. Untuk mendapatkan nilai *error* terkecil dari beberapa metode yang di tentukan maka dilakukan pengulangan pada data latih dan data uji sehingga di dapat *neuron* pada lapisan tersembunyi dengan hasil *error* terkecil yaitu pada 10 *neuron* untuk JST satu lapisan tersembunyi serta 30 dan 20 *neuron* untuk JST dua lapisan tersembunyi. Lapisan keluaran terdiri dari satu *neuron*. Data aktual nitrogen digunakan sebagai data target sistem. Fungsi pelatihan yang digunakan yaitu *trainlm* dengan fungsi aktivasi *logsig*.



Gambar 3. Arsitektur JST satu lapisan tersembunyi

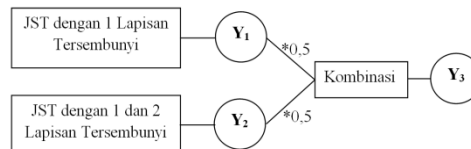
Gambar 3. menunjukkan arsitektur JST dengan satu lapisan tersembunyi. Arsitektur tersebut memiliki satu lapisan masukan dengan 24 *neuron* yang terdiri dari 24 parameter, satu lapisan tersembunyi dengan 10 *neuron*, dan satu lapisan keluaran dengan 1 *neuron*.



Gambar 4. Arsitektur JST 2 lapisan tersembunyi

Gambar 4. menunjukkan arsitektur JST dengan dua lapisan tersembunyi. Arsitektur JST dua lapisan tersembunyi mirip seperti JST satu lapisan tersembunyi hanya berbeda pada jumlah lapisan tersembunyi yaitu dua lapisan dengan 30 *neuron* pada lapisan tersembunyi pertama dan 20 *neuron* pada lapisan tersembunyi kedua. Pada metode kedua penelitian ini mengkombinasikan antara JST satu lapisan tersembunyi dan dua lapisan tersembunyi dimana hasil dari kedua JST tersebut di rata-rata.

Metode ketiga penelitian ini dilakukan dengan membobotkan dari hasil estimasi metode pertama dan kedua dengan bobot masing-masing 0,5. Skema metode ketiga dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Skema metode kombinasi JST 1 lapisan tersembunyi dan JST satu dan dua lapisan tersembunyi.

Menurut Sudarsono (2016) algoritma *backpropagation* dapat melakukan proses prediksi, namun baik atau tidaknya hasil prediksi sangat dipengaruhi oleh besarnya *learning rate* dan jumlah unit sel pada lapisan tersembunyi. Semakin banyak jumlah unit sel pada lapisan tersembunyi maka semakin mendekati target yang diinginkan. Faktor yang mempengaruhi tingkat kebenaran prediksi pada JST *backpropagation* yaitu *learning rate*, target *error*, jumlah data dan nilai bobot yang diberikan secara acak pada tiap-tiap neuron. Dengan *learning rate* dan target *error* yang sama belum tentu menghasilkan tingkat prediksi yang sama dikarenakan nilai bobot pada tiap *neuron* pada tiap pembelajaran berbeda.

B 2. Tahap Pengujian

Tahap pengujian menggunakan data uji sebanyak 48 data citra. Hasil estimasi nitrogen pada data uji perlu dihitung kesalahannya menggunakan MAPE.

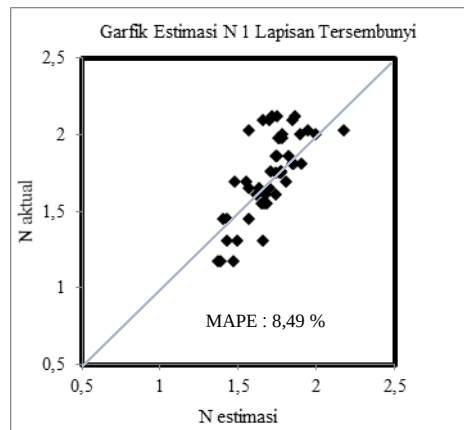
MAPE atau *mean absolute percentage error* yaitu persentase nilai *error* dari hasil N estimasi terhadap nilai N aktual. Nilai MAPE nantinya digunakan untuk menghitung nilai akurasi. MAPE dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|N_{aktual} - N_{estimasi}|}{N_{aktual}}}{n} \times 100 \%$$

Dimana N_{aktual} adalah nitrogen aktual tanaman. $N_{estimasi}$ adalah nitrogen hasil estimasi dari JST. n adalah jumlah data

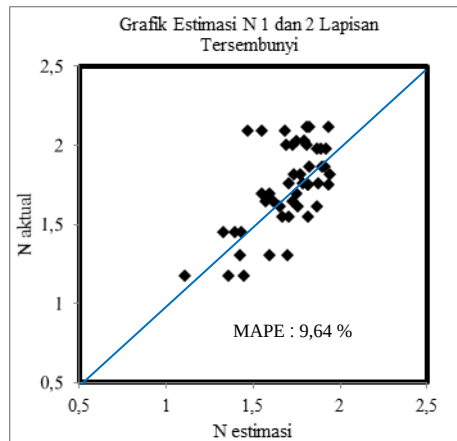
Habibi dan Riksakomara (2017) menyatakan bahwa hasil peramalan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil. Jika nilai MAPE <10% maka hasil peramalan dinyatakan sangat baik, jika nilai MAPE 10-20% maka hasil peramalan dinyatakan baik, jika nilai MAPE 20-50% maka hasil peramalan dinyatakan layak atau cukup, dan jika nilai MAPE >50% maka hasil peramalan dinyatakan kurang baik.

Hasil estimasi N pada metode pertama yaitu dengan JST satu lapisan tersembunyi dapat dilihat pada gambar 6. MAPE sebesar 8,49% memiliki arti bahwa hasil estimasi memiliki nilai berkisar $N_{aktual} + 0,00849$ sampai $N_{aktual} - 0,00849$. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil estimasi sangat baik. Titik yang berada di dekat garis linier menunjukkan tidak adanya hasil estimasi yang memiliki nilai *error* besar.

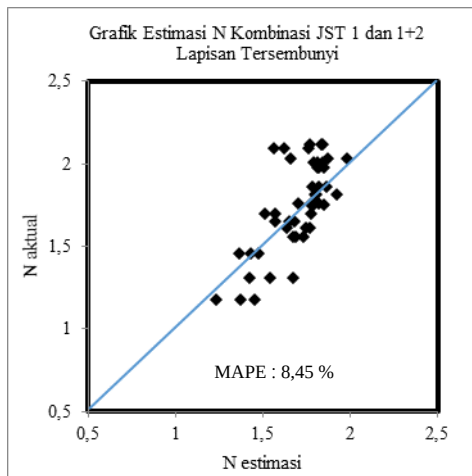


Gambar 6. Estimasi N pada JST satu lapisan tersembunyi

Hasil estimasi N pada metode kedua yaitu dengan JST kombinasi satu dan dua lapisan tersembunyi dapat dilihat pada gambar 7. MAPE sebesar 9,64% memiliki arti bahwa hasil estimasi memiliki nilai berkisar $N_{\text{aktual}} + 0,00964$ sampai $N_{\text{aktual}} - 0,00964$. Nilai MAPE tersebut lebih besar dari nilai MAPE metode pertama namun nilai tersebut masih menunjukkan bahwa hasil estimasi sangat baik.



Gambar 7. Estimasi N pada JST satu dan dua lapisan tersembunyi.



Gambar 8. Estimasi N pada JST Kombinasi 1 dan 1 dan 2 layer tersembunyi

Hasil estimasi N pada metode ketiga yaitu dengan menghitung rata-rata hasil estimasi dari metode pertama dan kedua dapat dilihat pada gambar 5. Dengan MAPE sebesar 8,45% memiliki arti bahwa hasil estimasi memiliki nilai berkisar $N_{\text{aktual}} + 0,00845$ sampai $N_{\text{aktual}} - 0,00845$. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil estimasi sangat baik.

Secara umum, ketiga metode memiliki MAPE kurang dari 10% yang mana hasil estimasi dinyatakan sangat baik dan memiliki nilai akurasi yang tinggi. Pada metode ketiga nilai MAPE memiliki selisih sangat kecil dengan metode pertama. Metode kedua memiliki nilai MAPE terbesar dan nilai MAPE terkecil diperoleh dari metode ketiga sehingga dapat dikatakan bahwa metode ketiga adalah metode terbaik karena memiliki nilai MAPE terkecil.

Ketiga metode memiliki data masukan yang sama terdiri dari rata-rata nilai warna HSV dan CIE-Lab, standar deviasi dari nilai warna HSV dan CIE-Lab, *skewness* dari nilai warna HSV dan CIE-Lab, dan kurtosis dari nilai warna HSV dan CIE-Lab. Dari 24 parameter tersebut menghasilkan nilai error yang kecil sehingga dapat dikatakan bahwa ke-24 parameter tersebut mampu mendeteksi ciri pada citra tanaman stroberi dan dapat digunakan sebagai masukan JST *backpropagation* untuk mengestimasi nitrogen pada daun stroberi.

KESIMPULAN

Aplikasi pengolahan citra dan JST metode *backpropagation* mampu mengestimasi nitrogen pada tanaman stroberi dengan metode terbaik yaitu kombinasi JST 1 lapisan tersembunyi dan JST 1 dan 2 lapisan tersembunyi dengan nilai MAPE sebesar 8,45%. Parameter visual yang di gunakan untuk mengestimasi nitrogen pada tanaman stroberi terdiri dari 24 parameter yaitu rata-rata nilai warna L^* , a^* , b^* , H^* , S^* , V^* , standar deviasi nilai warna L^* , a^* , b^* , H , S , V , *skewness* nilai warna L^* , a^* , b^* , H , S , V , kurtosis nilai warna L^* , a^* , b^* , H , S , dan V mampu untuk mendeteksi ciri pada daun stroberi dan dapat di jadikan input pada jaringan syaraf tiruan metode *backpropagation*.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2017). Produksi Tanaman Buah-Buahan (on-line). <http://badanpusatstatistik.ac.id//> diakses 19 Juni 2019.
- Budiman, S. dan Saraswati, D. (2005). *Berkebun Stroberi Secara Komersil*. Jakarta . Penebar Swadaya.
- Habibi, Mochamad Y., dan Riksakomara, E. (2017). Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan ANN *feedforward-backpropagation* (studi kasus PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah). *Jurnal Teknik ITS*. Vol 6(2:306-310).
- Ningrum, Novita K., Defri K., Novi H., (2017). Penerapan Ekstraksi Ciri Orde Satu untuk Klasifikasi Tekstur Motif Batik Pesisir dengan Algoritma Backpropagasi. *Jurnal SIMETRIS*. Vol 8(2:639-646)
- .Simorangkir, Anzelia, C., Supriyanto, A., Murdiono, W.E., dan Nihayati, E. (2017). Pemberian Pupuk Urin Kelinci (*Leporidae*) dan KNO_3 pada Pertumbuhan dan Hasil Tanaman Stroberi (*Fragaria Sp.*). *Jurnal produksi Tanaman*. Vol 5 (5:782-790).
- Sinaga, Sindar R.M. (2017). Implementasi Teknik Tresholding pada Segmentasi Citra Digital. *Jurnal Manajemen dan Informatika Pelita Nusantara*. Vol 1(2:48-51).
- Solahudin, M., Astika, I.W., dan Buono A. (2010). Pendeteksian Kerapatan Dan Jenis Gulma Dengan Metode Bayes dan Analisis Dimensi Fraktal Untuk Pengendalian Gulma Secara Selektif. *JTEP*. Vol 24 (2:129–135).
- Suharsono, A. (2016). Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode *Backpropagation* (Studi Kasus Kota Bengkulu). *Jurnal Media Infotama*. Vol 12 (1:61-69)