

KLASIFIKASI BUAH BELIMBING MANIS DAN TIDAK MANIS BERDASARKAN CITRA RED GREEN BLUE MENGGUNAKAN FUZZY NEURAL NETWORK

Retno Nugroho Whidhiasih
Program Studi Teknik Komputer Unisma Bekasi
Jl. Cut Mutia No. 83 Bekasi
Email : retno.nw@gmail.com

ABSTRACT

Classical classification problems that can not be solved using the NN can be done using the FNN. The difference lies in the use of learning targets, which uses a degree of membership in the output. This study aims to create a classification of star fruit to sweet and not sweet categories with non destructive method using fuzzy neural network. Red green and blue components of the image of the star fruit is used as an input parameter. FNN 3-15-2 accuration obtained is 88.89% by using 15 neurons in the hidden layer, MSE 9.13e-09 at epoch 16th.

Keyword : classification, fuzzy neural network, starfruit, non-destructive grading, pattern recognition.

ABSTRAK

Permasalahan klasifikasi klasik yang tidak dapat diselesaikan menggunakan NN dapat dilakukan menggunakan FNN. Perbedaannya terletak pada target pembelajaran yang digunakan, yaitu menggunakan derajat keanggotaan pada output. Penelitian ini bertujuan untuk membuat klasifikasi buah belimbing manis dan tidak manis secara non destruktif menggunakan fuzzy neural network. Komponen red green dan blue dari citra buah belimbing digunakan sebagai parameter masukan. Ketepatan yang didapatkan menggunakan FNN 3-15-2 pada penelitian ini sebesar 88,89% dengan 15 neuron pada lapisan tersembunyi, MSE sebesar 9.13e-09 pada *epoch* ke 16.

Keyword : identifikasi, fuzzy neural network, belimbing, identifikasi non destruktif

1. Pendahuluan

Klasifikasi buah belimbing diperlukan untuk meningkatkan daya saing dan mutu. Klasifikasi dilakukan berdasarkan komponen bobot, ukuran dan rasa. Klasifikasi berdasarkan rasa buah dapat dilakukan secara destruktif maupun non destruktif. Cara destruktif dilakukan dengan mengukur total padatan terlarut (TPT) buah belimbing dengan cara membelahnya, sedang cara non destruktif dapat dilakukan dengan cara menghitung korelasi antara nilai RGB dengan total padatan terlarutnya.

Salah satu metode non destruktif adalah dilakukan dengan cara pengolahan citra. Hal ini dilakukan untuk menentukan kualitas buah, khususnya bentuk, ukuran dan warna. Warna berperan untuk menentukan mutu eksternal industri makanan, juga merupakan properti fisik dasar dari makanan dan hasil pertanian yang berkorelasi dengan sifat kimia dan indikator kualitas produk (Abdullah *et al.*, 2005).

Keunggulan dari metode pengolahan citra terletak pada biaya yang relatif murah, sederhana dan praktis. Metode ini dapat digunakan untuk memprediksi rasa buah

secara tidak langsung, yaitu berdasar korelasi atau hubungan antara warna buah dengan parameter rasa yang telah diukur sebagai total padatan terlarut.

Beberapa penelitian yang telah dilakukan untuk identifikasi buah belimbing menggunakan beberapa metode memberikan hasil ketepatan pengenalan yang berbeda-beda. Nilai ketepatan 90.5% didapatkan dari pengenalan buah belimbing menggunakan *neural network* (Abdullah *et al.*, 2005), nilai ketepatan 79% didapatkan menggunakan metode logika *fuzzy* (Irmansyah, 2009), nilai ketepatan 80.51% didapatkan menggunakan metode *probabilistik neural network* (Zaki, 2009), nilai ketepatan 100% pada pengenalan kelompok manis, namun gagal melakukan pengenalan terhadap kelompok asam dan sedang menggunakan metode analisis komponen utama sebagai ekstraksi ciri dan jarak *euclidean* sebagai pengenalan pola (Buono dan Irmansyah, 2009), menggunakan *hidden markov* memberikan akurasi 75% (Praptono N. H., 2010), menggunakan *adaptif neuro fuzzy inference system* (ANFIS) mampu mengenali buah belimbing asam dan sedang 100% namun hanya mampu mengenali belimbing manis sebesar 67% (Whidhiasih *et al.*, 2012a). Klasifikasi buah belimbing menggunakan *k-nearest neighbour* (KNN) dan linear diskriminant analisis (LDA) berdasarkan komponen warna RGB memberikan akurasi yang sama, yaitu sebesar 91% (Whidhiasih *et al.*, 2013). Penggunaan *fuzzy neural network* (FNN) untuk identifikasi tahap kematangan buah manggis berdasar warna

dan tekstur berdasarkan tiga kategori memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan menggunakan *neural network* (NN), identifikasi menggunakan FNN memberikan akurasi 80% sedangkan NN memberikan akurasi 60% (Whidhiasih *et al.* 2012b).

Penelitian ini bertujuan untuk membuat klasifikasi buah belimbing manis dan tidak manis dengan citra *red green* dan *blue* menggunakan *fuzzy neural network* (FNN).

Target yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui kelayakan *fuzzy neural network* dalam mengklasifikasi buah belimbing manis dan tidak manis, sehingga dapat digunakan untuk mempertahankan mutu dan daya saing buah belimbing.

2. Bahan dan Metode Penelitian

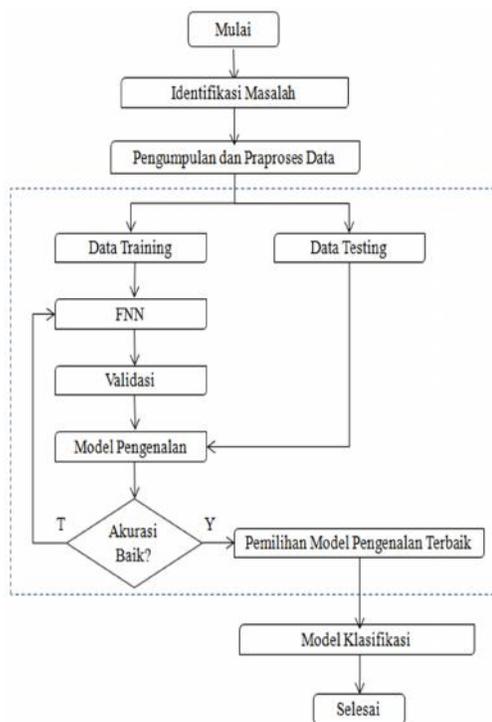
2.1. Bahan

Pada penelitian ini digunakan data sekunder berupa 99 buah citra buah belimbing yang telah dikategori berdasarkan kandungan TPT nya menjadi kategori buah belimbing manis dan tidak manis. Belimbing tidak manis merupakan gabungan antara belimbing asam dan belimbing sedang. Data tersebut merupakan data yang digunakan dalam penelitian Whidhiasih (2012a) dan Buono (2009).

2.2. Metode Penelitian

Penelitian ini terbagi menjadi 3 tahapan, yaitu tahap praproses, pemodelan FNN dan penentuan model klasifikasi (Gambar 1.).

Untuk mendapatkan nilai-nilai RGB yang telah dikorelasikan terhadap total padatan terlarut (TPT) dilakukan dalam tahap praproses. Tahap selanjutnya adalah Pemodelan FNN. Tahap ini dilakukan untuk melatih data sehingga didapatkan bobot-bobot yang optimum yang akan digunakan untuk klasifikasi buah belimbing manis dan tidak manis. Penentuan model klasifikasi merupakan pemilihan hasil terbagus dari fnn yang akan digunakan untuk model klasifikasi buah belimbing.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.2.1 Praproses Data

Untuk mendapatkan nilai-nilai *red green* dan *blue* (RGB) yang merupakan rata-rata dari keseluruhan piksel, data sampel citra buah belimbing diekstraksi menggunakan matlab R2009b. Selanjutnya nilai RGB dinormalisasi menjadi *rgb* dengan cara membagi masing-masing nilai dengan

bilangan 255. Kemudian dilakukan pembagian data menjadi menjadi dua kelompok data yang saling asing, yaitu data *training* dan data *testing*. Data terdiri dari 99 data citra belimbing. Data training diambil sebanyak 81 data yang terdiri dari 54 data kategori belimbing tidak manis, dan 27 data kategori belimbing manis. Data testing sebanyak 18 data yang terdiri dari 12 data kategori belimbing tidak manis, dan 6 data kategori belimbing manis.

2.2.2 Desain Model FNN

Fitur penduga berupa nilai *rgb* dari citra buah belimbing digunakan sebagai variabel *input*. Model FNN tipe 5 digunakan dalam penelitian ini, yaitu *input* bernilai *crisp*, sedangkan *output* bernilai *fuzzy* (Mashinchi & Shamsuddin 2009). Nilai *rgb* disusun sebagai matriks yang berisi pasangan nilai fitur-fitur penentu kematangan manggis yang merupakan nilai *input* dan target yang semuanya bernilai *crisp*.

Terlebih dahulu dilakukan perubahan nilai target atau *output* menjadi pola *output fuzzy* sebelum proses pelatihan dimulai. Penentuan pola *output fuzzy* dilakukan dengan dua tahap, tahap pertama adalah mencari jarak terbobot pola pelatihan terhadap kelas target yang didefinisikan, selanjutnya tahap kedua adalah menghitung derajat keanggotaan pola pelatihan berdasarkan hasil perhitungan jarak terbobot. Kedua tahap penentuan pola *output fuzzy* ini dilakukan menggunakan persamaan 1 dan 2, sehingga didapatkan nilai target bernilai *fuzzy* dari data target yang awalnya bernilai

crisp. Pola pelatihan ini kemudian di training oleh jaringan.

$$z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left[\frac{x_{ij} - m_{kj}}{v_{kj}} \right]^2}; k = 1, \dots, p \dots\dots(1)$$

$$\mu_k(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{z_{ik}}{f_d} \right)^{fe}}; k = 1, \dots, p \dots\dots\dots(2)$$

Penelitian ini menggunakan arsitektur *multilayer neural network* yang terdiri dari tiga *layer* (lapisan), yaitu *input layer* (lapisan masukan), *hidden layer* (lapisan tersembunyi) dan *output layer* (lapisan keluaran). Jumlah *neuron input* merupakan jumlah parameter penduga belimbing manis dan tidak manis, yaitu tiga (*red, green* dan *blue*). Jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi agar jaringan dapat dilatih dengan sempurna tidak ada kepastiannya (Siang 2009), dan sampai saat ini belum ada formula khusus yang bisa menemukan jumlah *neuron* pada layar tersembunyi yang optimal. Untuk memperkirakan jumlah *neuron* pada layar tersembunyi adalah akar dari jumlah variabel pola masukan dikali jumlah *neuron* pada layar keluaran (Suyanto, 2007). Dalam penelitian ini diberikan 5 variasi jumlah *neuron* tersembunyi.

Nilai ambang *Mean Square Error* (MSE) atau nilai toleransi minimum yang secara *default* ditentukan sebesar 0.01 atau maksimum *epoch* yang ditentukan secara *default* sebesar 3000 merupakan kondisi berhenti yang digunakan. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan untuk mendapatkan bobot model FNN yang optimum. Prosedur pelatihan dilakukan dengan melakukan variasi jumlah *neuron* pada lapisan

tersembunyi, yaitu 5, 10, 15, 20 dan 25 dan tiga parameter *input*, yaitu *red, green* dan *blue*. Jumlah *neuron* pada lapisan keluaran sesuai dengan jumlah klasifikasi yang dilakukan, yaitu 2. Kinerja dari FNN diukur dengan melihat *error* hasil pelatihan, validasi dan *testing* terhadap data *testing*.

Penentuan keputusan letak kelas dilakukan dengan mengambil nilai yang terbesar dari vektor baris yang didapatkan. Jika nilai terbesar dari keluaran berada di kolom pertama maka pola tersebut merupakan anggota dari kelas target 1. Jika nilai terbesar dari keluaran berada di kolom kedua maka pola tersebut merupakan anggota dari kelas target 2.

2.2.3 Penentuan Model Klasifikasi

Pelatihan dilakukan sampai mendapatkan bobot yang optimum yang merupakan hasil terbaik. Model klasifikasi diambil dari percobaan dengan hasil pelatihan FNN yang terbaik. FNN terbaik adalah FNN yang dapat mengklasifikasi buah belimbing manis dan tidak manis dengan ketepatan paling tinggi. Model FNN dengan bobot-bobot yang optimum tersebut yang akan digunakan untuk klasifikasi atau identifikasi buah belimbing.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan dan Praproses Data

Klasifikasi belimbing pada penelitian ini adalah penentuan kategori buah belimbing menjadi kategori belimbing manis, belimbing tidak manis.

Nilai-nilai RGB dari rata-rata semua piksel didapatkan dari citra buah belimbing yang berjumlah 99 yang diolah

menggunakan Matlab R2009a. Selanjutnya data dibagi menjadi dua kelompok data yang saling bebas, yaitu data pelatihan/*training* sebanyak 81 data atau 82% dan data uji/*testing* sebanyak 18 data atau 18%.

3.2. Parameter Penentu Klasifikasi Buah Belimbing

Komponen warna *red*, *green* dan *blue* dari kulit belimbing yang digunakan sebagai parameter dalam penelitian ini. Angka korelasi antara TPT dan rgb kulit buah belimbing manis dan tidak manis telah dilakukan pada penelitian sebelumnya (Buono, 2009). Selanjutnya nilai rgb yang sudah diketahui kategori kelasnya ini yang digunakan sebagai variabel penduga buah belimbing manis dan tidak manis.

3.3. Paramater Output Klasifikasi

Belimbing

Target pembelajaran dalam penelitian ini diambil dari parameter *output*, yaitu buah belimbing kategori manis dan tidak manis. Nilai *output* ditentukan sebagai angka 1 untuk kelas belimbing kategori tidak manis dan 2 untuk kelas belimbing kategori manis. Sebelum proses *training*, terlebih dulu dilakukan pengubahan nilai target pelatihan menjadi target bernilai *fuzzy*, yaitu berupa derajat keanggotaan tiap pola input terhadap tiap kelas kategori atau target (T). T1 menunjukkan kategori belimbing tidak manis, T2 menunjukkan kategori belimbing manis.

3.4. Klasifikasi Buah Belimbing

Klasifier yang digunakan dalam penelitian ini adalah FNN. FNN telah digunakan oleh Mohamed dan Nyongesa

(2002) untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan identifikasi, dan memberikan hasil yang baik. Tipe data yang sama untuk data *training*, bobot dan *output* telah dilakukan oleh Lin dan George (1996) dan Pal dan Mitra (1992) yaitu sesuai dengan salah satu tipe FNN, parameter *input* dan bobot bernilai *crisp* sedang outputnya bernilai *fuzzy* (Mashinchi dan Shamsuddin, 2009). Pola *output fuzzy* merupakan target *output* pelatihan yang terdiri dari kelas manis dan kelas tidak manis. Pola *output fuzzy* digunakan untuk mengubah batasan kelas secara tegas ke dalam batasan bersifat *fuzzy* (Sarkar *et al.*, 1998) berupa nilai-nilai dengan range antara 0 dan 1 bergantung pada derajat keanggotaan dari pola *input* terhadap masing-masing kelas.

Percobaan FNN ini menggunakan *multilayer perceptron* (MLP) (Pal dan Mitra, 1992). Unjuk kerja pembelajaran dalam percobaan ini diukur menggunakan MSE, berbeda dengan (Pal dan Mitra, 1992) yang menggunakan MSE dan *error cross-entropy* yang diklaim memiliki waktu stagnasi yang lebih kecil dibandingkan fungsi *error* kuadratis untuk memperbaiki bobot-bobot yang ada di antara lapisan keluaran dan tersembunyi serta lapisan tersembunyi dan masukan.

Data *training* yang digunakan dalam proses *training* ini sebanyak 82% dari data *set*. Parameter *fd* dan *fe* dalam percobaan ini menggunakan *fd*=1 dan *fe*=1 (Sarkar *et al.*, 1998). Masing-masing variasi jumlah *neuron* pada layar tersembunyi dicobakan sebanyak 50 kali ulangan.

Klasifikasi buah belimbing dalam penelitian ini terdiri dari 3 tahap. Pertama, memanggil file citra yang sudah disimpan. Kedua, melakukan proses pengolahan citra untuk mendapatkan parameter penentu identifikasi kematangan, dan ketiga, menentukan identifikasi kematangan buah belimbing dari citra tersebut.

Citra buah belimbing yang dipanggil akan menghasilkan nilai RGB yang merupakan parameter penentu utama, yang diperoleh dari nilai rata-rata keseluruhan piksel objek. Kemudian program akan mencatat nilai variable *red-green-blue* sebagai penentu klasifikasi buah belimbing yang digunakan sebagai *input*/masukan model FNN. Tahap terakhir adalah mengklasifikasi buah belimbing menjadi buah belimbing manis dan tidak manis berdasarkan bobot yang telah didapatkan dari hasil terbaik percobaan pelatihan menggunakan FNN.

3.5. Analisis Hasil Pemodelan FNN

Percobaan-percobaan telah dilakukan untuk mendapatkan model jaringan FNN yang terbaik dalam penentuan klasifikasi buah belimbing, yaitu bobot yang optimum. Model FNN yang terbaik adalah yang memberikan akurasi optimal ketika dilakukan validasi terhadap data *training* maupun pengujian pada data *testing*. Konfigurasi FNN yang digunakan adalah satu lapis tersembunyi. Maksimum *epoch* yang digunakan adalah 3000, *learning rate* adalah 0.05 dan menggunakan fungsi aktivasi logsig pada lapis tersembunyi dan lapis keluaran. Dalam percobaan diberikan

variasi jumlah *neuron* tersembunyi sebanyak 5, 10, 15, 20 dan 25.

Hasil yang didapatkan dari percobaan menunjukkan bahwa perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi tidak berpengaruh dalam mendapatkan pola pengenalan. jumlah *epoch* yang berbeda tidak menentukan waktu pelatihan yang berbeda, bahkan justru menunjukkan waktu pelatihan yang rata-rata hampir sama. Dengan kata lain bahwa secara umum jumlah *epoch*, waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak mempunyai pengaruh satu sama lain (Tabel 4). Untuk mengukur tingkat pengenalan dari data *training* dan data *testing* digunakan persentase. Berdasarkan akurasi dan MSE pada saat klasifikasi buah belimbing hasil pelatihan, maka model jaringan yang terbaik untuk klasifikasi buah belimbing ini adalah model jaringan yang menggunakan 15 *neuron* lapisan tersembunyi (jaringan FNN 3-15-2) dengan MSE sebesar $9.13e-09$ pada *epoch* ke 16 dan menghasilkan akurasi sebesar 88.89%.

Matriks *confussion* pada Tabel 1 memperlihatkan secara detil akurasi yang dihasilkan oleh model FNN untuk klasifikasi buah belimbing manis dan belimbing tidak manis. Hasil percobaan memberikan akurasi rata-rata 88.89%. Belimbing tidak manis mempunyai ketepatan pendugaan sebesar 100%. Belimbing manis mempunyai ketepatan pendugaan sebesar 83.33%. Hal ini menunjukkan bahwa teknik ini bagus digunakan untuk mengklasifikasi buah belimbing tidak manis, namun kurang bagus

untuk mengklasifikasi buah belimbing manis. Untuk data set yang berbeda dimungkinkan akan menghasilkan ketepatan yang berbeda pula.

Tabel 1 Matriks *confussion* hasil identifikasi

| | | Prediksi | |
|------|-------------|----------|-------------|
| | | Manis | Tidak manis |
| Asal | Manis | 5 | 1 |
| | Tidak Manis | 0 | 12 |

Kemampuan pengenalan FNN rata-rata sedikit dibawah pengenalan menggunakan metode KNN dan LDA (Whidhiasih *et al.*, 2013), namun kemampuan pengenalan terhadap belimbing manis menggunakan FNN jauh lebih baik dibandingkan pengenalan menggunakan ANFIS (Whidhiasih *et al.*, 2012a). Perlu dilakukan klasifikasi buah belimbing dengan jumlah target yang lebih besar, yaitu klasifikasi belimbing ke dalam kelas manis, sedang dan asam. Dalam klasifikasi tahap kematangan buah manggis berdasarkan warna dan tekstur jumlah target yang lebih banyak memberikan efek pengenalan FNN yang lebih baik (Whidhiasih *et al.*, 2012b).

4. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Perubahan jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi tidak mempunyai pengaruh untuk mendapatkan pola pengenalan. Secara umum jumlah *epoch*, waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak mempunyai pengaruh satu sama lain. FNN terbaik untuk mengklasifikasi buah belimbing manis dan belimbing tidak manis diperoleh dengan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi dengan

MSE sebesar 9.13e-09 pada *epoch* ke 16 dan menghasilkan akurasi sebesar 88.89%.

4.2. Saran

Perlu dicoba untuk melakukan klasifikasi buah belimbing menjadi buah belimbing manis, sedang dan asam sesuai dengan klasifikasi yang diperlukan di pasaran menggunakan *fuzzy neural network* untuk mendapatkan pengenalan yang lebih bagus.

Daftar Pustaka

- Abdullah M.Z., M. Saleh J., F. Syahir, dan M. Azemi. 2005. Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L) using automated machine vision system. *Journal of Food Engineering* 76(4) : 506-523.
- Buono, Agus dan Irmansah. 2009. Pengenalan kadar total padat terlarut pada buah belimbing manis berdasar citra RGB dengan analisis komponen utama sebagai ekstraksi ciri dan jarak euclidean sebagai pengenalan pola. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi* 2 (1).
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. 1997. *Pattern Classification*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Fathurohman, Zaki. 2009. Pengembangan probabilistic neural networks untuk penentuan kematangan belimbing manis. [Skripsi]. Bogor : Jurusan Ilmu Komputer Institut Pertanian Bogor.
- Fauset, L. 1994. *Fundamental of Neural Network*. New Jersey: Prentice Hall Inc.
- Haykin, & Simon. 1994. *Neural Network : A Comprehensive Foundation*. New York: Macmilan Publishing Company.
- Irmansah. 2009. *Pemutuan Belimbing Berdasarkan Warna dan Rasa Dengan Pengolahan Citra dan*

- Logika *Fuzzy*. [Disertasi]. Bogor : Institut Pertanian Bogor.
- Kasabow, N. 2002. *Evolving Neuro Fuzzy Inference System*. London: Prentice Hall.
- Masinch, M. H., & Shamsuddin, S. H. 2009. Three-Term Fuzzy Back-Propagation. *Foundations of Computer Intelligent* 1 (201) : 143-158.
- Pal, S. K., & Mitra, S. 1992. Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification. *IEEE Transactions On Neural Networks* 3 (5) : 683-697.
- Santosa, B. 2007. *Data Mining Terapan Dengan Matlab*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sarkar, M., Yegnanarayana, B., & Khemani, D. 1998. Backpropagation learning algorithms for classification with fuzzy mean square error. *Pattern Recognition Letters* (1998) : 43-51.
- Siang, J. J. 2009. Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Andi Offset.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A. W. dan Supriyanto. 2012. Identifikasi Buah Belimbing berdasarkan citra Red-Green-Blue Menggunakan Adaptif Neuro Fuzzy Inference System, *Komputasi dalam Sains dan Teknologi Nuklir* (2012): 272-281.
- Whidhiasih, R.N, Sugi G. dan Prapto T. 2012. Pengembangan Model Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Berdasarkan Warna Menggunakan Fuzzy Neural Network, *Jurnal Teknologi Industri Pertanian* 22(2) : 82-91.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A.W. dan Supriyanto. 2013. Klasifikasi Buah Belimbing berdasarkan Citra Red Green dan Blue Menggunakan KNN dan LDA. *Jurnal Piksel* 1(1) : 30-36.
- Wirjowidagdo dan Sitanggang. M. 2002., Tanaman Obat untuk Penyakit Jantung, Darah Tinggi, dan Kolesterol, AgroMedia Pustaka, Jakarta.