

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

1.1 Tinjauan Pustaka

Dalam penelitian ini, menggunakan sumber referensi pada tabel 2.1 sebagai berikut :

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka

Penulis dan Tahun	Judul	Objek	Metode	Hasil
Muhamad Fithri Qomari Azizi (2013)	Perbandingan Antara Metode <i>Backpropagation</i> Dengan Metode <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> Pada Pengenalan Citra <i>Barcode</i>	<i>Barcode</i>	<i>Backpropagation</i> dan <i>Learning Vector Quantization</i>	Dari hasil pengujian, diperoleh metode yang paling tepat untuk pengenalan citra <i>barcode</i> dari segi akurasi dan waktu, metode <i>learning vector quantization</i> lebih baik dibandingkan dengan <i>backpropagation</i> . Dengan tingkat akurasi pengenalan 94 % dan waktu pembelajaran 0,3 detik.
Hidayat Wahyu Prahara (2016)	Pengenalan Citra Untuk Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Ciri Warna	Pepaya	<i>Learning Vector Quantization</i>	Akurasi tingkat kematangan buah pepaya mentah sebesar 76,4%, mengkal 64,7 % dan matang penuh sebesar 93,7%.

Dwi Wahyuning Jati (2018)	Identifikasi Jenis Jambu Air Berdasarkan Tulang Daun Menggunakan Metode <i>Learning Vector Quantization</i>	Jambu Air	<i>Learning Vector Quantization</i>	Akurasi yang didapatkan sebesar 66,667 dengan maksimal <i>epoch</i> 1000, <i>hidden layer</i> 100, <i>learning rate</i> 0,1.
Priscilia Alfrina Langi Pesik (2018)	Penilaian Mutu Cengkeh Menggunakan Citra Digital	Cengkeh	HSV (Hue, Saturation, Value)	Nilai keakuratan adalah sebesar 92.50% dengan jumlah benar 37 sampel dari 40 sampel cengkeh yang diujikan.
Wahyu Aji Pulungan, Yessi Mulyani, dan Wahyu Eko Sulistiono (2019)	Identifikasi Kematangan Buah Kopi Menggunakan Jaringan Syaraf Turuan <i>Learning Vector Quantization</i>	Kopi	<i>Learning Vector Quantization</i>	Metode LVQ yang dibangun menggunakan aplikasi Matlab. Tingkat akurasi sebesar 100 % pada pengujian yang dilakukan.
Yang diusulkan	Identifikasi Kematangan Buah Kopi Menggunakan Metode <i>Learning Vector Quantization</i> Berbasis Desktop	Kopi	<i>Learning Vector Quantization</i>	

Pada penelitian Muhamad Fithri Qomari Azizi pada tahun 2013 Pengenalan citra *barcode*. Dengan Citra *barcode* yang akan dikenali adalah data jenis EAN-13, citra *barcode* diambil dari Supermarket GIANT Jalan Siliwangi Semarang. Citra yang digunakan adalah citra statik berwarna berukuran 100×60 *pixel*. Dari citra *barcode* tersebut kemudian diolah dengan menggunakan metode *Backpropagation* dan *Learning Vector Quantization*. Dari hasil pengujian, diperoleh metode yang paling tepat untuk pengenalan citra *barcode* dari segi akurasi dan waktu, metode *Learning*

Vector Quantization lebih baik dibandingkan dengan *backpropagation*. Dengan tingkat akurasi pengenalan 94 % dan waktu pembelajaran 0.3 detik.

Pada penelitian Hidayat Wahyu Prahara pada tahun 2016 Pengenalan citra untuk identifikasi tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan ciri warna. Dengan membutuhkan 50 buah data set dan setiap satu objek yang diambil citranya sebanyak 4 kali (sisi depan, sisi belakang, samping kiri, samping kanan). Dari objek citra tersebut kemudian diolah menggunakan metode *Learning Vector Quantization*, dan memperoleh akurasi tingkat kematangan buah pepaya mentah sebesar 76,4%, mengkal 64,7 %, dan matang penuh sebesar 93,7 %.

Pada penelitian Dwi Wahyuning Jati pada tahun 2018 identifikasi jenis jambu air berdasarkan tulang daun. Dengan objek yang digunakan adalah klasifikasi dari 6 jenis jambu air yaitu jenis jambu air madu deli, taiwan super *green*, kingrose, citra, taiwan putih, dan bajangleang. Jumlah data yang digunakan 150 data terdiri dari 90 data latih dan 60 data uji dengan mengambil sampel untuk data latih sebanyak 15 data perjenis, sedangkan untuk data uji diambil 10 data perjenis. Dari objek tersebut kemudian diolah menggunakan metode *Learning Vector Quantization*, dan akurasi yang didapatkan dalam pengujian identifikasi daun jambu air sebesar 66,667 dengan maksimal *epoch* 1000, *hidden layer* 100, *learning rate* 0,1.

Pada penelitian Priscilia Alfrina Langi Pesik pada tahun 2018 nilai keakuratan dari sistem penilaian mutu cengkih menggunakan citra digital adalah sebesar 92.50% dengan jumlah benar 37 sampel dari 40 sampel cengkih yang diujikan. Dengan menggunakan metode HSV pada sistem penilaian mutu cengkih menggunakan citra

digital ini dapat menghilangkan noise berupa bayangan hitam yang terdapat pada citra sampe cengkih pada saat proses pengambilan gambar sampel. Untuk mendapatkan hasil data citra yang sesuai, nilai *threshold* yang digunakan untuk mendeteksi ukuran cengkih adalah nilai H 0.01 sampai 0.07 dan nilai S 0.1 sampai 0.6, sedangkan nilai *threshold* untuk mendeteksi warna putih atau cacat pada cengkih yaitu nilai H 0.6 sampai 1 dan nilai S dari 0 sampai 0.15.

Pada penelitian Wahyu Aji Pulungan, Yessi Mulyani, dan Wahyu Eko Sulistiono pada tahun 2019 Berdasarkan hasil penelitian Identifikasi Kematangan Buah Kopi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization*, dapat diambil kesimpulan bahwa Jaringan syaraf tiruan metode LVQ yang dibangun menggunakan aplikasi Matlab dapat digunakan untuk mengidentifikasi kematangan buah kopi dengan memanfaatkan warna RGB pada citra digital buah kopi dengan tingkat akurasi sebesar 100 % pada pengujian yang dilakukan.

1.2 Dasar Teori

1.2.1 Kopi

Kopi adalah salah satu tanaman semak yang dapat tumbuh di daerah tropis dengan ketinggian 700 – 1600 mdpl. Pohon kopi dipangkas pendek untuk menghemat energi dan bantuan panen, namun bisa tumbuh lebih dari 30 kaki (9 meter) tinggi. Setiap pohon ditutupi daun hijau dan ranting yang saling bertautan saling berpasangan. Ceri kopi tumbuh di sepanjang cabang. Karena tumbuh dalam siklus yang terus menerus, tidak biasa melihat bunga, buah hijau dan buah matang bersamaan pada satu

pohon. Dibutuhkan hampir setahun untuk ceri yang matang setelah berbunga pertama, dan sekitar 5 tahun pertumbuhan mencapai produksi buah penuh. Sementara tanaman kopi bisa hidup sampai 100 tahun, mereka umumnya paling produktif antara usia 7 dan 20. Perawatan yang tepat dapat mempertahankan dan bahkan meningkatkan hasilnya selama bertahun-tahun, tergantung varietasnya. Rata-rata pohon kopi menghasilkan 10 pon ceri kopi per tahun, atau 2 pon *green bean coffee* (Coffeeland, 2021).

Kopi berasal dari genus tanaman yang dikenal dengan nama *Coffea*. Dalam genus ada lebih dari 500 marga dan 6.000 spesies pohon tropis dan semak belukar. Para ahli memperkirakan bahwa ada sekitar 25 sampai 100 spesies tanaman kopi. Genus ini pertama kali dijelaskan pada abad ke-18 oleh ahli botani Swedia, Carolus Linneaus, yang juga menggambarkan *Coffea Arabica* di *Species Plantarum* pada tahun 1753. Ahli botani tidak setuju sejak klasifikasi yang tepat, karena tanaman kopi dapat berkisar secara luas. Mereka bisa menjadi semak-semak kecil ke pohon tinggi, dengan daun berukuran satu sampai 16 inci, dan warnanya ungu atau kuning ke hijau gelap yang dominan. Dalam industri kopi komersial, ada dua jenis kopi penting – Arabika dan Robusta (Coffeeland, 2021).

Jenis tanaman kopi

a) Kopi Liberika

Kopi liberika berasal dari Liberia, Afrika barat. Kopi liberika dapat tumbuh sekitar 9 meter dari tanah. Jenis kopi ini memiliki ukuran daun, bunga, cabang, buah, dan pohon yang lebih besar dibandingkan dengan jenis arabika dan robusta. Kopi liberika agak rentan terhadap penyakit HV *Hemileia vastratix* atau penyakit karat daun.

Memiliki kualitas buah yang relatif rendah, namun kopi berjenis liberika mampu berbuah sepanjang tahun dan dapat tumbuh dengan baik di dataran rendah. Kopi liberika yang pernah didatangkan ke Indonesia yaitu yang bervarietas *Ardoniana* dan *Durvei* (Yuda PS, 2020).

1.2.2 Python

Python adalah bahasa pemrograman *interpretatif* yang bisa dipasang pada berbagai platform, khususnya platform yang berfokus pada keterbacaan kode. *Data science*, *internet of things (IoT)*, dan *machine learning* merupakan beberapa hal yang berkaitan langsung dengan Python. Para programmer biasa menggunakan Python untuk membuat *prototype*, *scripting* guna mengelola infrastruktur, maupun pembuatan website dalam skala besar. Sebuah penelitian yang diterbitkan dalam jurnal *Developer Economics – State of the Developer Nation* mengungkapkan, sudah 69% pengembang *machine learning* dan *data scientist* aktif memakai Python pada tahun 2018. Bahkan, laporan *IEEE Spectrum* tahun 2019 menyatakan bahasa pemrograman Python menjadi bahasa pemrograman paling populer di dunia (Bima Tandika, 2020).

1.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah sistem

pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik unjuk kerja tertentu yang menyerupai jaringan syaraf biologis (Fausett, 1994). JST telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematika dari aspek kognitif manusia atau syaraf biologi, yaitu didasarkan pada asumsi-asumsi bahwa :

- a. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen-elemen yang disebut neuron;
- b. Sinyal-sinyal merambat di antara neuron melalui interkoneksi;
- c. Setiap interkoneksi memiliki bobot yang bersesuaian pada kebanyakan jaringan syaraf berfungsi untuk mengalikan sinyal yang dikirim;
- d. Setiap neuron menerapkan fungsi aktivasi pada masukan jaringan untuk menentukan sinyal keluaran.

Pada jaringan syaraf tiruan (JST) terdapat metode pembelajaran mesin yaitu :

1) ***Supervised Learning* (Pembelajaran Terawasi)**

Supervised Learning (pembelajaran terarah) adalah salah satu metode pembelajaran mesin dimana hasil yang diharapkan pengguna, sudah diketahui atau dimiliki informasinya oleh sistem. Hal ini berarti bahwa metode pembelajaran ini bekerja dengan memanfaatkan kembali data-data dan hasil output yang pernah dimasukkan oleh pengguna atau dikerjakan oleh sistem sebelumnya.

Beberapa contoh sistem algoritma yang menerapkan metode *Supervised Learning* adalah algoritma *Hebbian (Hebb Rule)*, *Perceptron*, *Delta Rule*, *Backpropagation*, *Herteroassociative Memory*, *Bidirectional Associative Memory (BAM)*, dan *Learning Vector Quantization (LVQ)* (Al Fahriz, 2019).

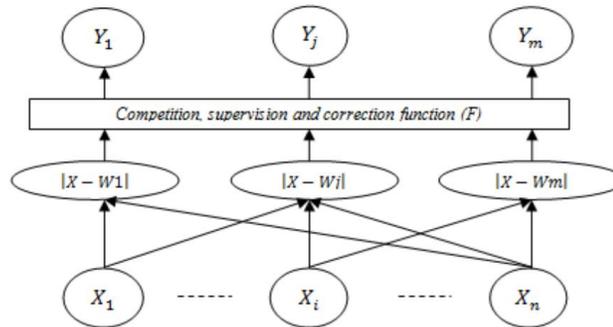
2) ***Unsupervised Learning* (Pembelajaran Tidak Terawasi)**

Unsupervised Learning (pembelajaran tidak terarah) adalah metode lain dalam materi pembelajaran mesin. Hasil yang akan ditampilkan hanya bergantung kepada nilai bobot yang disusun pada awal pembangunan sistem dan tentu masih dalam ruang lingkup tertentu. Tujuan utama dari metode pembelajaran ini adalah agar para penggunanya dapat mengelompokkan objek-objek yang dinilai sejenis dalam ruang atau area tertentu. Metode pembelajaran ini sangat cocok digunakan untuk mencari atau mengklasifikasi suatu pola dari banyak objek sejenis yang tidak sepenuhnya sama.

Contoh sistem algoritma yang menerapkan metode *Supervised Learning* adalah Jaringan Kohonen (Al Fahriz, 2019).

2.2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ adalah jaringan *single layer* yang terdiri dari dua lapisan yaitu lapisan *input* dan *output* (Nurkhozin, dkk, 2011). Menurut Kusumadewi (2003:258), *Learning Vector Quantization (LVQ)* adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* tersebut kedalam kelas yang sama.



Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan LVQ

Keterangan:

X = vektor masukan ($X_1, \dots, X_n, \dots, X_n$)

W = vektor bobot atau vektor perwakilan

$|X - W|$ = selisih nilai jarak *Euclidian* antara vektor *input* dengan vektor bobot

F = lapisan kompetitif

Y = keluaran (*output*)

Algoritma :

1. Tetapkan: bobot (W), Maksimum Iterasi (maksimum epoch), Error minimum (Eps), dan *Learning rate* (α).
2. Masukkan:
 - a. Input : $x (m,n)$; dimana m = jumlah input dan n = jumlah data
 - b. Target : $T (1,n)$
3. Tentukan kondisi awal:
 - a. Epoch=0
 - b. Error=1
4. Kerjakan jika: (epoch < Maksimum Iterasi) atau ($\alpha > Eps$)

- a. Epoch = epoch+1
- b. Kerjakan untuk I=1 sampai n
 - Tentukan J sehingga $\|x-w_j\|$ adalah minimum
 - Perbaiki w_j dengan ketentuan:

Jika $T = J$, maka:

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

Jika $T \neq J$, maka:

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

- c. Kurangi nilai α

Keterangan :

X : Vektor-vektor pelatihan ($x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$)

T : Kategori atau kelas yang benar untuk vektor-vektor pelatihan

W_j : Vektor bobot pada unit keluaran ke-J ($W_{1j}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{nj}$)

J : Kategori atau kelas yang dipresentasikan oleh unit keluaran ke-J

$$\|x-w_j\| : D(x,y) = \sqrt{(x_1^2-x_2^2)+(y_1^2-y_2^3)}$$

2.2.4 Warna

Warna adalah persepsi yang dirasakan oleh sistem visual manusia terhadap panjang gelombang cahaya yang dipantulkan oleh objek. Persepsi warna dalam pengolahan citra tergantung pada tiga faktor, yaitu *spectral reflectance* (menentukan bagaimana suatu permukaan memantulkan warna), *spectral content* (kandungan warna dari cahaya yang menyinari permukaan) dan *spectral response* (kemampuan merespon

warna dari sensor dalam *image system*). representasi warna ini terdiri dari tiga unsur utama yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Gabungan tiga warna ini membentuk warna-warna lainnya berdasarkan intensitas dari masing-masing warna tersebut dengan intensitas maksimal, dan warna hitam merupakan gabungan dari ketiga warna tersebut dengan intensitas minimal (Sialun, 2021). Model warna RGB yang dapat dinyatakan dalam bentuk indeks warna RGB dengan cara menormalisasi setiap komponen warna dengan persamaan sebagai berikut :

$$r = \frac{R}{\sum n}$$

$$g = \frac{G}{\sum n}$$

$$b = \frac{B}{\sum n}$$

Sialun, 2021

Keterangan :

R = Jumlah intensitas warna merah

G = Jumlah intensitas warna hijau

B = Jumlah intensitas warna biru

r = Rata-rata intensitas warna merah

g = Rata-rata intensitas warna hijau

b = Rata-rata intensitas warna biru

n = Piksel citra