



**APLIKASI PENDUGAAN TINGKAT SERANGAN PENGGEREK
BATANG PADI BERDASARKAN CITRA BERBASIS MOBILE PHONE**

SEMINAR BIDANG KAJIAN

RISNAWATI
99215054

**PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS GUNADARMA
SEPTEMBER 2022**

Daftar Isi

Daftar Isi

- 1** Pendahuluan
 - 1.1 Latar Belakang
 - 1.2 Batasan dan Tujuan
 - 1.3 Kontribusi

- 2** Tinjauan Pustaka
 - 2.1 Tanaman Padi
 - 2.2 Penggerek Batang Padi
 - 2.3 Pengolahan Citra
 - 2.4 Perbandingan Tinjauan

- 3** Metodologi
 - 3.1 Motivasi
 - 3.2 Framework riset
 - 3.3 Pendekatan

Daftar pustaka

Bab 1

Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Budidaya tanaman untuk kebutuhan pangan merupakan mata pencaharian para petani dalam rangka memenuhi kebutuhan hidupnya bagi keluarga khususnya, masyarakat dan semua penduduk Indonesia pada umumnya. Berbagai macam komoditi pangan dapat dibudidayakan di antaranya jagung, kedelai, kopi, kacang tanah, kacang hijau, dan padi. Padi merupakan salah satu kebutuhan pokok utama, karena sebagian besar penduduk mengkonsumsi beras. Akhir-akhir ini beras tidak hanya dikonsumsi dalam negeri akan tetapi diekspor ke beberapa negara lainya seperti Saudi Arabia dan China di Tahun 2022. Produksi beras tahun 2021 mencapai sekitar 31,36 juta ton, atau turun sebesar 140,73 ribu ton (0,45%) dibandingkan dengan produksi beras tahun 2020 (BPS 2022). Salah satu kendala penurunan produksi beras tersebut yaitu adanya serangan serangga hama. Serangan serangga hama dapat menyebabkan tanaman terhambat pertumbuhannya bahkan dapat menyebabkan kegagalan panen.

Beberapa usaha yang dapat ditempuh untuk mengatasi hal tersebut yaitu di antaranya pengendalian secara mekanik, fisik, biologi, dan kimia. Pengendalian yang biasa dilakukan petani yaitu pengendalian menggunakan bahan kimia sintetik. Penggunaannya biasa dilakukan secara berjadwal dan dalam frekuensi yang lebih sering saat menjelang panen. Beberapa alasan petani menggunakan insektisida tersebut karena praktis dan cepat terlihat hasilnya. Namun penggunaan insektisida tersebut juga memiliki dampak yang merugikan bagi pengguna, tanaman dan konsumen.

Dampak tersebut berupa keracunan bagi pengguna, residu yang panjang pada hasil panen, resistensi serangga dan ledakan hama sekunder. Salah satu langkah untuk meminimalisir dampak tersebut yaitu aktivitas pemantauan tanaman. Pemantauan tanaman merupakan aktivitas yang dilakukan untuk melihat adanya kehadiran serangga, gejala kerusakan serta persentase kerusakan tanaman akibat serangan serangga hama pada tanaman budidaya. Aktivitas pemantauan tanaman atau monitoring dilakukan dalam rangka untuk menghindari penggunaan pestisida secara berjadwal yang dampaknya sangat merugikan. Pemantauan tanaman merupakan salah satu tindakan yang sesuai dengan teknik pengendalian hama secara terpadu. Pengendalian hama secara terpadu merupakan konsep yang dianjurkan oleh Pemerintah sesuai dengan UU No. 12 Tahun 1992 pasal 20 menyatakan bahwa perlindungan tanaman dilaksanakan dengan sistem pengendalian hama terpadu.

Kegiatan pemantauan atau monitoring tersebut salah satunya melibatkan perhitungan gejala kerusakan tanaman. Apabila nilai kerusakan tanaman di atas ambang ekonomi akan menyebabkan kerugian secara ekonomi jika tidak dikendalikan. Mengetahui batasan ambang pengendalian maka perlu dilakukan penghitungan terhadap nilai kerusakan tanaman.

Hasil perhitungan yang dilakukan oleh Balai Besar Peramalan OPT pada tahun 2021 bahwa kerusakan tanaman padi yang diakibatkan oleh serangan penggerek batang padi sebesar 68.477 ha. Serangan tersebut terjadi di beberapa daerah yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Banten, DIY, Bali, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Tengah, Sulawesi Utara, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara dan Papua. Adapun kejadian serangan dan persentase serangan masa tanam pada Tahun 2018 berturut-turut sebesar 1100.7 ha (87.5%), 1096.3 ha (186.8%), 31.8 ha (43.1%), 325.1 ha (108.3%), 202.8 ha (91.1), 2118.5 ha (100.8%), 266.9 ha (52.5%), 2632 ha (138.4%), 6390 (109.5%), 8800.6 ha (92.7%). 3136.8 ha (99.9%), 1053.5 ha (62.1%) (BOPPT, 2022).

Berdasarkan hal tersebut yang menjadi objek pada penelitian ini yaitu kerusakan rumpun padi akibat serangan serangga. Salah satu jenis serangga penting yang menyerang padi yaitu penggerek batang padi. Hama penggerek batang padi menyerang padi yaitu pada fase larva. Larva tersebut menggerek bagian batang padi hingga menyebabkan aliran air dan nutrisi terhenti, selanjutnya menyebabkan tanaman menjadi mati. Gejala kerusakan yang ditimbulkan oleh penggerek batang padi tersebut yaitu berupa gejala yang disebut sundep dan beluk belum pernah diteliti menggunakan teknik pengolahan citra. Sundep merupakan gejala kerusakan yang terjadi pada fase pertumbuhan vegetatif, sedangkan beluk gejala kerusakan yang terjadi pada fase pertumbuhan generatif padi (Adiartayasa & Wijaya 2016). Oleh karena itu pada penelitian mengusulkan untuk meneliti pendugaan tingkat serangan penggerek batang yang bergejala sundep dan beluk pada rumpun padi menggunakan teknik pengembangan klasifikasi dalam pengolahan citra.

Penghitungan tingkat kerusakan akibat serangan serangga per individu tanaman secara manual untuk area pertanaman padi yang luas membutuhkan waktu yang lama, tenaga yang jumlahnya lebih banyak dan kurang akurat serta subjektif hasil perhitungannya. Penggunaan pengolahan citra digital pada bidang pertanian telah banyak diterapkan. Amalia *et al.* (2013) telah melakukan pendugaan tingkat serangan ulat *Plutella xylostella* dan *Crociodolomia pavonana* pada pertanaman kubis berdasarkan citra menggunakan metode *probabilistic neural network* (PNN) dengan akurasi rata-rata sebesar 92.4%. Selanjutnya oleh Asfarian *et al.* (2014) melakukan identifikasi empat jenis penyakit pada padi yakni blas (*Pycularia grisea*), bercak coklat (*Helminthosporium oryzae*), hawar daun bakteri (*Xantomonas campestris* pv. *oryzae*) dan tungro menggunakan descriptor fractal dan pengukuran keparahan hawar daun bakteri berdasarkan citra rumpun. Oleh karena hal tersebut maka dalam penelitian ini akan dilakukan pendugaan tingkat serangan penggerek batang padi bergejala sundep dan beluk berdasarkan citra rumpun secara komputerisasi. Kelebihan penggunaan alat bantu sistem komputer untuk perhitungan pendugaan intensitas kerusakan tanaman dengan metode pengolahan citra yaitu lebih tepat, objektif, tidak mengenal lelah, hasilnya konsisten, serta dapat dilakukan berulang-ulang.

Hasil penelitian lainnya dilaporkan oleh Pratama & Kustiyo (2013) bahwa dalam mengidentifikasi daun pada tanaman jati menggunakan *k-nearest neighbour*

dengan ekstraksi fitur ciri morfologi daun menghasilkan akurasi sebesar 73.33%. Selanjutnya Bai *et al.* (2018) melakukan monitoring secara otomatis terhadap tahapan pertumbuhan tanaman padi menggunakan metode perbandingan multiklasifikasi yang meliputi tahapan sebagai berikut, tahapan pertama SVM dengan fitur warna sebagai input yang digunakan untuk membedakan citra tangkai malai dari background tangkai malai (daun, tanah, air). Kedua, metode gradien histogram yaitu aplikasi untuk menghilangkan tangkai daun yang berwarna kuning. Ketiga klasifikasi CNN digunakan untuk mengurangi kesalahan dari klasifikasi terhadap citra tangkai malai padi dibandingkan dengan 2 tahapan klasifikasi sebelumnya yaitu klasifikasi menggunakan SVM dan Gradient Histogram. Klasifikasi terhadap tangkai malai padi diperoleh metode terbaik menggunakan CNN.

Dari penelitian-penelitian tersebut warna pada padi sehat dan padi yang bergejala sundep dan beluk adalah salah satu penciri yang baik untuk membedakan rumpun padi yang bergejala sundep dan beluk. Gejala sundep dan beluk pada tanaman padi memiliki fitur warna dan bentuk yang berbeda sehingga dapat diklasifikasikan. Oleh karena itu dalam melakukan pengenalan terhadap pola pada gejala sundep dan beluk maka penelitian ini akan menggunakan pengembangan model klasifikasi dari CNN dengan ekstraksi fitur warna terhadap morfologi padi pada fase vegetatif dan generatif.

Metode untuk menghitung tingkat kerusakan terhadap tanaman kubis yang dilakukan Amalia *et al.* (2013) yaitu menggunakan operasi erosi dan *thresholding* dengan *Otsu* untuk menentukan tingkat kerusakan pada area krop kubis diperoleh akurasi rata-rata sebesar 76.1%. Maka metode yang sama diaplikasikan terhadap pendugaan tingkat serangan untuk area pertanaman padi merupakan hasil kuantisasi pendugaan tingkat kerusakan penggerek batang padi (sundep dan beluk) per individu tanaman (Amalia *et al.* 2013; Warduna *et al.* 2011).

Penentuan tingkat serangan penggerek batang padi yang bergejala seluk dan beluk pada rumpun tanaman padi adalah keterbaruan dalam penelitian ini. Tingkat kerusakan pada rumpun ditentukan oleh proporsi perubahan warna pada daun yang berwarna kuning keabuan untuk gejala kerusakan sundep dan beluk (bulir padi berwarna putih dan hampa akibat serangan penggerek batang padi). Penentuan tingkat serangan penggerek batang padi adalah berdasarkan hasil perhitungan rata-rata bobot tingkat kerusakan batang dan daun padi per rumpun padi yang diamati.

1.2 Batasan Masalah

Pada penelitian ini masalah dibatasi yaitu:

- Penelitian ini mengenali kerusakan tanaman padi bergejala sundep (fase vegetatif) dan beluk (fase generatif).
- Identifikasi gejala sundep dan beluk dilakukan pada rumpun padi.

- Pengukuran keparahan gejala sundep dan beluk dilakukan menggunakan citra rumpun padi yang terserang penggerek batang padi.

1.3 Rumusan Masalah

Melakukan pengamatan pada tingkat kerusakan tanaman yang diakibatkan oleh serangga hama pada padi yaitu penggerek batang padi *Scirphopaga* sp. yang menyebabkan gejala sundep pada fase pertumbuhan vegetatif dan gejala beluk pada fase pertumbuhan generatif tanaman padi.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian bertujuan mengembangkan teknik pengolahan citra untuk menduga tingkat kerusakan tanaman padi bergejala sundep dan beluk akibat serangan penggerek batang padi pada citra rumpun padi.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian ini yaitu:

- a. Sisi keilmuan berupa pengembangan algoritma klasifikasi pada citra padi yang sehat dengan citra padi yang bergejala sundep dan beluk serta menentukan persentase kerusakan tanaman padi bergejala sundep dan beluk akibat serangan penggerek batang padi.
- b. Sisi teknologi berupa alat berupa mobile phone untuk mendeteksi kerusakan tanaman padi yang bergejala sundep dan beluk. Hal tersebut dapat juga membantu Petugas Organisme pengendali Tumbuhan dalam melakukan perhitungan dan pengumpulan informasi tingkat serangan OPT. Informasi tingkat serangan OPT dapat digunakan dalam pengambilan keputusan tindakan pengendalian. Sehingga, tindakan pengendalian dapat dilakukan lebih tepat dan bijaksana. Selain itu dapat digunakan untuk memprediksi kehilangan hasil panen.

Bab 2 Tinjauan Pustaka

2.1 Hama Padi

Hama yang sering menyebabkan kerusakan pada tanaman padi yaitu di antaranya wereng punggung putih *Schirpohopaga innotata* dan kepik. Jenis serangga tersebut merupakan hama penting pada pertanian padi. Kerusakan yang ditimbulkan mulai dari serangan ringan hingga serangan berat. Serangan serangga tersebut dapat menyebabkan penurunan tingkat produksi padi bahkan dapat juga menyebabkan kegagalan petani jika sudah dalam keadaan serangan berat.

2.1.1 Hama Penggerek Batang Padi

Penggerek batang padi adalah salah satu hama yang sering ditemukan menyerang tanaman padi dengan intensitas serangan sampai 90%. Hama ini menyerang tanaman padi pada berbagai fase pertumbuhan mulai dari fase vegetatif sampai generatif. Gejala yang ditimbulkan dari serangan hama penggerek batang secara umum ada 2 jenis, yaitu sundep dan beluk.

2.1.2 Gejala Sundep

Gejala sundep, serangan dimulai dengan larva ngengat merusak tanaman padi sebelum memasuki fase vegetatif (masa pembungaan) dan gejalanya mulai terlihat ketika tanaman padi berumur 21 hari setelah pindah tanam. Selanjutnya setelah 1 minggu, larva ngengat akan bertelur dan meletakkannya pada batang tanaman padi, dan selang 4-5 hari telur akan menetas sekaligus merusak sistem pembuluh tanaman yang terdapat pada batang padi. Dampak visualnya yaitu pucuk batang padi menjadi kering merah kekuningan dan menggulung serta mudah dicabut.

2.1.3 Gejala Beluk

Gejala beluk yaitu gejala kerusakan akibat serangan serangga penggerek batang padi yang menyerang pada fase generative (masa pembentukan malai). Gejala beluk dapat terdeteksi dengan melihat tunas malai yang tegak lurus dan malai berwarna putih dan jika dicabut mudah terlepas dari rumpun padi. Kerusakan yang ditimbulkan menyebabkan hampa pada bulir padi karena aliran nutrisi dan air terhenti akibat jaringan pembuluh batang padi mengalami kerusakan akibat digerek oleh larva penggerek batang padi.

2.2 Citra

Citra merupakan representasi dari informasi yang terkandung di dalamnya sehingga mata manusia dapat menganalisis dan menginterpretasikan informasi tersebut sesuai dengan tujuan yang diharapkan. Kandungan informasi citra dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu informasi dasar dan informasi yang bersifat abstrak. Informasi dasar yaitu informasi yang dapat diolah secara langsung tanpa membutuhkan bantuan tambahan pengetahuan khusus. Informasi dasar berupa warna, bentuk dan tekstur. Informasi abstrak yaitu informasi yang tidak secara

langsung dapat diolah kecuali dengan bantuan tambahan pengetahuan khusus. Contohnya ekspresi wajah (senang, marah, dan lainnya) (Madenda 2015).

Definisini citra secara matematis yaitu fungsi dua dimensi $f(x,y)$, di mana x dan y adalah koordinat spasial (plane) dan f merupakan nilai intensitas warna pada koordinat x dan y . Nilai f , x dan y adalah nilai berhingga. Jika nilai bersifat kontinu disebut citra analog, seperti citra pada layar monitor TV. Bila citra bersifat diskrit maka disebut citra digital. Citra digital umumnya dua dimensi (2D) yang dinyatakan dalam bentuk matriks dengan jumlah elemen berhingga. Setiap elemen matriks citra memiliki posisi koordinat x dan y tertentu dan juga memiliki nilai. Secara umum, citra digital merupakan representasi piksel-piksel dalam ruang 2D yang dinyatakan dalam matriks berukuran N baris dan M kolom (Pers. 1). Setiap elemen matriks citra disebut piksel (picture element). Nilai setiap piksel f pada posisi koordinat x dan y merepresentasikan intensitas warna dan dapat dikodekan dalam 24 bit untuk citra berwarna (dengan tiga komponen warna RGB), 8 bit untuk citra gray-level atau 1 bit untuk citra biner (Madenda 2015).

2.2.1 Citra RGB

Sebuah warna didefinisikan dengan jumlah intensitas pokok yang terdiri dari warna pokok RGB (Red, Green, Blue) yang diperlukan untuk membuat suatu warna. Pada kondisi setiap warna piksel RGB (triplet dari warna merah, hijau dan biru), kedalaman warnanya 24 bit untuk 3 lapis citra dengan jumlah bit setiap lapisnya yang memiliki intensitas nilai maksimum 255 atau sama dengan 8 bit (Madenda 2015).

2.2.2 Citra Skala Keabuan

Keabuan citra merupakan representasi citra dengan hanya menggunakan warna abu-abu (gray) yang berbeda intensitasnya. Citra gray dapat dihasilkan dari citra RGB dengan cara mengalikan ketiga komponen warna pokok RGB dengan suatu koefisien yang jumlahnya satu. Rumus konversi citra grayscale sebagai berikut:

$$Y = a.R + b.G + c.B$$

Konversi nilai RGB sebuah piksel ke nilai grayscale (Singh *et al.* 2010) sebagai berikut:

$$\text{Gray} = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B$$

Dengan R, G, B adalah nilai intensitas piksel red, green, dan blue.

2.2.3 Citra Biner

Citra biner (*binary image*) merupakan citra yang hanya mempunyai dua nilai derajat keabuan, yaitu hitam dan putih. Citra biner direpresentasikan dengan dua intensitas warna pada tiap pikselnya yaitu 0 dan 1, dimana nilai 1 mewakili warna hitam dan nilai 0 mewakili warna putih. Pada citra biner, piksel-piksel objek bernilai 1 dan piksel latar belakang bernilai 0.

2.2.3.1 Gaussian Smoothing

Gaussian filtering didapat dari operasi konvolusi. Operasi perkalian yang dilakukan ialah perkalian antara matriks kernel dengan matriks gambar asli. Matriks kernel gauss didapat dari fungsi komputasi dari distribusi Gaussian, persamaan berikut:

$$G(I,j) = c.e^{-\frac{(i-u)^2+(j-v)^2}{2\sigma^2}}$$

C dan σ = konstanta

$G(I,j)$ = elemen matriks kernel gauss pada posisi (I,j)

(u,v) = indeks tengah dari matriks kernel gauss

2.2.4 Segmentasi

Segmentasi merupakan langkah penting dalam analisis citra karena kinerjanya berpengaruh terhadap langkah proses pengolahan citra selanjutnya. Peranan segmentasi yaitu mengekstrak informasi citra untuk menciptakan daerah homogen dengan mengelompokkan piksel ke dalam kelompok-kelompok sehingga terbentuk daerah yang memiliki kesamaan. Daerah homogen terbentuk sesuai dengan kriteria seleksi tertentu misalnya warna, bentuk, dan tekstur (Madenda 2015).

2.2.4.1 Metode *Thresholding*

Thresholding bertujuan mengenali dan mengekstrak target dari *background* berdasarkan pada distribusi *grayscale* pada objek citra. Teknik tersebut berfungsi untuk segmentasi citra (Madenda 2015). Metode *thresholding* mengevaluasi setiap piksel citra untuk menentukan apakah piksel tersebut termasuk objek atau tidak sehingga menghasilkan citra biner (Madenda 2015; Kaur *et al.*, 2011). Proses *thresholding* bekerja dengan memberikan nilai 1 untuk semua piksel yang termasuk dalam interval *threshol* dan nilai 0 untuk piksel lainnya. *Thresholding* memungkinkan untuk memilih nilai interval piksel pada citra *grayscale* dan berwarna untuk memisahkan objek dari *background* (Bhardwaj 2012). Nilai *threshold* (t) pada pendekatan *thresholding* dipilih untuk memisahkan *foreground* objek dari *background* pada keseluruhan citra atau *Region of interest* (ROI) dalam citra $I(x,y)$ sesuai persamaan berikut:

$$T[I(x,y)] = \begin{cases} 1, & I(x,y) \geq t \\ 0 & I(x,y) < t \end{cases}$$

Dengan I adalah intensitas citra dan (x,y) adalah koordinat spasial (Zaidi *et al.* 2010). *Thresholding* pada penelitian ini digunakan pada tahap segmentasi rumpun padi dari *background* pada tahap pertumbuhan vegetatif (gejala sundep) dan tahap pertumbuhan generative (gejala beluk). Segmentasi bulir padi dari rumpun padi dan pendeteksian helaian daun padi yang bergejala sundep.

2.2.4.2 *Thresholding* Otsu

Thresholding Otsu ditemukan Oleh Nobuyuki Otsu pada tahun 1979. Pada metode ini dilakukan pemilihan nilai ambang untuk membagi histogram citra graylevel ke dalam dua daerah yang berbeda secara otomatis (Hongzhi & Ying 2007). Pendekatan yang dilakukan oleh metode Otsu adalah dengan melakukan analisis diskriminan, yaitu menentukan suatu variable yang dapat membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Analisis diskriminan akan memaksimumkan variabel tersebut agar dapat membagi objek latar depan (foreground) dan latar belakang (background).

Citra dibagi menjadi dua kelas, yaitu C_0 dan C_1 , dengan tingkat keabuan $t = C_0 = \{0, 1, 2, \dots, t\}$ dan $C_1 = \{t+1, t+2, t+3, \dots, L-1\}$, L merupakan jumlah total piksel dari sebuah citra. Probabilitas tingkat keabuan setiap piksel pada level ke- i didefinisikan dengan persamaan:

$$p_i = \frac{n_i}{n}$$

n_i = menyatakan jumlah piksel pada level ke- i

n menyatakan total jumlah piksel pada citra.

C_0 dan C_1 direpresentasikan sebagai objek utama dan background, dengan kemungkinan pada kedua kelas adalah ω_0 dan ω_1 sesuai persamaan:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^t p_i$$

$$\omega_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i$$

Rata-rata dari dua kelas dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$\mu_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^t p_i}{\omega_0(t)}$$

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} p_i}{\omega_1(t)}$$

Total dari rata-rata keseluruhan citra didefinisikan dalam persamaan:

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} p_i$$

Nilai threshold terbaik t^* dapat diperoleh dari persamaan:

$$t^* = \text{Argmax}_{0 \leq t \leq L} \{ \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 \}$$

2.2.5 Ekstraksi Fitur (*Feature Extraction*)

Ekstraksi fitur adalah proses pemetaan fitur asli menjadi fitur yang lebih sedikit. Ekstraksi fitur hanya berisi informasi utama dari data. Pemrosesan data *input* yang terlalu besar diduga akan berlebihan-lebihan karena banyak data tetapi tidak banyak informasi. Oleh karena itu data *input* diubah menjadi satu set fitur disebut ekstraksi fitur (Sharma *et al.* 2011). Tujuan ekstraksi fitur yaitu mengurangi kompleksitas komputasi dan ruang dimensi. Ekstraksi fitur paling penting dalam

pengenalan citra karena fitur yang disediakan berpengaruh terhadap efisiensi klasifikasi (Patil *et al.* 2012).

2.2.6 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan prosedur untuk mengklasifikasi pola input ke dalam kelas yang serupa. Pemilihan classifier yang sesuai memerlukan pertimbangan banyak faktor, yaitu akurasi klasifikasi, kinerja algoritma dan komputasi (Qurat-ul-ain *et al.* 2010).

2.2.7 Cross validation

Cross validation digunakan untuk memvalidasi model klasifikasi karena kecilnya jumlah sampel yang tersedia. *Cross validation* membuat penggunaan data menjadi lebih baik. Objek yang diprediksi sama sekali tidak digunakan dalam pengembangan model. *Cross validation* membagi data menjadi dua bagian. Satu bagian digunakan sebagai *training set* (data latih), yaitu untuk membuat parameter model dalam *classifier*. Bagian lainnya merupakan *test set* (data uji) yang digunakan untuk menguji kinerja model. Prosedur diulang dengan cara setiap sampel hanya sekali menjadi test set. Kesalahan prediksi adalah representasi untuk sampel-sampel yang baru (Duda *et al.* 2000; Westerhuis *et al.* 2008).

K-fold Cross validation merupakan teknik resampling yang membagi data menjadi k subdata. Setiap subdata berjumlah l/k data dengan l adalah jumlah seluruh data, $k-1$ subdata digunakan sebagai data latih dan satu subdata lainnya digunakan sebagai data uji. Akurasi *Cross validation* merupakan jumlah seluruh hasil klasifikasi yang benar dibagi dengan jumlah seluruh data (Anguita *et al.* 2009).

2.2.8 Confusion Matrix

Salah satu metode untuk mengevaluasi kinerja classifier yaitu menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merangkum jumlah data yang diprediksi benar atau salah oleh model klasifikasi. *Confusion Matrix* lebih sering disebut dengan table kontingensi. Table 1 adalah *Confusion Matrix* untuk masalah dua kelas yang diberi label kelas positif (+) dan kelas negative (-). Oleh karena itu *Confusion Matrix* berukuran 2×2 , matriks dapat berukuran lebih besar. Jumlah data yang diklasifikasi dengan benar adalah jumlah diagonal dalam matriks, sedangkan yang lainnya adalah yang salah diklasifikasikan (Srinivasulu *et al.* 2009).

Tabel 1. *Confusion Matrix* untuk masalah klasifikasi biner

		Predicted class	
		+	-
Aktual	+	TP	FN
Class	-	FP	TN

Terminology berikut ini sering digunakan ketika mengacu pada jumlah yang ditabulasikan dalam *Confusion matrix* (Srinivasulu *et al.* 2009):

1. True positive (TP): jumlah data positif yang dengan benar diprediksi oleh model klasifikasi.
2. False negative (FN): jumlah data positif yang salah diprediksi. Diprediksi sebagai negatif oleh model klasifikasi.
3. False positif (FP): jumlah data negative yang salah diprediksi. Diprediksi sebagai positif oleh model klasifikasi.
4. True negative (TN): jumlah data negative yang dengan benar diprediksi oleh model klasifikasi.

Akurasi kinerja *classifier* ditentukan berdasarkan rasio antara jumlah data yang dapat diklasifikasikan dengan benar dan total jumlah data. Secara teknis dapat didefinisikan seperti pada persamaan berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}$$

Thresholding local menggunakan ambang tunggal, yaitu batas pembagiannya hanya satu dengan menghitung median nilai dari keseluruhan piksel. Nilai piksel akan dikelompokkan menjadi dua kelompok, yaitu piksel yang akan dibulatkan nilainya menjadi 255 dan 0. Menghitung nilai T dengan persamaan berikut:

$$T1 = \text{median} \{f(x,y), (x,y) \in W\}$$

$$T2 = \frac{\{f(x,y), (x,y) \in W\} + \min\{f(x,y), (x,y) \in W\}}{2}$$

$$T3 = \frac{\sum \sum_{(x,y) \in W} f(x,y)}{N_w} - C$$

W menyatakan blok yang diproses, N_w menyatakan banyaknya piksel pada setiap blok, W dan C menyatakan suatu konstanta yang ditentukan secara bebas. Bila $C = 0$, berarti nilai threshold (T) sama dengan nilai rata-rata setiap piksel pada blok bersangkutan.

2.3 Perbandingan Tinjauan

Bai *et al.* (2018) melaporkan bahwa tahap pertama terhadap deteksi tangkai malai padi menggunakan fitur warna untuk menghilangkan background/ latar belakang citra rumpun padi. Tahap awal klasifikasi untuk deteksi tangkai malai padi menggunakan SVM. Tahapan segmentasi citra dalam klasifikasi SVM, citra bentuk RGB diubah menjadi citra ruang warna CIE $L^*a^*b^*$ (Lab) dengan tujuan untuk mendapatkan distribusi warna yang seragam pada citra. Klasifikasi dengan SVM daun padi yang berwarna kuning juga ikut terdeteksi sebagai tangkai malai padi. Oleh karena itu digunakan gradient Histogram pada klasifikasi tahap kedua. Gradient histogram ini digunakan untuk menganalisis gradient dan mendeteksi tangkai malai padi. Gradient histogram dapat digunakan untuk data multidimensi

dengan multi atribut. Untuk menganalisis gradient internal region tangkai malai menggunakan operasi erosi.

Selanjutnya Chaudary *et al.* (2012) melaporkan bahwa pendeteksian spot pada tanaman padi proses pengubahan warna citra RGB menjadi citra dengan satu ruang warna sebelum dilakukan segmentasi citra melalui 3 model yakni diubah menjadi model warna HIS, model warna YCbCr, dan model warna CIELAB untuk mendapatkan metode terbaik dalam mendeteksi penyakit bercak pada daun padi. Selanjutnya menggunakan thresol Otsu pada komponen warna untuk mendeteksi spot penyakit pada daun padi secara akurat. Jadi pada penelitian ini juga menggunakan 3 model transform warna tersebut. Hasil yang terbaik yakni dengan model ruang warna CIELAB kemudian segmentasi citra menggunakan thresol Otsu pada komponen A sebagai filter pada ruang warna LAB. Model warna YCBCR: Y merupakan komponen pencahayaan/luminance, Cb, Cr: komponen warna, Cb: perbedaan antara komponen biru, Cr: perbedaan antara komponen merah. Model warna HIS: H indikasi hue, menggambarkan warna alami dan umumnya berhubungan dengan wavelength of light. I; saturation, untuk mengukur colorfulness. I: intensity. Model warna CIELAB, L: warna brightness. A: rentang warna dari hijau ke merah. B: rentang warna dari biru ke kuning.

Kemudian Wibowo & Herdiyeni (2011) melaporkan bahwa untuk pengenalan citra tanaman hias dilakukan proses segmentasi citra dengan latar belakang sederhana, latar belakang kompleks, citra dengan pencahayaan seragam dan tidak seragam, dan citra dengan keragaman warna objek menggunakan metode Boykov and Kolmogorov max flow min-cut graph. Segmentasi citra tanaman hias dengan ekstraksi fitur menggunakan Rotation Invariant Uniform Patterns (LBPriu2) (Kulsum 2010) dan klasifikasi Probabilistic Neural Network (PNN) (Nurafifah 2010).

Selanjutnya Lu *et al.* (2017) melakukan identifikasi dan diagnose secara otomatis terhadap penyakit tanaman padi (penyakit blas, embun jelaga, bercak coklat, hawar daun bakteri), terdiri atas sampel sebanyak 500 citra daun dan batang padi yang sehat dan sakit, identifikasi menggunakan deep convolutional neural networks (CNNs) dengan akurasi mencapai 95.48%. CNN efektif untuk mengekstrak fitur dalam mengidentifikasi penyakit tanaman padi. CNN merupakan metode klasifikasi terbaik dalam pengenalan pola.

Kawaski *et al.*, CNN digunakan untuk mengenali secara otomatis penyakit pada daun timun (penyakit bercak kuning oleh virus, virus mosaik kuning). Sanyal et al juga mengidentifikasi penyakit bercak coklat dan blas pada padi menggunakan CNN. Keunggulan CNNs lebih cepat dan akurat untuk pengenalan secara otomatis pada diagnose penyakit tanaman. Tidak hanya meningkatkan kecepatan konvergen tetapi juga lebih tinggi akurasi pengenalan dari pada model algoritma standard BP, SVM, dan PSO particle swarm optimization. Keuntungan CNNs: citra dapat diinput secara langsung. 10 jenis penyakit yang telah menggunakan

CNNs yaitu rice blast, rice false smut, rice brown spot, rice bakanae disease, rice sheath blight, rice sheath rot, rice bacterial leaf blight, rice bacterial sheath rot, rice seeding blight, rice bacterial wilt.

Kemudian Ferentinos (2018) mengidentifikasi dan mendiagnosa penyakit tanaman secara otomatis menggunakan convolutional neural network (CNNs) terhadap citra daun tanaman yang sehat dan sakit. Bai *et al.* (2018) melaporkan bahwa citra tangkai malai padi dan background (daun, tanah, air) diubah dari citra RGB menjadi CIE L^*a^*b (Lab) ruang warna dalam bentuk 8 bit. Ruang warna Lab dipilih untuk menemukan ruang distribusi warna yang seragam dalam segmentasi citra padi. Namun masih terjadi kesalahan dalam mengidentifikasi citra tangkai malai padi. Citra asli dikrop secara manual, kemudian aplikasi K-means clustering untuk segmentasi semua blok tangkai malai padi. Klasifikasi SVM terhadap tangkai malai padi mencapai 93.2% dengan 5000 jumlah sampel.

Lebih lanjut Bai *et al.* (2018) melaporkan bahwa deteksi tangkai malai padi dengan SVM mengalami kesalahan deteksi sebagai tangkai malai padi dengan fitur warna kuning (alasan pencahayaan factor cuaca berupa cerah dan mendung). Sama seperti klasifikasi menggunakan SVM, kesalahan deteksi tangkai malai padi menggunakan histogram gradient vector juga masih tinggi dalam mengidentifikasi tangkai malai padi. Kemudian Bai *et al.* (2018) melaporkan bahwa CNN dapat digunakan secara otomatis dalam klasifikasi untuk objek yang memiliki struktur yang kompleks dan karakteristik yang sulit. CNN mengekstrak fitur citra secara otomatis. CNN fitur citra dengan level rendah yang diperoleh dengan klafikasi CNN digunakan untuk menggambarkan tangkai malai padi dan lebih lanjut mengurangi kesalahan dalam mendeteksi tangkai malai padi. Hasil klasifikasi tangkai malai padi menggunakan CNN mencapai 86.7%. beberapa perluasan dari CNN dalam mendeteksi tangkai malai padi dapat mengatasi pengaruh daun yang kuning dan resolusi yang rendah pada citra padi.

Powbunthorn *et al.* (2012) mengembangkan teknik analisis citra untuk menilai tingkatan dari penyakit brown leaf spot pada daun singkong. Teknik yang dilakukan yaitu mentransformasi citra berbasis RGB menjadi berbasis HSI (hue saturation intensity). Citra HSI kemudian disegmentasi dan dilakukan ekstraksi ciri untuk menentukan total area daun dan area terserang. Ardiansyah *et al.* (2013) mengembangkan algoritma watershed untuk menduga kepadatan populasi kutu kebul. Algoritme tersebut tepat digunakan untuk mensegmentasi kutu kebul, karena algoritme bekerja dengan baik pda objek yang memiliki variasi tingkat keabuan rendah dan area yang saling tumpang tindih (overlap). Teknik yang dilakukan yaitu melakukan segmentasi citra dengan menggunakan watershed, perhitungan area serangan, penentuan kepadatan populasi kutu dan evaluasi pendugaan tingkat kepadatan. perbaikan citra menggunakan filter median, bertujuan untuk mengurangi noise pada citra. citra hsl segmentasi digunakan untuk menghitung area serangan hama pada daun. Area serangan hama dihitung

menggunakan penarikan contoh beberapa area daun. Hasil perhitungan kemudian diekstraksi dan digunakan untuk menentukan tingkat kerapatan populasi kutu kebul.

Hasil penelitian Machado *et al.* (2016) dilaporkan bahwa dikembangkan metode dasar citra non destruktif dengan dua teknik yaitu menggunakan segmentasi Otsu dan kurva Bezier untuk memperkirakan kerusakan daun dengan atau tanpa kerusakan bagian tepi helaian daun. Dihasilkan aplikasi smartphone bernama Bioleaf, untuk menghitung nilai persentase kerusakan daun dengan keakuratan sebanding dengan perhitungan pakar yang dilakukan oleh manusia. Kelemahan dari aplikasi tersebut tidak dapat menghitung kerusakan daun pada citra yang berwarna kuning. Sedangkan pada penelitian Clement *et al.* (2015) bahwa sampel yang digunakan hanya berupa daunnya tanpa mengikutsertakan bagian organ lainnya seperti tangkai daun dan organ lainnya, penelitian tersebut dilakukan untuk menghitung secara otomatis perubahan warna daun akibat dimakan bagian dari sel daun oleh serangga.

Bab 3

Metodologi Penelitian

3. 1 Motivasi

Motivasi pengambilan riset ini dikarenakan oleh faktor pemenuhan kebutuhan akan pangan terutama padi, di mana beras yang merupakan produk padi menjadi kebutuhan pokok di Indonesia. Usaha pemenuhan kebutuhan terhadap beras tentunya dimulai dari fase budidaya hingga panen, kita menghendaki makan yang berkualitas dan menyehatkan tubuh. Salah satu kendala yang dihadapi dalam pemenuhan kebutuhan terhadap beras yaitu serangan serangga penggerek batang padi yang termasuk serangga utama pada padi. Monitoring terhadap serangan serangan penggerek batang pada padi dengan menggunakan teknik computer merupakan salah satu alternatif yang layak untuk dikembangkan. Alasan pengembangan teknik tersebut di antaranya karena sifatnya yang tidak merusak, cepat dan objektif dan tidak banyak membutuhkan tenaga manusia. Kegiatan monitoring terhadap kehadiran serangga hama ini tentunya dapat mengurangi tingkat penggunaan insektisida kimiawi sintetik yang memiliki dampak negatif terhadap manusia, tanaman, serangga dan lingkungan.

3.2 Framework Riset

3. 2.1 Pengambilan Data Citra Tanaman Padi

Jenis citra yaitu citra rumpun padi pada fase pertumbuhan vegetatif (belum terbentuk malai bulir padi) untuk melihat adanya gejala sundep akibat serangan serangga Penggerek Batang Padi, serta citra rumpun padi beluk pada (awal terbentuk bunga padi fase generatif) akibat serangan Penggerek Batang Padi. Selain tanaman padi bergejala serangan serangga hama tersebut, juga dilakukan pengambilan citra tanaman padi yang sehat tidak bergejala serangan serangga hama.

Daerah alternatif pengambilan sampel citra yaitu Desa Suka Makmur, (Karawang), Kecamatan Binong (Subang), Kecamatan Patrol (Indramayu), Pasir Muncang (Bogor), Desa Situgede (Bogor), Kabupaten Kubu Raya (Pontinak). Kamera yang digunakan yaitu kamera handphone Samsung Galaxy J7 dengan ukuran piksel 13 MP + 5 MP / 16 MP dual rear kamera dengan menggunakan kondisi pencahayaan alami. Pengambilan semua citra dilakukan pada waktu yang sama sekitar pukul 9.00 hingga pukul 14.00. jarak pengambilan citra tanaman padi bergejala dilakukan dengan jarak 0.5 meter dari kamera ke objek tanaman.

3.2.2 Praproses Citra

Tahap praproses dilakukan untuk mempersiapkan citra yang digunakan sebelum masuk ke tahap ekstraksi fitur. Tahap awal praproses yaitu mengubah warna citra RGB menjadi citra *grayscale*. Tujuannya menyederhanakan citra menjadi satu sehingga mengurangi waktu pemrosesan. Apabila citra kurang kontras, operasi *histogram equalization* dilakukan. Selanjutnya, citra dikonversi dalam format *hue-saturation-value* (HSV). Untuk menghilangkan nois menggunakan Gaussian

Filtering memperoleh akurasi 98,63%, sedangkan mengekstrak tanaman yang bergejala menggunakan ekstraksi warna HSV mencapai akurasi 98.91%. sedangkan pendekatan Gaussian smoot akurasi dicapai 90.96% (Sethy *et al.* 2020).

3.2.3 Pemisahan Tanah dan Rumpun Padi fase Pertumbuhan Vegetatif

Pendugaan tingkat serangan penggerek batang padi pada fase vegetatif (sundep) dan fase generatif (beluk) berdasarkan citra rumpun melibatkan dua proses segmentasi, yaitu segmentasi tanaman dan latar belakang serta segmentasi bagian tanaman yang bergejala sundep, beluk dan tanaman yang sehat.

Citra tanah (latar belakang) tidak dilibatkan dalam operasi klasifikasi kerusakan tanaman padi oleh serangan serangga hama sehingga harus dipisahkan dari bagian rumpun padi pada citra tersebut dengan tujuan untuk mengurangi kesalahan pada pengolahan citra lebih lanjut. Penelitian ini menggunakan indeks kehijauan-kecerahan (d), seperti pada penelitian (Kirk *et al.* 2009) memperhatikan kecerahan tanaman sehingga tanaman yang tidak murni berwarna hijau tetap terdeteksi sebagai tanaman. Nilai indeks d antara tanah dan tanaman memiliki perbedaan yang cukup jelas dapat dipisahkan dengan mudah.

Indeks d diperoleh dengan menggabungkan nilai kehijauan dan kecerahan pada setiap piksel citra. Nilai kehijauan (g) diperoleh dengan menggunakan formula:

$$G = \log (G/R + 1)$$

Bagian tanaman memiliki nilai kehijauan yang tinggi karena memiliki warna hijau (G) yang lebih besar dibanding warna merah (R). sebaliknya, tanah memiliki nilai kehijauan yang rendah karena nilai R tanah lebih besar. Akan tetapi, bagian tanaman yang rusak dan bergejala akibat serangan serangga (batang padi dan tangkai malai padi) cenderung berwarna putih belum dapat dipisahkan. Kedua bagian tersebut dapat dipisahkan dengan menggunakan komponen kedua yaitu kecerahan (L).

$$L = \log (G + 1) - \log \bar{G}, \bar{G} \text{ nilai rata-rata warna hijau pada citra.}$$

Tanaman yang berada lebih dekat dengan cahaya matahari memiliki nilai L yang lebih tinggi, sedangkan tanah yang lebih jauh dari cahaya matahari memiliki nilai L yang lebih rendah. Nilai indeks akhir diperoleh dengan menggabungkan kedua nilai tersebut dengan formula:

$$D = \cos (\alpha)g + \sin (\alpha)L$$

Nilai α yang dipilih adalah nilai yang dapat memisahkan tanah dengan baik. Penelitian (Asfarian *et al.* 2014) bahwa nilai α yang dipilih yaitu sebesar 60° sehingga bobot untuk komponen kecerahan lebih besar dibanding bobot komponen kehijauan. Hal tersebut dikarenakan bagian yang terinfeksi lebih mudah dikenali berdasarkan komponen kecerahan dibanding kehijauan.

Selanjutnya, dilakukan proses thresholding dengan menggunakan algoritma Otsu (1975).

3.2.4 Pemisahan Bagian Batang yang terserang (sundep) dan Sehat

Pemisahan bagian daun yang rusak dan sehat dipisahkan dengan algoritma Chaudhary et al. (2012). Ruang warna citra diubah dari RGB ke CIELab, kemudian proses pemulusan citra dengan menggunakan filter median dilakukan. Selanjutnya dilakukan threshold Otsu pada komponen A citra tersebut, yang memuat informasi warna citra dari hijau ke merah. Tanaman sehat akan tampak lebih hijau, sedangkan tanaman yang rusak tampak lebih merah, membuat keduanya mudah dipisahkan dengan menggunakan komponen warna tersebut. Chaudhary et al (2012) melaporkan bahwa teknik tersebut tidak terpengaruh oleh jenis tanaman, jenis bercak tanaman, dan kamera yang digunakan.

3.2.5 Pemisahan Tanah dan Rumpun Padi fase Pertumbuhan Generatif

Citra tanah tidak dilibatkan dalam operasi klasifikasi kerusakan tanaman padi oleh serangan serangga hama sehingga harus dipisahkan dari bagian rumpun padi pada citra tersebut. Penelitian ini menggunakan indeks kehijauan-kecerahan (d), seperti pada penelitian (Kirk *et al.* 2009) memperhatikan kecerahan tanaman sehingga tanaman yang tidak murni berwarna hijau tetap terdeteksi sebagai tanaman. Nilai indeks d antara tanah dan tanaman memiliki perbedaan yang cukup jelas dapat dipisahkan dengan mudah. Indeks d diperoleh dengan menggabungkan nilai kehijauan dan kecerahan pada setiap piksel citra. Nilai kehijauan (g) diperoleh dengan menggunakan formula:

$$G = \log (G/R + 1)$$

Bagian tanaman memiliki nilai kehijauan yang tinggi karena memiliki warna hijau (G) yang lebih besar disbanding warna merah (R). sebaliknya, tanah memiliki nilai kehijauan yang rendah karena nilai R tanah lebih besar. Akan tetapi, bagian tanaman yang rusak dan bergejala akibat serangan serangga dan bulir padi yang cenderung berwarna cokelat belum dapat dipisahkan. Kedua bagian tersebut dapat dipisahkan dengan menggunakan komponen kedua yaitu kecerahan (L).

$$L = \log (G + 1) - \log \bar{G}, \bar{G} \text{ nilai rata-rata warna hijau pada citra.}$$

Tanaman yang berada lebih dekat dengan cahaya matahari memiliki nilai L yang lebih tinggi, sedangkan tanah yang lebih jauh dari cahaya matahari memiliki nilai L yang lebih rendah. Nilai indeks akhir diperoleh dengan menggabungkan kedua nilai tersebut dengan formula:

$$D = \cos (\alpha)g + \sin (\alpha)L$$

Nilai α yang dipilih adalah nilai yang dapat memisahkan tanah dengan baik. Penelitian (Asfarian *et al.* 2014) bahwa nilai α yang dipilih yaitu sebesar 60 derajat sehingga bobot untuk komponen kecerahan lebih besar disbanding bobot komponen kehijauan. Hal tersebut dikarenakan bagian yang terinfeksi lebih

mudah dikenali berdasarkan komponen kecerahan disbanding kehijauan. Selanjutnya, dilakukan proses thresholding dengan menggunakan algoritma Otsu (1975).

3.2.6 Pemisahan tangkai malai padi yang terserang (beluk) dan bagian rumpun padi yang sehat

Pemisahan bagian batang daun yang rusak dan sehat dipisahkan dengan algoritma Chaudhary *et al.*, (2012). Ruang warna citra diubah dari RGB ke CIELab, kemudian proses pemulusan citra dengan menggunakan filter median dilakukan. Selanjutnya dilakukan threshold Otsu pada komponen A citra tersebut, yang memuat informasi warna citra dari hijau ke merah. Tanaman sehat akan tampak lebih hijau, sedangkan tanaman yang rusak tampak lebih merah, membuat keduanya mudah dipisahkan dengan menggunakan komponen warna tersebut. Chaudhary *et al.*, (2012) melaporkan bahwa teknik tersebut tidak terpengaruh oleh jenis tanaman, jenis bercak tanaman, dan kamera yang digunakan.

Citra asli RGB tanaman padi bergejala dikonversi menjadi hitam dan putih (biner) dengan operasi rekonstruksi opening-closing sehingga menghasilkan citra tanaman terpisah dari background.

3.2.7 Klasifikasi batang padi (gejala sundep) dan tangkai malai padi (gejala beluk) berdasarkan fitur warna menggunakan Convolution Neural Network

Klasifikasi yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan klasifikasi CNN. CNN merupakan metode yang digunakan untuk klasifikasi secara otomatis memilih input citra yang memiliki atribut yang kompleks. CNN efektif untuk klasifikasi citra dengan struktur yang kompleks dan karakteristik yang sulit.

Arsitektur CNN terdiri atas 2 layer convolution (C1, C2), 2 lapis pooling (S1, S2), dan LeNet-5. Ukuran citra yg diinput (28x28) yang bekerja pada layer convolution dengan penyatuan layer secara berurutan untuk mempelajari dan mengekstrak fitur citra secara otomatis. C1 dan C2 masing-masing memiliki 12 dan 24 fitur map. Convolution kernel berukuran 5x5. Jumlah fitur map pada masing-masing penyatuan layer sama dengan jumlah sebelumnya. convolution layer dan convolution kernel biasanya bekerja untuk mengekstrak fitur citra. Masing-masing fitur map di dalam convolution layer membagi sama dengan convolution kernel untuk mengekstrak fitur citra.

$$X_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} K_{ij}^l + b_j^l\right)$$

F = fungsi aktivasi

X_i^{l-1} = fitur map

K_{ij}^l = convolution kernel

b_j^l = bias

Untuk Pooling layer adopsi dari (Bouvier 2006)

$$X_j^l = f(\beta_j^l \cdot \text{Down}(X_j^{l-1}) + d_j^l)$$

X_j^l = fitur map

β_j^l = factor multiplikatif

d_j^l = bias

3.2.8 Evaluasi

Kinerja CNN dapat ditentukan dengan menghitung besaran akurasi yang berhasil diperoleh. Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{data uji benar diklasifikasi}}{\sum \text{data uji}} \times 100\%$$

3.2.9 Perhitungan Rasio Batang Rusak

Bagian rumpun yang bergejala (rusak), proporsi (I) luas daun bergejala rusak terhadap luas area seluruh tanaman dapat dihitung dengan menggunakan formula berikut:

$$I = \frac{PI}{PI+PS}$$

I = rasio batang daun bergejala pada citra rumpun padi

PI = banyaknya bagian batang daun yang terinfeksi pada citra rumpun (dalam piksel)

PS = banyaknya bagian batang daun yang sehat pada citra rumpun (dalam piksel).

3.2.10 Pengembangan Model Pengukuran Serangan

Berdasarkan rasio daun bergejala rusak, citra rumpun diklasifikasikan dalam persentase.

DAFTAR PUSTAKA

- Amalia I, Herdiyeni Y, Rauf A. 2013. Pendugaan tingkat serangan ulat *Plutella xylostella* dan *Crociodolomia pavonana* pada pertanaman kubis berdasarkan citra. [tesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Ardiansyah, Herdiyeni Y, Rauf A. 2013. Pendugaan kerapatan populasi hama kutu kebul (*whitefly*) pada tanaman sayuran menggunakan *watershed segmentation*. [tesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Asfarian A, Herdiyeni Y, Rauf A. 2014. Identifikasi penyakit padi menggunakan *deskriptor fraktal* dan pengukuran keparahan penyakit hawar daun bakteri berdasarkan citra rumpun. [tesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Bai X, Cao Z, Zhao L, Zhang J, Lv C, Li C, Xie J. 2018. Rice heading stage automatic observation by multi-classifier cascade based rice spike detection method. *Agricultural and Forest Meteorology* 259: 260-270.
- [Balai Besar Peramalan Organisme Pengganggu Tumbuhan]. 2018. Evaluasi Prakiraan Serangan Organisme Pengganggu Tumbuhan Utama Padi, Jagung, dan Kedelai MT 2017/2018 dan Prakiraan Serangan Organisme Pengganggu Tumbuhan Utama Padi, Jagung dan Kedelai MT 2017 Di Indonesia. Balai Besar Permalan Organisme Pengganggu Tumbuhan, Direktorat Jenderal Tanaman Pangan, Kementerian Pertanian.
- Chaudhary P, Chaudhari AK, Cheeran AN, Godara S. 2012. Color transform based approach for disease spot detection on plant leaf. *International Journal of Computer Science and Telecommunications*. 3(6): 65-70.
- Clement A, Verfaille T, Lormel G, Jaloux B. 2015. A new colour vision system to quantify automatically foliar discolouration caused by insect pests feeding on leaf cells. *Biosystems Engineering* 133:128-140.
- Ferentinos KP. 2018. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture* 145: 311-318.
- Huang K. 2012. Detection and classification of areca nuts with machine vision. *Computers and Mathematics with Applications* 64: 739-746.
- Irfansyah M, Herdiyeni Y. 2011. Pengukuran kinerja *k-nearest neighbors* dan *self organizing maps* menggunakan *fast fourier transform* untuk identifikasi penyakit tanaman (studi kasus: tanaman padi dan anthurium). [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Kaur S, Pandey S, Goel S. 2017. An automatic leaf disease detection system for legume species. *J. Biol. Today's World* 6(6): 115-122.

- Kouakou AK, Bagui OK, Agneroh TA, Soro AP, Zoueu JT. 2016. Cucumber mosaic virus detection by artificial neural network using multispectral and multimodal imagery. *Optick-International Journal for Light and Electron Optics*.
- Lu Y, Yi S, Zeng N, Liu Y, Zhang Y. 2017. Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks. *Neurocomputing* 267: 378-384.
- Machado BB, Orue JPM, Arruda MS, Santos CV, Sarath DS, Gonvalves WN, Silva GG, Pistori H, Roel AR, Rodrigues-Jr JF. 2016. BioLeaf: A professional mobile application to measure foliar damage caused by insect herbivory. *Computer and Electronics in Agriculture* 129: 44-55.
- Madenda S. 2015. Pengolahan Citra & Video Digital Teori, Aplikasi, dan Pemrograman Menggunakan MATLAB. Jakarta: Erlangga.
- Pratama MB, Kustiyo A. 2013. Identifikasi daun tanaman jati menggunakan k-nearest neighbour dengan ekstraksi fitur ciri morfologi daun. [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Septian MRD, Cahyanti M, Swedia ER. 2018. Aplikasi Pendeteksi Kerusakan pada Daun Berdasarkan Warna. *Konferensi nasional Sistem Informasi 2018*.