

TESIS

DETEKSI DAN PENGHAAPUSAN BAYANGAN UNTUK SISTEM IDENTIFIKASI DINI SERANGAN PENYAKIT BUSUK BUAH KAKAO

*Detection and Shadow Removal for Cocoa Fruit Rot Early
Identification System*

JUSTAM
D082202007



PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA
DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024



PENGAJUAN TESIS

DETEKSI DAN PENGHAAPUSAN BAYANGAN UNTUK SISTEM IDENTIFIKASI DINI SERANGAN PENYAKIT BUSUK BUAH KAKAO

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar Magister
Program Studi Teknik Informatika

Disusun dan diajukan oleh:

JUSTAM

D082202007

Kepada

**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024**



TESIS

DETEKSI DAN PENGHAPUSAN BAYANGAN UNTUK SISTEM IDENTIFIKASI DINI SERANGAN PENYAKIT BUSUK BUAH KAKAO

JUSTAM
D082202007

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Tesis yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi
pada Program Magister Teknik Informatika Fakultas Teknik

Universitas Hasanuddin

Pada tanggal 11 November 2023

dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama



Prof. Dr. Ir. Indrabayu, ST., MT., M.Bus.Sys., IPM., ASEAN. Eng.
NIP. 19750716 200212 1 004

Pembimbing Pendamping



Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.
NIP. 19640427 198910 1 002

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin



hammad Isran Ramli, M.T. IPM., ASEAN.Eng.
IP. 19730926 200012 1 002

Ketua Program Studi
S2 Teknik Informatika



Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.
NIP. 19640427 198910 1 002



PERNYATAAN KEASLIAN PENELITIAN DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Yang bertandatangan di bawah ini

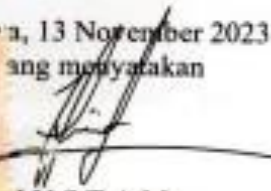
Nama : Justam

Nomor mahasiswa : D082202007

Program studi : Magister Teknik Informatika

Dengan ini menyatakan bahwa, tesis berjudul "DETEKSI DAN PENGHAPUSAN BAYANGAN UNTUK SISTEM IDENTIFIKASI DINI PENYAKIT BUSUK BUAH KAKAO" adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN, Eng. dan Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di konferensi Internasional (*The Ieee International Conference On Industry 4.0, Artificial Intelligence, And Communications Technology LAICT 2023*). Sebagai artikel dengan judul "*DETECTION AND COUNTING OF THE NUMBER OF COCOA FRUITS AND TREES USING UAV*".

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Gowa, 13 November 2023
Yang menyatakan

JUSTAM
NIM. D082202007



KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh. Sebagai seorang muslim yang pertama-tama penulis panjatkan adalah puji syukur atas kehadiran Allah Subhanahu Wa ta'ala, yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulisan tesis yang berjudul **“Deteksi dan Penghapusan Bayangan Untuk Sistem Identifikasi Dini Penyakit Busuk Buah Kakao”** dapat terselesaikan dengan baik. Shalawat serta Salam tidak lupa tetap tercurahkan kepada Baginda Nabi Muhammad Sallallahu Alaihi Wasallam, sebagai Uswantun Hasanah dan Rahmat bagi seluruh alam.

Tesis ini disusun untuk memenuhi persyaratan untuk memperoleh gelar Magister Komputer (M. Kom) pada Program Pascasarjana Departemen Teknik Informatika Universitas Hasanuddin Makassar.

Tentunya penyelesaian tesis ini tidak terlepas dari dukungan dan bantuan dari semua pihak. Untuk itu, dengan penuh kerendahan hati penulis menyampaikan terima kasih setulus-tulusnya dan setinggi-tingginya kepada:

- Bapak Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN, Eng., selaku Ketua Departemen Teknik Informatika sekaligus Pembimbing pertama, yang telah banyak mendukung dan membantu selama penulis menempuh pendidikan pascasarjana di Universitas Hasanuddin.
- Bapak Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc., selaku Ketua Program Studi S2 sekaligus dosen pembimbing kedua yang telah meluangkan waktunya kepada penulis untuk membimbing, memberikan masukan, memotivasi dalam tahap penyelesaian tesis ini.
- Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T., Ibu Mukarammah Yusuf, B. Sc., M. Sc., Ph.D dan Bapak Dr-Eng. Ady Wahyudi Paundu S.T., M.T., selaku penguji yang memberikan masukan dan saran yang membangun selama proses penelitian yang penulis lakukan.
- Istri tercinta Samsidar, SP., M.Si. yang telah memberikan dukungan materil, dan motivasi yang kuat kepada penulis, hingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.



- Kakak dan adik saya yang selalu memberikan nasehat dan semangat dalam menempuh proses Pendidikan penulis.
- Dosen, staf dan mahasiswa Universitas Hasanuddin terkhusus teman-teman mahasiswa Himpunan Mahasiswa Magister Teknik Informatika yang selama ini memberikan dukungan dan motivasi untuk menyelesaikan Study di Universitas Hasanuddin.
- Teman-teman penulis dari sabang sampai Merauke yang selalu mendoakan kebaikan dan mendukung penulis dalam menyelesaikan Pendidikan Magister Teknik Informatika di Universitas Hasanuddin.
- Rekan-rekan Lab. AIMP, Lab. CBS, Lab Multimedia, Lab Ubicom dan Lab IOT Departemen Teknik Informatika yang selalu memberikan dukungan dalam suka maupun duka dalam proses penyelesaian tesis ini.
- Rekan-rekan Mahasiswa S2 Departemen Teknik Informatika Angkatan 2020 yang selalu mendukung dalam proses penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa tesis yang penulis buat masih jauh dari kata sempurna dan di dalam penyelesaiannya masih menemui kesulitan dan hambatan, sehingga penulis tetap mengharapkan saran dan kritik untuk pengembangan lebih lanjut, agar dapat memberikan manfaat yang banyak bagi semua pembaca.

Akhirnya, penulis menyampaikan permohonan maaf yang sebesar-besarnya kepada pembaca seandainya terdapat kesalahan-kesalahan di dalam tesis ini dan penulis berharap semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Penulis,

J U S T A M
NIM. D082202007



ABSTRAK

JUSTAM. *Deteksi dan Penghapusan Bayangan Untuk Sistem Identifikasi Dini Penyakit Busuk Buah Kakao* (dibimbing oleh **Indrabayu, Zahir Zainuddin**)

Penyakit buah tanaman adalah salah satu penyebab kritis kehilangan hasil besar yang mengurangi kuantitas dan mengurangi kualitas produk pertanian. Tanaman kakao dipengaruhi oleh penyakit busuk buah yang mempengaruhi produksi buah tanaman. Namun pada proses deteksi penyakit buah kakao terkadang bayangan muncul pada suatu daerah ketika cahaya dari suatu sumber tidak dapat mencapai daerah tersebut karena terhalang suatu benda, sehingga bayangan terkadang salah memberikan informasi yang berguna tentang objek, yang mana bayangan tersebut terdeteksi sebagai penyakit busuk buah kakao. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui performa kerja sistem dalam mendeteksi bayangan dan mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao menggunakan LAB dan melakukan ekstraksi fitur menggunakan GLCH, GLCM, HSV dan LBP serta mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao menggunakan SVM. Hasil dari penelitian ini pada proses penghapusan bayangan didapatkan nilai threshold yang mana Luemens 0 sampai dengan nilai 25 terdeteksi sebagai penyakit busuk buah kakao, sedangkan nilai threshold antara 26 sampai dengan 50 terdeteksi sebagai bayangan. Sedangkan pada proses klasifikasi penyakit buah kakao menggunakan SVM, hasilnya menunjukkan bahwa pada kelas sakit, nilai F1 score mencapai 0.26 ketika menggunakan ekstraksi fitur GLCM. Sementara itu, kelas sehat mencapai nilai 0.85 pada ekstraksi fitur yang sama. Selanjutnya, ekstraksi fitur dengan GLCH memberikan nilai F1 score kelas sakit sebesar 0.25 dan kelas sehat sebesar 0.81. Pada ekstraksi fitur dengan HSV, nilai F1 score pada kelas sakit adalah 0.21, sementara kelas sehat mencapai 0.83. Terakhir, pada ekstraksi fitur dengan LBP, diperoleh nilai F1 score pada kelas sakit sebesar 0.065 dan pada kelas sehat sebesar 0.85. Meskipun hasil klasifikasi terbaik diperoleh melalui penggunaan ekstraksi fitur GLCM, namun terdapat kekurangan pada proses klasifikasi akibat ketidakseimbangan data.

Kata Kunci – Deteksi kakao, deteksi bayangan, ruang warna LAB, Ekstraksi Fitur, SVM.



ABSTRACT

JUSTAM. *Detection and Shadow Removal for Cocoa Fruit Rot Early Identification System* (supervised by **Indrabayu, Zahir Zainuddin**)

Plant fruit diseases are one of the critical causes of major yield losses that reduce the quantity and reduce the quality of agricultural products. Cocoa plants are affected by fruit rot disease which affects the fruit production of the plant. However, in the process of cocoa fruit disease detection, shadows sometimes appear in an area when light from a source cannot reach the area because it is blocked by an object. The shadows sometimes misrepresent useful information about the object, which is detected as cocoa pod rot and causes problems in computer vision applications, such as segmentation, object detection, and object counting. The results of this study on the shadow removal process obtained a threshold value which Luemans 0 to 25 is detected as cocoa fruit rot disease, while the threshold value between 26 to 50 is detected as a shadow. While in the cocoa fruit disease classification process using SVM, the results show that in the sick class, the F1 score value reaches 0.26 when using GLCM feature extraction. Meanwhile, the healthy class reached a value of 0.85 in the same feature extraction. Furthermore, feature extraction with GLCH gives an F1 score value of 0.25 for the sick class and 0.81 for the healthy class. In feature extraction with HSV, the F1 score value of the sick class is 0.21, while the healthy class reaches 0.83. Finally, in feature extraction with LBP, the F1 score value in the sick class is 0.065 and in the healthy class is 0.85. Although the best classification results were obtained through the use of GLCM feature extraction, there are shortcomings in the classification process due to data imbalance.

Keywords - Cocoa detection, shadow detection, LAB color space, feature extraction, SVM.



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PENGAJUAN TESIS.....	ii
PERSETUJUAN TESIS	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN PENELITIAN	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Landasan Teori	7
2.1.1 Kakao (<i>Theobroma cacao</i> L.)	7
2.1.2 Penyakit busuk buah (<i>Phytophthora Palmivora</i>).....	9
2.1.3 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) atau drone	10
2.1.4 Pengenalan citra.....	11
2.1.5 Pengolahan citra	12
2.1.6 <i>Deep learning</i>	12
2.1.7 <i>You only look once</i> (YOLO)	13
2.1.8 Deteksi bayangan	15
2.1.9 Ruang warna LAB.....	17
2.1.10 Koreksi tepi bayangan	18
Ekstraksi fitur (feature extraction)	18
Local binary pattern (LBP).....	18
Level co-occurrence matrix (GLCM).....	19



2.1.14 Hue saturation value (HSV)	19
2.1.15 Level co-occurrence histograms (GLCH)	20
2.1.16 Support vector machine (SVM)	21
2.1.17 <i>Hard-margin</i> SVM / linear SVM	21
2.1.18 Soft-Margin SVM	23
2.1.19 Kernel SVM	25
2.2 Metode Penyelesaian Masalah	28
2.2.1 State of the art	28
2.3 Metode yang diusulkan	37
2.4 Target hipotesis penelitian	38
2.5 Kerangka pikir penelitian	39
BAB III METODE PENELITIAN	40
3.1 Jenis penelitian	40
3.2 Tahapan penelitian	40
3.3 Sumber data	41
3.4 Waktu dan lokasi penelitian	41
3.5 Instrumen penelitian	41
3.6 Teknik pengambilan data	42
3.7 Rancangan sistem	43
3.7.1 Tahap training	45
3.7.2 Analisis kerja sistem	57
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	60
4.1 Hasil <i>training</i> dan validasi model	60
4.2 Penghapusan bayangan	62
4.3 Tahap ekstraksi fitur	68
1. Ekstraksi fitur GLCH	68
2. Ekstraksi fitur GLCM	68
3. Ekstraksi fitur HSV	68
4. Ekstraksi fitur LBP	69
4.4 Hasil kinerja klasifikasi SVM	69
KE Simpulan dan Saran	87
Simpulan	87
an	87



DAFTAR PUSTAKA	89
-----------------------------	-----------



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Kondisi objek terkena bayangan.....	3
Gambar 2. Buah kakao jenis sulawesi 02	8
Gambar 3. Buah kakao jenis MCC 02	9
Gambar 4. Gambar penyakit busuk buah	9
Gambar 5. UAV (Unmanned Aerial Vehicle) atau drone	11
Gambar 6. Perbandingan YOLOv4 dan objek detektor lain	14
Gambar 7. Arsitektur sederhana YOLOv4	15
Gambar 8. Ilustrasi ruang warna LAB.....	18
Gambar 9. Hard-margin SVM.....	21
Gambar 10. Hyperplane terbaik yang memisahkan antar dua kelas positif(+1) dan negatif(-1) (Kesumawati, 2018).	22
Gambar 11. Beberapa misklasifikasi pada soft margin SVM (Awad & Khanna, 2015)	24
Gambar 12. Kernel SVM untuk memisahkan data secara linear (Kesumawati, 2018)	25
Gambar 13. Kerangka pikir penelitian	39
Gambar 14. Tahapan penelitian.....	40
Gambar 15. Skema pengambilan data	42
Gambar 16. Contoh citra yang dihasilkan	43
Gambar 17. Diagram perancangan sistem	44
Gambar 18. Contoh menjalankan labelImg.exe	46
Gambar 19. Contoh output <i>fully connected layer</i>	48
Gambar 20. Proses ekstraksi fitur.....	51
Gambar 21. Data label.....	53
Gambar 22. Ekstraksi LBP	54
Gambar 23. Penyimpanan dataset fitur GLCM yang diekstrak.....	55
Gambar 24. Penyimpanan dataset fitur GLCH yang diekstrak	55
Gambar 25. Konversi gambar dengan Proses HSV	56
Gambar 26. Kerangka kerja sistem.....	56
Gambar 27. Visualisasi output dari sistem	57
Gambar 28. Confussion matrix.....	57
Gambar 29. <i>Accuracy training</i> dan <i>loss training</i>	60
Gambar 30. Hasil deteksi menggunakan YOLOv4	62
Gambar 31. Mengkonversi gambar RGB ke gambar LAB	62
Gambar 32. Grafik perbandingan hasil klasifikasi	86



DAFTAR TABEL

Tabel 1. State of the art	30
Tabel 2. Deteksi dan penghapusan bayangan	67
Tabel 3. Hasil Kesalahan Klasifikasi pada GLCM	70
Tabel 4. Hasil Klasifikasi Benar pada GLCM	71
Tabel 5. Hasil Perhitungan Confusion Matrix pada GLCM	72
Tabel 6. Hasil Kesalahan Klasifikasi pada GLCH.....	74
Tabel 7. Hasil Klasifikasi Benar pada GLCH.....	75
Tabel 8. Hasil Perhitungan Confusion Matrix pada GLCH.....	76
Tabel 9. Hasil Kesalahan Klasifikasi pada HSV	78
Tabel 10. Hasil Klasifikasi Benar pada HSV	79
Tabel 11. Hasil Perhitungan Confusion Matrix pada HSV	80
Tabel 12. Hasil Kesalahan Klasifikasi pada LBP	82
Tabel 13. Hasil Klasifikasi Benar pada LBP	83
Tabel 14. Hasil Perhitungan Confusion Matrix pada LBP	84



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dunia Industri telah memasuki fase keempat dari perjalanan sejarah revolusi industri atau lebih dikenal dengan Revolusi Industri 4.0 dan telah merambah semua bidang termasuk bidang pertanian. Sejalan hal tersebut Pemerintah Indonesia menyusun peta jalan dan strategi Making Indonesia 4.0, yang diluncurkan Presiden Joko Widodo pada 4 April 2018 (Kementrian Perindustrian, 2018.)

Dalam bukunya yang berjudul *“The Fourth Industrial Revolution”*, (Ramcharan et al., 2017) menjelaskan revolusi industri 4.0 telah mengubah hidup dan kerja manusia secara fundamental. Berbeda dengan revolusi industri sebelumnya, revolusi industri generasi ke-4 ini memiliki skala, ruang lingkup dan kompleksitas yang lebih luas. Kemajuan teknologi baru yang mengintegrasikan dunia fisik, digital dan biologis telah mempengaruhi semua disiplin ilmu. Revolusi Industri 4.0 juga mendorong sistem otomatisasi di dalam semua proses aktifitas (Rosyadi, 2018)

Otomatisasi tersebut termasuk dibidang pertanian dimana salah satu komoditas pertanian yang cukup banyak diproduksi dan dikonsumsi di Indonesia yaitu Kakao. Kakao (*Theobroma cacao L.*) merupakan tanaman perkebunan yang memiliki peran strategis bagi perekonomian nasional, salah satunya adalah sebagai penyumbang devisa negara peringkat ketiga di sektor perkebunan setelah minyak dan gas. Indonesia merupakan negara produsen dan eksportir kakao terbesar ketiga dunia setelah Ghana dan Pantai Gading pada tahun 2017 (Basri et al., 2019)

Selama ini, pengecekan penyakit pada tanaman kakao masih dilakukan secara manual dengan hanya mengandalkan tenaga ahli. Cara ini tentunya membutuhkan waktu yang lama mengingat luasnya lahan perkebunan kakao yang harus dievaluasi.



Seiring berkembangnya teknologi, begitu banyak pengembangan dan inovasi dilakukan untuk penelitian dalam bidang pertanian dan perkebunan kakao terutama pada hasil yang belum maksimal dan masih dipandang perlu untuk terus diupayakan menuju hasil yang diharapkan. Dan untuk menjawab tantangan era

digitalisasi saat ini ada banyak teknologi dengan potensi besar dibidang pertanian yang bisa dilakukan khususnya melakukan pengembangan penelitian dengan menggunakan UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*) atau biasa disebut drone (Dobbels & Lorenz, 2019)

Kehadiran teknologi *drone* dalam sektor pertanian dapat mendatangkan banyak manfaat. Teknologi ini bisa memberikan solusi revolusioner dalam meningkatkan kualitas serta kuantitas hasil panen. Petani bisa menggunakan perangkat ini untuk mengetahui kondisi kebun secara menyeluruh baik dalam bentuk gambar maupun dalam bentuk video (Marques Ramos et al., 2020)

Video merupakan gabungan gambar yang dibaca secara berurutan dalam suatu waktu dengan kecepatan tertentu. Gambar yang membentuk video disebut sebagai frame dan kecepatan pembacaan gambar disebut dengan *frame rate* dengan satuan fps (*frame per second*). Pengolahan video dengan melakukan segmentasi pada frame merupakan pendekatan dasar dalam pengenalan pola pada sebuah *frame*. Permasalahan muncul ketika *frame* dengan kondisi yang kompleks seperti pencahayaan yang bervariasi, situasi iluminasi yang buruk, dan pengaruh lain di ruang terbuka (Dwi Putra Asana et al., 2017).

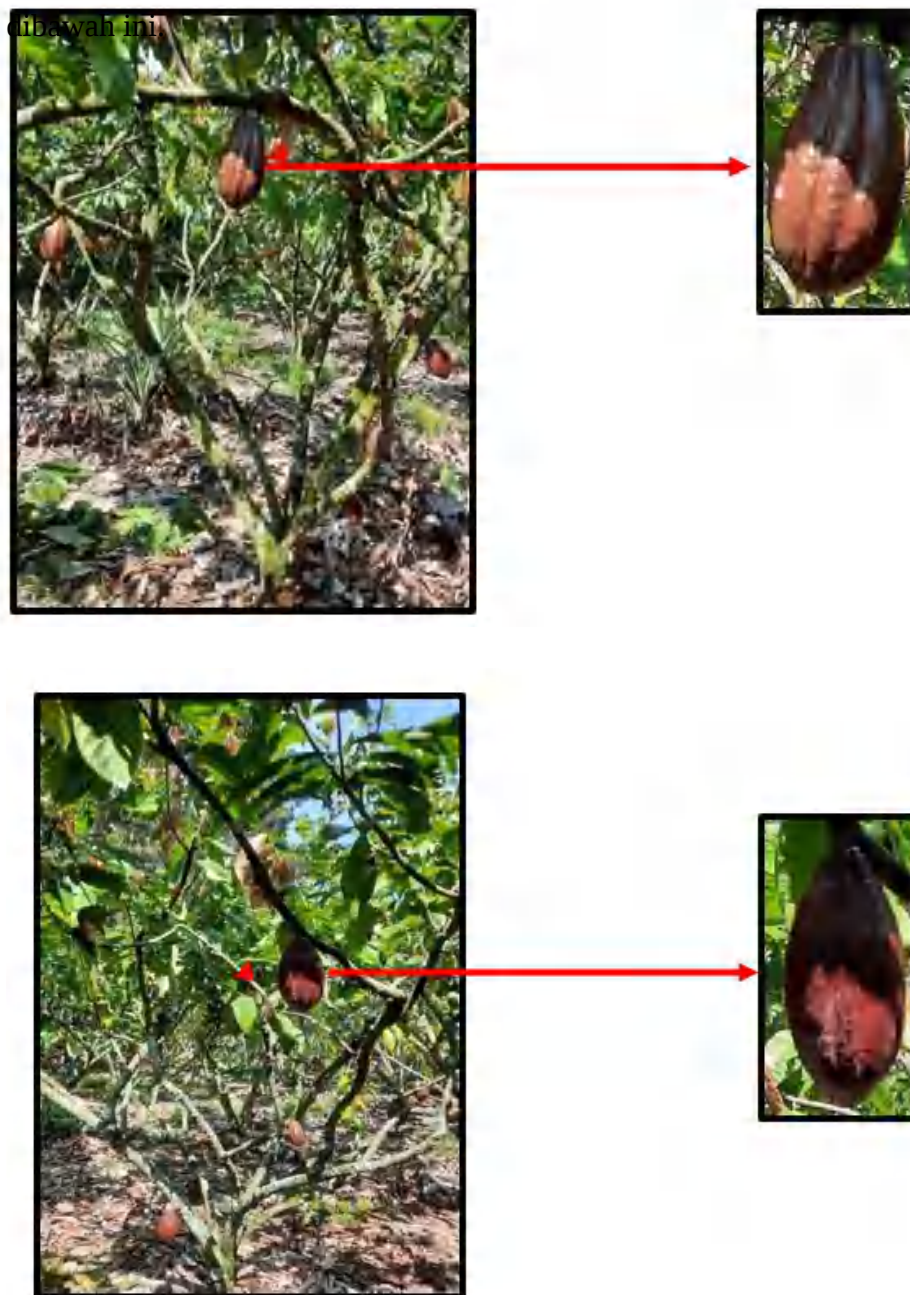
Sehingga dibutuhkan sebuah proses segmentasi yang baik untuk mengatasi permasalahan yang kompleks pada *frame* (Widyantara et al., 2012). Namun segmentasi citra dalam pertanian merupakan hal yang menantang karena ketidakpastian dan ambiguitas pemandangan alam misalnya kondisi cahaya dikebun (Chen & Wu, 2017). Iluminasi dibawah kondisi alam sangat bervariasi dari waktu ke waktu. Cahaya yang tersebar terjadi pada pagi dan sore hari, sedangkan cahaya langsung terjadi pada siang. Bayangan sangat bergantung pada kondisi cahaya, yaitu cahaya yang kuat dan sinar matahari langsung pada siang hari.

Pengambilan gambar di lokasi perkebunan dalam kondisi sinar matahari cerah segala sesuatunya mungkin terlihat berbeda jika terkena sinar matahari langsung dibandingkan saat berada di bawah bayangan. Bayangan muncul pada suatu daerah ketika cahaya dari suatu sumber tidak dapat mencapai daerah tersebut



terhalang oleh suatu benda. Bayangan terkadang membantu memberikan informasi yang berguna tentang objek. Namun, terkadang menyebabkan masalah dalam lokasi visi komputer, seperti segmentasi, deteksi objek, dan penghitungan

objek. yang mana objek terkena bayangan menjadi gelap sehingga objek tersebut terdeteksi sebagai objek yang terserang penyakit, seperti yang terlihat pada gambar



Gambar 1. Kondisi objek terkena bayangan

Kondisi pencahayaan memainkan peran penting dalam kinerja algoritma visi computer. Secara khusus, bayangan dalam gambar dapat menyebabkan masalah mengenalan, segmentasi dan pelacakan objek untuk hasil yang diinginkan. Untuk mendapatkan hasil yang diinginkan kita menggunakan teknik yang



digunakan untuk mendapatkan citra baru dengan kontras yang lebih baik daripada kontras dari citra asalnya.

Sebagian besar metode deteksi bayangan membutuhkan banyak gambar untuk kalibrasi kamera, dan juga sulit untuk membedakan objek gelap dan bayangan dari satu gambar. Tetapi teknik terbaik harus dapat mengekstrak bayangan dari satu gambar. Kami mengusulkan metode sederhana untuk mendeteksi dan menghilangkan bayangan dari satu citra RGB. Metode pendeteksian bayangan dipilih berdasarkan nilai rata-rata gambar RGB di bidang A dan B dari LAB yang setara dengan gambar. Penghapusan bayangan dilakukan dengan mengalikan daerah bayangan dengan konstanta. Iluminasi tidak seragam di daerah bayangan, menjelang batas bayangan, difusi terjadi. Dengan demikian penyaringan dilakukan untuk mengurangi kesalahan pada batas bayangan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang timbul serta penjelasan singkat teori diatas, dapat diketahui rumusan masalah adalah:

1. Bagaimana performa kerja sistem untuk mendeteksi bayangan dan mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao?
2. Bagaimana sistem dapat mendeteksi bayangan dan mengklasifikasi penyakit busuk buah pada objek buah kakao?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan masalah, tujuan penelitian adalah:

1. Untuk mengetahui performa kerja sistem dalam mendeteksi bayangan dan mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao menggunakan LAB dan melakukan ekstraksi fitur menggunakan GLCH, GLCM, HSV dan LBP serta mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao menggunakan SVM.
2. Membuat sistem yang dapat mendeteksi bayangan menggunakan LAB dan melakukan ekstraksi fitur menggunakan GLCH, GLCM, HSV dan LBP serta mengklasifikasi penyakit busuk buah kakao menggunakan SVM.

1.4 Manfaat Penelitian

Salah satu manfaat dari penelitian ini adalah:

Bagi bidang pertanian, penelitian yang dilakukan memberikan kontribusi otomatisasi sehingga menghemat tenaga kerja dan waktu. Dengan sistem



deteksi buah kakao secara otomatis, maka petani kakao khususnya perkebunan skala industri bisa mendapatkan estimasi hasil perkebunan yang lebih akurat untuk digunakan sebagai data pendukung persiapan panen dan pasca panen. Penggunaan teknologi drone pada penelitian ini juga sejalan dengan kebijakan pemerintah agar menerapkan teknologi di berbagai bidang untuk mendukung Revolusi Industri 4.0.

2. Bagi peneliti secara pribadi yaitu memperoleh manfaat dapat mengaplikasikan beberapa pengetahuan yang diperoleh saat proses penelitian yang diharapkan menambah kemampuan dan keterampilan tentang proses deteksi objek secara umum dan khususnya menghitung serta mendeteksi penyakit busuk buah kakao pada pohonnya.
3. Bagi institusi Pendidikan Magister Departemen Teknik Informatika, hasil penelitian dapat digunakan sebagai bahan diagnosis dan perbandingan untuk penelitian selanjutnya khususnya penelitian yang mengangkat tema yang sama yaitu pengembangan sistem deteksi dini penyakit busuk buah kakao.

1.5 Batasan Masalah

Ada beberapa hal yang akan dijadikan batasan masalah dalam penelitian ini, yaitu:

- Objek buah kakao berjenis sulawesi 2 (S2) dan MCC 02 (BR 45) pada pohon diambil dalam kondisi cuaca cerah dan menggunakan drone.
- Rancangan model pendeteksi buah kakao dibuat menggunakan *deep learning you only look once* (YOLO) sedangkan untuk deteksi bayangan menggunakan metode LAB dan klasifikasi penyakit menggunakan *machine learning support vector machine* (SVM).

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan pada penelitian ini sebagai berikut :

Bab I Pendahuluan



Bab I berisi penjelasan tentang latar belakang penelitian untuk menghitung tps serta mendeteksi penyakit busuk buah kakao dengan menggunakan *earning* dan *machine learning*.

Bab II Landasan Teori dan Kerangka Pemikiran

Bab II berisi penjelasan tentang tinjauan Pustaka terkait landasan teori tanaman kakao, proses *deep learning*, proses *machine learning*, metode-metode yang digunakan, penelitian terkait dengan sistem penghitungan buah kakao pada pohon, penelitian terkait dengan sistem deteksi penyakit kakao, dan kerangka pikir penelitian. Selain itu, diuraikan pula *State of The Art* yang berkaitan dengan penelitian yang diusulkan berkenaan dengan menghitung dan deteksi penyakit busuk buah kakao.

Bab III Metodologi Penelitian

Bab III ini merupakan penjelasan tentang tahapan penelitian, waktu dan lokasi penelitian, jenis penelitian yang akan diusulkan, rancangan system dengan metode yang diusulkan beserta ilustrasi gambar system, sumber data dalam Menyusun tesis ini, instrument yang digunakan, serta jadwal peneletian.

Bab IV Hasil dan Pembahasan

Bab IV berisi penjelasan tentang hasil dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan serta implikasi dari penelitian yang dilakukan. Hasil merupakan penjelasan tentang pengolahan citra menggunakan data video yang telah diambil dengan kamera *drone* dan dilakukan perhitungan akurasi system.

Bab V Kesimpulan dan Saran

Bab V berisi penjelasan dan ringkasan hasil dari penelitian dalam mendeteksi dan menghapus bayangan menggunakan metode LAB, penjelasan hasil ekstraksi fitur, dan klasifikasi penyakit menggunakan metode SVM. Selain itu, peneliti menjelaskan beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar hasil penelitian menjadi lebih optimal.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Kakao (*Theobroma cacao* L.)

Kakao merupakan tumbuhan yang mana biji dari tumbuhan ini digunakan sebagai produk olahan yang dikenal sebagai cokelat. Habitat asli tanaman kakao adalah hutan tropis dengan naungan pohon-pohon yang tinggi, curah hujan tinggi, suhu sepanjang tahun relatif sama, serta kelembaban tinggi yang relatif tetap. Warna buah kakao sangat beragam, tetapi pada dasarnya hanya ada dua macam warna. Buah yang ketika muda berwarna hijau atau hijau agak putih jika sudah masak akan berwarna kuning. Sementara itu, buah yang ketika muda berwarna merah, setelah masak berwarna jingga.

Berdasarkan informasi dari (Direktorat Jenderal Perkebunan, 2020), provinsi Sulawesi Selatan merupakan provinsi penghasil komoditas kakao terbesar kedua di Indonesia. Kabupaten Luwu menempati posisi pertama dengan produksi kakao sebesar 22,62 ribu ton atau 19,12% dari produksi kakao di Sulawesi Selatan, diikuti oleh kabupaten Luwu Utara (17,39%), kemudian Kabupaten Bone, Luwu Timur, Pinrang dan Soppeng dengan produksi masing-masing sebesar 13,44 ribu ton (11,36%), 10,22 ribu ton (8,64%), 9,96 ribu ton (8,41%), dan 9,48 ribu ton (8,01%). Rendahnya produktivitas kakao di tingkat petani, sebagai dampak dari serangan penyakit sehingga dapat menurunkan produktivitas kakao hingga 5-80%.

Kakao Indonesia, khususnya yang dihasilkan oleh rakyat, dipasar internasional masih dihargai paling rendah karena citranya yang kurang baik yakni didominasi oleh biji-biji tanpa fermentasi, biji-biji dengan kadar kotoran tinggi serta terkontaminasi serangga, jamur dan mitotoksin. Kelompok negara Asia diperkirakan akan terus mengalami peningkatan konsumsi seiring dengan pertumbuhan ekonomi di kawasan ini, sedikit saja kenaikan tingkat konsumsi di Asia, akan meningkatkan serangan produk kakao Asia. Kapasitas produksi kakao di beberapa negara Pasifik lain seperti Papua Nugini, Vietnam, dan Filipina masih jauh di bawah Indonesia baik dalam hal luas areal maupun total produksi. Oleh karena itu, dibanding Negara lain, Indonesia memiliki beberapa keunggulan dalam



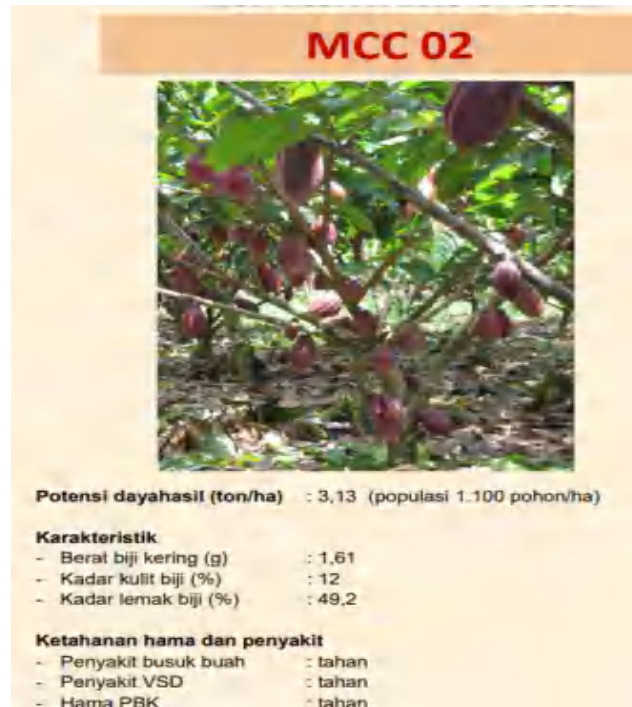
hal pengembangan kakao, antara lain ketersediaan lahan yang cukup luas, potensi pasar domestic yang besar dan sarana transportasi yang cukup baik.

Buah kakao bisa dipanen apabila perubahan warna kulit dan setelah fase pembuahan sampai menjadi buah dan matang $\pm$ usia 5 bulan. Fase buah dari kecil hingga matang juga bervariasi sesuai jenis buah kakao tersebut. Dalam penelitian ini buah kakao yang dipilih sebagai objek adalah jenis Sulawesi 2 (S2) dan MCC 02 yang buahnya berwarna ungu kemerahan dan saat matang berubah warna menjadi *orange*. Buah akan masak pada waktu 5,5 bulan didataran rendah atau 6 bulan didataran tinggi setelah penyerbukan. Pemetikan buah harus dilakukan pada buah yang tepat masak karena kadar gula pada buah yang kurang matang rendah sehingga hasil fermentasi kurang baik, sebaliknya pada buah yang terlalu masak, biji seringkali telah berkecambah, pulp mengering dan aroma berkurang (Siregar dkk, 2010).



Gambar 2. Buah kakao jenis sulawesi 02





Gambar 3. Buah kakao jenis MCC 02

2.1.2 Penyakit busuk buah (*Phytophthora Palmivora*)

Penyakit busuk buah kakao adalah salah satu penyakit yang sering menyerang tanaman kakao. Penyakit ini disebabkan oleh infeksi cendawan *Phytophthora palmivora* pada buah. Cendawan *Phytophthora palmivora* sebenarnya juga dapat menginfeksi pada bagian tanaman kakao lainnya seperti batang, daun, tunas, bahkan bunga. Walaupun demikian, dampak negatif serangan pada bagian tanaman lainnya tersebut tidak sebesar jika cendawan ini menginfeksi buah. Penyakit busuk buah kakao sering menyerang tanaman yang memiliki sistem kekebalan yang rentan serta dipengaruhi oleh keberadaan kebun yang lembab dan gelap.



Gambar 4. Gambar penyakit busuk buah

Penyakit ini dapat menyerang semua fase pertumbuhan buah, mulai dari bakal buah hingga buah dalam fase kematangan. Buah yang terserang penyakit



busuk buah akan tampak hitam dan jika disentuh akan terasa basah membusuk. Penyakit ini dapat menyebar dari satu buah yang terinfeksi ke buah lainnya melalui beberapa media seperti sentuhan langsung antar buah, percikan air, dibawa oleh hewan (semut atau tupai), bahkan oleh tiupan angin. Penyebaran busuk buah akan semakin cepat jika kondisi kebun terlalu lembab karena cendawan *Phytophthora palmivora* dapat tumbuh subur pada daerah yang lembab.

Buah yang terserang awalnya ditandai pembusukan dan disertai bercak coklat kehitaman dengan batas yang tegas. Gejala ini biasanya dimulai dari pangkal buah kemudian menjadi busuk basah, dan selanjutnya gejala menyebar menutupi seluruh permukaan buah. Dampak yang diakibatkan oleh serangan *P. palmivora* pada buah muda dapat menyebabkan buah membusuk sehingga tidak mungkin dapat dipanen. Sedangkan serangan pada buah yang hampir masak mengakibatkan turunnya kualitas biji kakao (Wahyudi, 2008).

2.1.3 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) atau drone

Drone merupakan pesawat tanpa awak yang cukup inovatif karena mengandalkan IoT (*Internet of Things*) dan AI (*Artificial Intelligent*). Dahulu pemanfaatan drone sangat terbatas misalnya hanya digunakan untuk kepentingan militer namun saat ini penggunaannya telah merambah segala bidang termasuk bidang pertanian.

Kehadiran teknologi drone dalam sektor pertanian bisa mendatangkan banyak manfaat. Teknologi ini bisa memberikan solusi revolusioner dalam meningkatkan kualitas serta kuantitas hasil panen. Manfaat lain teknologi drone untuk pertanian antara lain: drone bisa membantu dalam melakukan persiapan sebelum musim tanam, petani bisa menggunakan perangkat ini untuk mengetahui kondisi kebun secara menyeluruh. Drone juga memiliki kemampuan dalam melakukan pemetaan kondisi kebun secara 3 dimensi. Selanjutnya, data tersebut dapat digunakan untuk analisis kondisi lahan. Hasil analisis bisa dipakai untuk menentukan pola penanaman bibit yang maksimal. Keberadaan drone juga bisa dimanfaatkan untuk melakukan penanaman bibit. Cara penanaman bibit



akan drone memungkinkan proses penanaman berlangsung dengan lebih drone tidak hanya punya kemampuan untuk menembakkan bibit saan tanah, tetapi juga pemupukan. Diwaktu yang sama, keberadaannya

juga berguna untuk mengurangi biaya untuk ongkos penanaman mencapai 85 persen. Drone dapat pula digunakan untuk aktivitas penyemprotan tanaman dikebun.

Karena drone telah familiar penggunaannya dalam bidang pertanian, beberapa peneliti sebelumnya telah menggunakan drone dalam penelitiannya misalnya: Estimasi Hasil Panen Kubis dengan menggunakan drone (Dita Awaldi, 2018). Uktoro, Arief pada tahun 2017 juga menggunakan drone pada penelitian yang berjudul: Analisis Citra Drone Untuk Monitoring Kesehatan Tanaman Kelapa Sawit. Karena itu, dalam penelitian ini kami melakukan deteksi penyakit buah kakao secara otomatis yang pengambilan datanya menggunakan drone. Penelitian ini sebagai langkah awal untuk *yield estimation* agar persiapan panen dan pasca panen kakao juga dapat diprediksi dengan lebih cepat dan akurat dengan bantuan teknologi drone.



Gambar 5. UAV (Unmanned Aerial Vehicle) atau drone

2.1.4 Pengenalan citra

Citra adalah salah satu komponen multimedia yang mempunyai peran sangat penting untuk memberikan suatu informasi yang bersifat visual dan mempunyai karakteristik yang tidak dimiliki oleh teks maupun audio (Hermawati, 2013). Citra didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y merupakan koordinat spasial dengan nilai f pada koordinat tersebut yang diberi nama intensitas (*intensity*) atau *gray level* (Gonzales, et al. 2002). Sedangkan citra



adalah citra dua dimensi yang dapat diolah oleh beberapa perangkat lunak (Kadir, et al. 2013) yang mempunyai nilai digital yang disebut pixel (*elements*).

2.1.5 Pengolahan citra

Pengolahan citra digital adalah teknologi yang menerapkan sejumlah algoritma komputer untuk memproses citra digital. Hasil keluaran dari proses tersebut dapat berupa gambar atau karakteristik yang merepresentasikan citra. (Li et al., 2020). Menurut (Efford, 2000), pengolahan citra adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara. Biasanya gambar dua dimensi yang bisa diolah dengan mudah adalah foto, setiap foto dalam bentuk citra digital bisa diolah dengan melalui perangkat lunak tertentu.

Pengolahan citra dilakukan untuk memperbaiki kualitas gambar atau citra digital agar menghasilkan gambar atau citra yang sesuai dengan keinginan dari pengguna atau menghasilkan citra dengan kualitas yang lebih baik. Pengolahan citra juga dilakukan agar informasi yang terkandung di dalam citra tersebut dapat tersampaikan dengan baik dan jelas kepada pengguna (user). Sebuah citra dapat mengandung banyak informasi, namun seringkali citra yang kita miliki mengalami penurunan kualitas ataupun penurunan mutu (degradasi), misalnya mengandung cacat (*noise*), warna yang terlalu kontras, kurang tajam, ataupun kabur (*blur*). Hal semacam ini menyebabkan citra menjadi sulit untuk diinterpretasikan karena informasi yang disampaikan oleh citra tersebut menjadi berkurang (Efford, 2000).

2.1.6 Deep learning

Deep Learning adalah salah satu cabang dari ilmu pembelajaran mesin (*Machine Learning*) yang terdiri algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi pada data menggunakan sekumpulan fungsi transformasi non-linier yang ditata berlapis-lapis dan mendalam. Teknik dan algoritma dalam *deep learning* dapat digunakan baik untuk kebutuhan pembelajaran terarah (*supervised learning*), pembelajaran tak terarah (*unsupervised learning*) dan semi-terarah (*semi-supervised learning*) dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan citra, pengenalan suara, klasifikasi teks, dan sebagainya. *deep learning* disebut sebagai *deep* (dalam) karena struktur dan jumlah jaringan saraf pada algoritmanya sangat banyak



capai hingga ratusan lapisan. *deep learning* adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang menggunakan metadata sebagai input dan juga menggunakan sejumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

transformasi non-linier dari data masukan untuk menghitung nilai output. Algoritma pada *deep learning* memiliki fitur yang unik yaitu sebuah fitur yang mampu mengekstraksi secara otomatis. Hal ini berarti algoritma yang dimilikinya secara otomatis dapat menangkap fitur yang relevan sebagai keperluan dalam pemecahan suatu masalah. Algoritma semacam ini sangat penting dalam sebuah kecerdasan buatan karena mampu mengurangi beban pemrograman dalam memilih fitur yang eksplisit. Algoritma ini dapat digunakan untuk memecahkan permasalahan yang perlu pengawasan (*supervised*), tanpa pengawasan (*unsupervised*), dan semi terawasi (*semi supervised*).

Dalam jaringan saraf tiruan tipe *deep learning* setiap lapisan tersembunyi bertanggung jawab untuk melatih serangkaian fitur unik berdasarkan output dari jaringan sebelumnya. Algoritma ini akan menjadi semakin kompleks dan bersifat abstrak ketika jumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*) semakin bertambah banyak. Jaringan saraf yang dimiliki oleh *deep learning* terbentuk dari hirarki sederhana dengan beberapa lapisan hingga tingkat tinggi atau banyak lapisan (*multi layer*). Berdasarkan hal itulah *deep learning* dapat digunakan untuk memecahkan masalah kompleks yang lebih rumit dan terdiri dari sejumlah besar lapisan transformasi non- linier (Putri, dkk. 2020).

2.1.7 *You only look once* (YOLO)

YOLO atau *you only look once* merupakan sebuah algoritma yang menggunakan convolutional neural networks untuk pendeteksian objek. YOLO merupakan salah satu algoritma pendeteksi objek tercepat bila dibandingkan dengan algoritma lain (Kelvin, 2020).

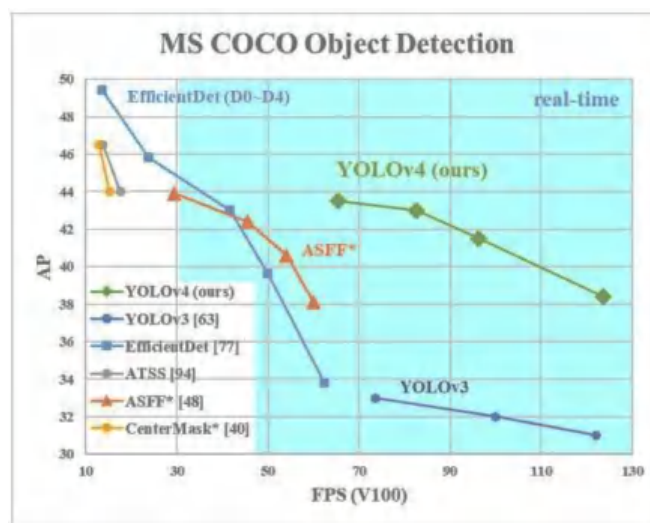
YOLO merupakan salah satu metode yang memprediksi bounding box dan probabilitas pada kelas secara langsung dalam sekali evaluasi. Sistem deteksi pada YOLO sangat mudah yaitu apabila telah mendapatkan input citra, sistem akan melakukan perubahan terhadap citra menjadi 416 x 416.

Setelah itu diproses dengan *single convolutional neural network* dan dilakukan non-max suppression agar menghasilkan bounding box yang kan kelas dari tiap objeknya. *Non-max suppression* memiliki peran penting memilih bounding box dengan nilai confidence yang lebih tinggi karena



dalam algoritma deteksi objek pasti ada kemungkinan terdapat lebih dari satu bounding box (Kusuma, Usman, & Saidah, 2021).

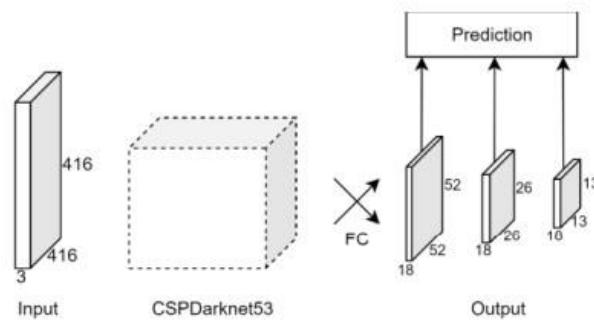
YoloV4 adalah pengembangan dari versi sebelumnya, yaitu YoloV3. Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao mengusulkan algoritma YoloV4 dengan perubahan signifikan dari versi sebelumnya dan akurasi yang jauh lebih baik yaitu dengan peningkatan AP (Average Precision) dan FPS (Frame Per Second) pada YoloV4 dengan masing-masing 10% dan 12% (Bochkovskiy, Wang, & Liao, 2020). Perbandingannya dapat dilihat pada **Gambar 18**.



Gambar 6. Perbandingan YOLOv4 dan objek detektor lain

DropBlock regularization adalah teknik regularisasi untuk mengatasi overfitting. Ini menjatuhkan blok piksel. Ia bekerja pada lapisan *Convolution*, tidak seperti putusnya pixel yang tidak bekerja pada lapisan ini. *CIoU loss*, sebuah fungsi *loss* yang mencapai konvergensi lebih cepat dan akurasi yang lebih baik pada permasalahan regresi bounding box (Solawetz, 2020).





Gambar 7. Arsitektur sederhana YOLOv4

Pada Gambar 18, dapat dilihat arsitektur yang sangat sederhana dari YOLOv4. Arsitektur ini menggunakan arsitektur *backbone* CNN CSPDarknet53. Arsitektur ini berisi 162 lapisan. Masukan atau input merupakan citra yang sudah di *resize* sesuai ukuran yang diatur pada konfigurasi. Selanjutnya, lapisan input dimasukan kedalam arsitektur *backbone* CSPDarknet53 (Dhiaegana & Munir, 2020).

2.1.8 Deteksi bayangan

Bayangan muncul di daerah di mana cahaya dari sumber tidak mencapai secara langsung karena terhalang oleh beberapa objek. Sebuah objek juga bisa membuat bayangan pada dirinya sendiri. Citra berwarna dikonversi dari ruang warna RGB ke LAB. Karena daerah bayangan lebih gelap dan kurang terang dibandingkan sekitarnya, mudah untuk menemukannya di saluran L karena saluran L memberikan informasi kecerahan. Nilai saluran B juga lebih rendah di area bayangan di sebagian besar gambar luar ruangan.

Dengan demikian menggabungkan nilai dari saluran L dan B, piksel dengan nilai kurang dari ambang batas diidentifikasi sebagai piksel bayangan, dan lainnya sebagai piksel non-bayangan. Metode ini bekerja dengan baik hanya untuk gambar yang rasio kuning ke birunya dipertahankan dalam suatu rentang.

Dalam penelitian ini kami mencoba untuk mendeteksi bayangan dilakukan di ruang warna LAB. Gambar RGB awalnya diubah menjadi gambar LAB. Nilai rata-rata gambar di saluran A dan B dihitung. Ketika jumlah nilai rata-rata di saluran A dan B kurang dari ambang (dalam percobaan, ambang batas yang ditetapkan 56). Tetapi ketika nilai rata-rata lebih besar, maka metode yang berbeda n. Piksel dengan nilai di saluran L lebih kecil dari perbedaan nilai rata-rata



di saluran L dan sepertiga standar deviasi di saluran L diklasifikasikan sebagai piksel bayangan. Piksel lain diidentifikasi sebagai piksel non-bayangan.

Langkah-langkah utama yang terlibat dalam fase deteksi bayangan adalah:

- Konversi ke model warna LAB

Langkah pertama adalah mengonversi citra asli dari model warna awal (misalnya, RGB) ke model warna LAB.

- Pisahkan saluran warna

Setelah konversi, pisahkan citra ke dalam tiga saluran warna LAB: L (kecerahan), A (warna merah-hijau), dan B (warna kuning-biru). Bayangan biasanya mempengaruhi komponen kecerahan (L) dan komponen warna (A dan B).

- Hitung rata-rata nilai

Hitung rata-rata nilai dari setiap saluran warna (L, A, dan B) pada seluruh gambar. Ini memberikan Anda gambaran tentang karakteristik warna dan kecerahan dalam citra.

- Buat masker bayangan

Buat masker yang akan menunjukkan area di mana bayangan muncul. Ini dapat dicapai dengan menghitung perbedaan antara nilai piksel aktual dan nilai rata-rata yang telah dihitung sebelumnya. Nilai ambang tertentu dapat digunakan untuk mengidentifikasi area yang mengandung bayangan. Dalam hal ini, kita fokus pada saluran L (kecerahan).

- Penghilangan bayangan

Menghapus bayangan dari citra asli. Ini dapat dilakukan dengan berbagai teknik pemrosesan citra, seperti meningkatkan cahaya dalam area yang diidentifikasi sebagai bayangan atau mengganti nilai piksel di dalam masker bayangan. Anda akan berfokus pada saluran L (kecerahan) dalam proses ini.

- Rekonversi ke model warna asli

elah menghapus bayangan, konversi kembali citra ke model warna alnya (misalnya, RGB) sehingga citra hasil akhir memiliki format yang ai.



- Tampilkan hasil

Tampilkan citra hasil yang telah mengalami penghapusan bayangan. Ini adalah citra yang seharusnya lebih bebas dari bayangan.

- Evaluasi

Evaluasi hasilnya, dapat membandingkan citra hasil dengan citra asli secara visual atau menggunakan metrik evaluasi seperti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) atau SSIM (Structural Similarity Index) untuk mengukur sejauh mana bayangan telah dihapus.

- Iterasi

Jika hasilnya tidak memadai, kita dapat mengulangi proses dengan penyesuaian parameter, seperti nilai ambang atau teknik penghapusan bayangan.

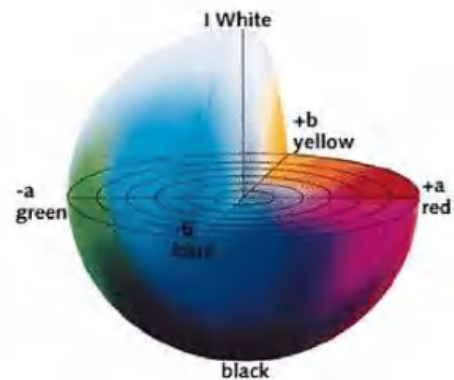
Deteksi bayangan menggunakan metode berbasis piksel ini dapat mengklasifikasikan beberapa piksel non-bayangan sebagai piksel bayangan. Piksel yang terisolasi dihilangkan menggunakan operasi morfologi yang disebut pembersihan. Piksel yang salah diklasifikasikan dihilangkan menggunakan dilatasi diikuti oleh erosi. Juga dilakukan ambang batas berbasis area, sehingga hanya wilayah dengan jumlah piksel lebih besar dari ambang batas yang dapat dianggap sebagai wilayah bayangan.

2.1.9 Ruang warna LAB

Ruang warna LAB memiliki tiga saluran L adalah saluran Cahaya, A dan B adalah dua saluran warna. Saluran L memiliki nilai mulai dari 0 hingga 100, yang sesuai dengan nuansa berbeda dari hitam hingga putih. Saluran A memiliki nilai mulai dari 128 hingga +127 dan memberikan rasio merah ke hijau. Saluran B juga memiliki nilai mulai dari 128 hingga +127 dan memberikan rasio kuning ke biru. Jadi, nilai tinggi di saluran A atau B mewakili warna yang lebih banyak merah atau kuningnya dan nilai rendah mewakili warna yang lebih hijau atau biru. Gambar dibawah ini memberikan representasi bergambar dari ruang warna LAB.



- Satu saluran luminance (L) dan dua saluran warna (a and b).
- Pada model ini, selisih warna yang kita terima tergantung pada jarak Euclidian dalam CIE Lab.
- Sumbu a berjalan dari hijau (-a) ke merah (+a) dan sumbu b dari biru (-b) ke kuning (+b). Brightness (L) bertambah dari bawah ke atas pada model 3-D.



Gambar 8. Ilustrasi ruang warna LAB

2.1.10 Koreksi tepi bayangan

Karena daerah bayangan tidak diterangi secara seragam, konstanta yang sama untuk seluruh daerah bayangan akan menciptakan daerah yang terlalu terang di dekat tepi bayangan. Ini diatasi dengan menerapkan filter median pada area yang terlalu terang. Jadi gambar bebas bayangan tanpa tepi yang terlalu terang diperoleh.

2.1.11 Ekstraksi fitur (feature extraction)

Menurut (Sari dkk, 2017), ekstraksi fitur merupakan suatu pengambilan ciri atau feature dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianalisis untuk proses selanjutnya. Ekstraksi fitur dilakukan dengan cara menghitung jumlah titik atau piksel yang ditemui dalam setiap pengecekan. Pengecekan dilakukan dalam berbagai arah koordinat kartesian dari citra digital yang dianalisis, yaitu vertikal, horizontal, diagonal kanan, dan diagonal kiri. Fitur yang didapat dari sebuah citra merupakan ciri khas pembeda dengan citra-citra yang lain. Pada ekstraksi fitur warna, gambar dihitung menggunakan model warna RGB. Masing-masing channel warna R, G, dan B kemudian dihitung nilai mean atau rata-rata.

2.1.12 Local binary pattern (LBP)

Metode Pola biner lokal standar (LBP) bekerja dengan mengkodekan 1 antara pixel yang direferensi pixel tetangga sekitarnya dengan ng perbedaan tingkat keabuan. Operator LBP menggunakan perbandingan uan dari piksel-piksel ketetanggaannya. Implementasi Algoritma ini sebagai ekstraksi fitur telah banyak diimplementasikan dan dianggap mampu



memberi hasil yang maksimal. Sebagaimana penelitian (M. Biglari, *et. al.* 2014), yang menggunakan pemodelan LBP untuk pengenalan huruf arab dengan hasil persentase akurasi sebesar 99.72%. Sehingga penelitian tersebut menyimpulkan bahwa LBP mudah diimplementasikan dengan hasil maksimal dan merupakan metode ekstraksi fitur yang cukup cepat dengan proses komputasi yang rendah. Evaluasi implementasi dengan LBP sebagaimana (A. Sujith & S. Aji. 2020) menunjukkan bahwa metode ini jauh lebih baik ketika digunakan sebagai ekstraksi fitur daripada dikombinasikan dengan ekstraksi fitur lain bahkan ketika mendapat tambahan fitur reduksi setelah diklasifikasikan.

2.1.13 Level co-occurrence matrix (GLCM)

Gray level co-occurrence matrix (GLCM) adalah metode untuk menganalisis tekstur atau ekstraksi yang menghasilkan fitur-fitur dari suatu citra secara tekstural (S.U. Khan, *et all*, 2021). Beberapa penelitian sebelumnya mengenai GLCM, hanya menggunakan 4 arah derajat 0, 45, 90 dan 135 (Widodo *et al.*, 2018) . GLCM juga berfungsi untuk menggambarkan frekuensi dengan konsep matrix menghasilkan dua pasangan piksel yang intensitas dalam jarak dan arah (R. Widodo, dkk. 2018). Implementasi GLCM sebagai metode ekstraksi fitur sudah banyak diterapkan. Salah satu yang terkait dengan riset ciri daun sebagaimana (A.A. Kasim dan A. Harjoko, 2014).(Zikra *et al.*, 2021) yang mendeteksi penyakit tanaman cabai melalui citra daun dengan implementasi pada smartphone. Penelitian tersebut juga menggunakan SVM sebagai teknik klasifikasi dan berhasil mendapatkan akurasi sebesar 95% dengan menggunakan parameter 4 ciri meliputi kontras, korelasi, energi, homogeniti dalam waktu komputasi 3 hingga 3,7 detik. Selain itu pada implementasi pada kasus ciri buah, sebagaimana (F. Zikra, *et all*(Mulyono *et al.*, 2020), 2021), yang menggunakan GLCM untuk ekstraksi fitur buah yang selanjutnya diklasifikasikan dengan teknik *K-Nearest Neighbor* (KNN). Hasil penelitian tersebut maksimal mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan buah Parijoto yang unik dengan akurasi sebesar 80%.

2.1.14 Hue saturation value (HSV)



2, *Saturation*, dan *Value* bagian dari pengolahan citra berwarna yang ntasikan warna yang dilihat yang disingkat dengan HSV dimana *Hue* yaitu itas atau ciri khas yang dimiliki oleh suatu warna sehingga dapat dikenali

secara jelas. *Saturation* adalah Intensitas warna atau kemurnian dari warna. Sederhananya saturation kepekatan pada warna / lemah atau kuatnya suatu warna. Contoh sederhananya yaitu warna merah terang sempurna itu artinya intensitas tinggi, hanya saja jika intensitas rendah warna tersebut berwarna abu-abu gelap, sementara Value adalah nilai warna untuk menentukan dan mengetahui kecerahan suatu warna atau Gelap terangnya suatu warna. Implementasi ekstraksi ciri dengan HSV juga banyak diimplementasikan pada teknik klasifikasi, sebagai contoh pada identifikasi kematangan buah dengan delapan jenis klasifikasi buah. Penelitian tersebut kemudian diklasifikasi menggunakan SVM. Hasil ekstraksi fitur dengan HSV Color mendapatkan kinerja terbaik dengan akurasi, presisi, recall, dan F-Measures masing-masing adalah 0,76, 0,80, 0,76, dan 0,78 (I.U.W. Mulyono, *et all*, 2017).

2.1.15 Level co-occurrence histograms (GLCH)

Metode *Gray-level Co-occurrence Histograms* (GLCH) pada dasarnya algoritmanya berjalan sebagaimana *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), perbedaannya ada pada fungsi *grayscale* yang digunakan. Jika pada GLCM merupakan fungsi *symmetric gray-level*, maka pada GLCH merupakan fungsi *asymmetric gray-level* (J. Pardede. *et all*, 2019). Implementasi ini sebagaimana pendekatan yang digunakan pada pendekatan baru identifikasi breast tumor dengan fitur Neutrosophic Score. Pendekatan GLCH didasarkan pada fungsi GLCM, namun dianggap pada kasus tertentu dapat lebih maksimal (M. Domino, *et all*, 2022). Termasuk pada kasus yang mengidentifikasi breast tumor pada tingkatan normal, jinak dan ganas juga dengan GLCH, didapatkan proses ekstraksi yang lebih maksimal (K.M. Amin. *Et all*, 2016). Dari beberapa penelitian terkait terkait tersebut, maka pada penelitian akan mengevaluasi kinerja dari tiap metode ekstraksi fitur pada kasus dataset buah kakao dengan dua jenis kondisi yaitu kondisi buah normal dan kondisi buah terserang penyakit. Hasil ekstraksi fitur tersebut selanjutnya dianalisis dengan metode klasifikasi SVM untuk selanjutnya dibandingkan hasilnya. Penelitian dengan evaluasi kinerja feature extraction yang



pada permukaan tanpa tekstur dengan penerapan pola kebisingan yang secara sintetis menggunakan *Structure From Motion Coupled With Stereo* (SFM-MVS), namun dengan feature ekstraksi yang berbeda

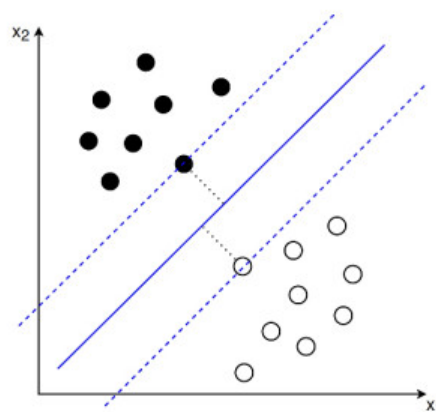
dengan yang akan dikerjakan pada penelitian ini (H. Moustofa, *et all*, 2020). Penggunaan SVM dimaksudkan bahwa riset optimasi SVM masih terbuka luas karena memiliki kelemahan pada multiclass (J. Hafeez, *et all*, 2020).

2.1.16 Support vector machine (SVM)

SVM merupakan sistem pembelajaran menggunakan ruang berupa fungsi-fungsi linear dalam sebuah ruang fitur yang berdimensi tinggi yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran berdasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan learning bias (Santosa, dkk. 2007) Pendekatan dengan menggunakan SVM ini memiliki banyak manfaat lain seperti misalnya model yang dibangun memiliki ketergantungan eksplisit pada subset dari data points, serta *support vector* yang membantu dalam interpretasi model. Prinsip utama menggunakan SVM adalah mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada ruang input. *Hyperplane* tersebut dapat berupa line pada *two dimension* dan dapat berupa *flat plane* pada *multiple plane*. SVM merupakan salah satu *machine learning* yang melakukan pelatihan dengan menggunakan training dataset dan melakukan generalisasi dan membuat prediksi dari data baru (Kesumawati, dkk. 2018).

2.1.17 Hard-margin SVM / linear SVM

Teknik SVM merupakan klasifier yang menemukan hyperplane dengan kasus data yang digunakan merupakan data dengan dua kelas yang sudah terpisah secara linear seperti pada gambar berikut.

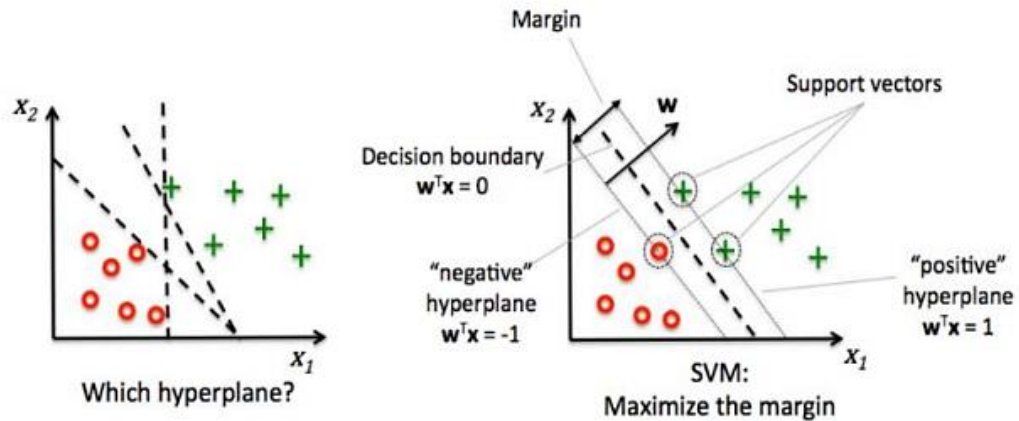


Gambar 9. Hard-margin SVM

dasarkan pada gambar 21 di atas, terlihat bahwa antara kelas positif dan negatif sudah terpisah secara total terlihat dari lingkaran abu-abu yang berada



dekat dengan garis x_2 sedangkan untuk lingkaran hitam terletak dekat dengan garis x_1 (Awad & Khanna, 2015).



Gambar 10. Hyperplane terbaik yang memisahkan antar dua kelas positif(+1) dan negatif(-1) (Kesumawati, 2018).

Berdasarkan Gambar 22 terlihat beberapa pola yang merupakan anggota dari dua belas kelas yaitu positif (+1) dan negatif (-1). *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Subset training dataset yang paling dekat dinamakan sebagai support vector. Pada Gambar 22 sebelah kanan menunjukkan *hyperplane* terbaik, yaitu terletak pada garis putus-putus yang berada tepat ditengah-tengah *hyperplane* positif dan *hyperplane* negatif. Sedangkan tanda “positif” dan “bulat” yang berada dalam lingkaran hitam merupakan *support vector* (Faiha, 2010).

Pencarian lokasi *hyperplane* optimal merupakan inti dari metode SVM. Diasumsikan bahwa terdapat data learning dengan data *points* x_i ($i = 1, 2, \dots, m$) memiliki dua kelas $y_i = \pm 1$ yaitu kelas positif (+1) dan kelas negatif (-1) sehingga akan diperoleh decision function berikut.

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (2.7)$$

Dimana $(.)$ merupakan skalar sehingga $w \cdot x \equiv x^T w$

Berdasarkan pada *decision function* di atas, dapat terlihat bahwa data akan terklasifikasi secara tepat jika $y_i (w \cdot x_i + b) > 0 \forall i$ karena ketika $(w \cdot x_i + b)$ harus positif saat $y_i = +1$, dan bernilai negatif ketika $y_i = -1$. *Decision function* invariant ketika akan dilakukan pembuatan skala positif baru dari argumen n fungsi sehingga akan mengakibatkan ambiguitas dalam mendefinisikan



konsep jarak atau margin. Maka dari itu didefinisikan skala untuk (w, b) dengan menetapkan $w \cdot x + b = 1$ untuk titik terdekat pada satu sisi dan $w \cdot x + b = -1$ disebut sebagai *hyperplane kanonik* dan wilayah antar *hyperplane* disebut sebagai margin band (Campbell & Ying, 2011).

Margin maksimum dapat diperoleh dengan cara memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya yaitu $\frac{1}{\|w\|}$. Hal tersebut dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) Problem* dengan mencari titik minimal seperti pada persamaan berikut.

$$\tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3.2) \quad (2.8)$$

Sedangkan subjek constraint atau kendala persamaannya adalah sebagai berikut.

$$y_i (w \cdot x_i + b) > 0 \quad \forall i \quad (2.9)$$

Persamaan di atas merupakan permasalahan optimasi kendala dimana meminimalkan fungsi objek pada persamaan (2.19) dengan kendala pada persamaan (2.20). Permasalahan di atas dapat direduksi dengan menggunakan Lagrange yang terdiri dari jumlahan fungsi objektif dan m kendala dikalikan dengan pengganda *Lagrange* seperti berikut (Campbell & Ying, 2011).

$$L(w, b) = \frac{1}{2} (w \cdot w) - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i (w \cdot x_i + b) - 1) \quad (2.10)$$

Dimana α_i merupakan *Lagrange Multipliers*, dan nilai $\alpha_i \geq 0$. Pada saat minimum, akan dilakukan penurunan dari b dan w dan mengaturnya menjadi nol seperti berikut.

$$\frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (2.12)$$

Substitusi nilai w dari persamaan (2.12) kedalam bentuk $L(w, b)$ sehingga akan diperoleh rumus ganda atau biasa disebut sebagai *wolfe dual*.

$$W(a) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (2.13)$$

Dimana nilai α_i terhadap kendala adalah sebagai berikut.

$$\alpha_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (2.14)$$

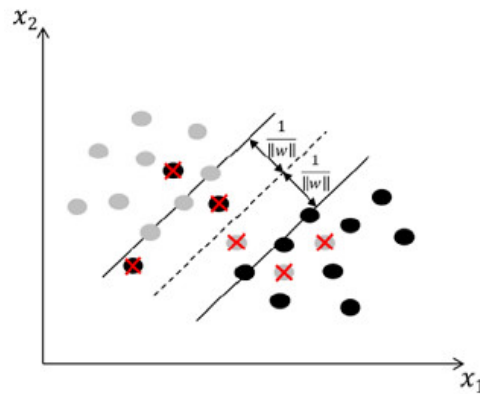


Soft-Margin SVM

Jika data yang digunakan tidak sepenuhnya dapat dipisahkan, *slack* x_i diperkenalkan ke dalam fungsi objektif SVM untuk memungkinkan

kesalahan dalam misklasifikasi. Dalam hal ini, SVM bukan lagi *hard margin classifier* yang akan mengklasifikasi semua data dengan sempurna melainkan sebaliknya yaitu SVM *soft margin classifier* dengan mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, sementara memungkinkan model untuk membuat misklasifikasi beberapa titik di sekitar batas pemisah.

Berikut merupakan gambar ketika data termasuk ke dalam soft margin SVM (Awad & Khanna, 2015).



Gambar 11. Beberapa misklasifikasi pada soft margin SVM (Awad & Khanna, 2015)

Berdasarkan pada gambar 23, terlihat bahwa data pada kedua kelas tidak terpisah secara sempurna dapat dilihat dari beberapa lingkaran abu-abu yang persebarannya berada di sekitar area lingkaran hitam serta sebaliknya terdapat beberapa lingkaran hitam yang persebarannya berada di sekitar lingkaran abu-abu. Persamaan soft margin hampir mirip dengan hard margin hanya terdapat sedikit modifikasi dengan adanya slack variabel pada persamaan (2.14) sebelumnya seperti berikut.

$$y_i (w \cdot x_i + b) > 1 - \varepsilon_i \quad (2.15)$$

Kemudian ketika akan dilakukan minimasi jumlahan error $\sum_{i=1}^m \xi_i$ adalah sebagai berikut.

$$\frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^m \varepsilon_i - \sum_{i=1}^m a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1 + \varepsilon_i] - \sum_{i=1}^m r_i \varepsilon_i \quad (2.16)$$

Dengan demikian, persamaan (2.19) akan diubah kedalam persamaan berikut.

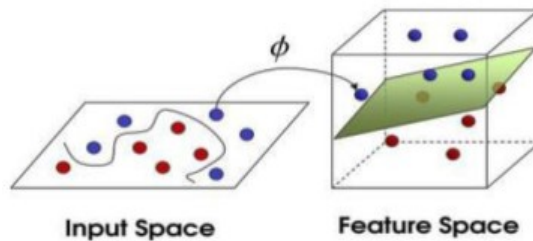
$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^m \varepsilon_i \quad (2.17)$$

di mana c digunakan untuk mengontrol *trade off* antara margin dan kesalahan misclassifikasi $\sum \varepsilon_i$ (Abtohi, 2017).



2.1.19 Kernel SVM

Ketika terdapat permasalahan data yang tidak terpisah secara linear dalam ruang input, *soft margin SVM* tidak dapat menemukan *hyperplane* pemisah yang kuat yang meminimalkan misklasifikasi dari data *points* serta menggeneralisasi dengan baik. Untuk itu, kernel dapat digunakan untuk mentransformasi data ke ruang berdimensi lebih tinggi yang disebut sebagai ruang kernel, dimana akan menjadikan data terpisah secara linear (Awad & Khanna, 2015). Berikut kernel SVM untuk memisahkan data secara linear ditunjukkan pada Gambar 24.



Gambar 12. Kernel SVM untuk memisahkan data secara linear (Kesumawati, 2018)

Data disimpan dalam bentuk kernel yang mengukur kesamaan atau ketidaksamaan objek data. Kernel dapat dibangun untuk berbagai objek data mulai dari data kontinu dan data diskrit melalui urutan data dan grafik. Konsep substitusi kernel berlaku bagi metode lain dalam analisis data. Tetapi SVM merupakan yang paling terkenal dari metode dengan jangkauan kelas luas yang menggunakan kernel untuk merepresentasikan data dan dapat disebut sebagai metode berbasis kernel (Campbell and Ying, 2011). Berikut merupakan ilustrasi contoh dalam melakukan pemisahan data menggunakan kernel. Diketahui bahwa data terdiri dari input space dengan dua buah $x = \{x_1, x_2\}$ dan $z = \{z_1, z_2\}$. Diasumsikan fungsi kernel akan dibuat dengan menggunakan input x dan z seperti berikut (Rai, 2011).

$$K(x, z) = (x^T z)^2$$

$$K(x, z) = (x_1 z_1 + x_2 z_2)^2$$

$$K(x, z) = (x_1^2 z_1^2 + x_2^2 z_2^2 + 2x_1 x_2 z_1 z_2)^2$$

$$K(x, z) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1 x_2, x_2^2)^T (z_1^2, \sqrt{2}z_1 z_2, z_2^2)$$

$$x, z = \phi(x)^T \phi(z) \quad (2.18)$$

di atas secara implisit mendefinisikan pemetaan ke ruang dimensi tinggi seperti berikut.



$$\Phi(x) = \{x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2\} \quad (2.19)$$

Kernel $K(x, z)$ mengambil dua input space dan memberikan kesamaannya dalam *feature space* seperti berikut.

$$\Phi : X \rightarrow F$$

$$K : X \times X \rightarrow R, K(x, z) = \Phi(x) \cdot \Phi(z)$$

Berdasarkan pada fungsi kernel di atas, dapat dilakukan perhitungan untuk melakukan prediksi dari beberapa data dalam *feature space* seperti pada persamaan berikut (Cambell & Ying, 2011).

$$f(\Phi(x)) = \text{sign}(w \cdot \Phi(z) + b)$$

$$f(\Phi(x)) = \text{sign}(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x, z) + b) \quad (2.20)$$

Keterangan:

b : nilai bias

m : jumlah *support vector*

$K(x, z)$: fungsi kernel

Nilai k yang bisa digunakan sebagai fungsi kernel harus memenuhi kondisi Mercer antara lain (Rai, 2011):

- Merupakan Hilbert Space dimana nilai *feature space* harus merupakan vektor dengan dot product.
- Harus benar jika k merupakan fungsi definit positif

$$\int dx \int dz f(x) K(x, z) f(z) > 0 \quad (\forall f \in L^2) \quad (2.21)$$

- Ketika k_1 dan k_2 merupakan fungsi kernel, maka:

$$K(x, z) = K_1(x, z) + K_2(x, z) : \text{Direct sum} \quad (2.22)$$

$$K(x, z) = \alpha K_1(x, z) : \text{Skalar Product} \quad (2.23)$$

$$K(x, z) = K_1(x, z) K_2(x, z) : \text{Direct Product} \quad (2.24)$$

Berikut merupakan fungsi kernel yang populer dan sering digunakan antara lain sebagai berikut.

1. Linear Kernel SVM



Linear kernel merupakan fungsi kernel yang paling sederhana. Linear kernel digunakan ketika data yang dianalisis sudah terpisah secara linear. Linear kernel cocok ketika terdapat banyak fitur dikarenakan pemetaan ke ruang dimensi yang lebih tinggi tidak benar-benar meningkatkan kinerja seperti

pada klasifikasi teks. Dalam klasifikasi teks, baik jumlah instances (dokumen) maupun jumlah fitur (kata) sama-sama besar (Kowalczyk, 2014). Berikut merupakan persamaan dari linear kernel SVM.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \mathbf{x}^T \mathbf{z} \quad (2.25)$$

Pemetaan fungsi Φ merupakan identitas/tidak ada pemetaan

2. Polynomial kernel (derajat d)

Polinomial kernel merupakan fungsi kernel yang digunakan ketika data tidak terpisah secara linear. Polinomial kernel sangat cocok untuk permasalahan dimana semua training dataset dinormalisasi.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}^T \mathbf{z})^d \text{ atau } (1 + \mathbf{x}^T \mathbf{z})^d \quad (2.26)$$

3. Radian Basis Function (RBF) Kernel

RBF kernel merupakan fungsi kernel yang biasa digunakan dalam analisis ketika data tidak terpisah secara linear. RBF kernel memiliki dua parameter yaitu *gamma* dan *cost*. Parameter *cost* atau biasa disebut sebagai *C* merupakan parameter yang bekerja sebagai pengoptimalan SVM untuk menghindari misklasifikasi di setiap sampel dalam training dataset. Semakin tinggi nilai *C*, maka kemungkinan terjadinya kesalahan dalam penentuan solusi akan semakin kecil. Sebaliknya, jika nilai *C* semakin rendah maka semakin tinggi proporsi kesalahan yang terjadi pada penentuan solusi (Sari dkk, 2017). Parameter *gamma* menentukan seberapa jauh pengaruh dari satu sampel training dataset dengan nilai rendah berarti “jauh”, dan nilai tinggi berarti “dekat”. Dengan *gamma* yang rendah, titik yang berada jauh dari garis pemisah yang masuk akal dipertimbangkan dalam perhitungan untuk garis pemisah. Ketika *gamma* tinggi berarti titik-titik berada disekitar garis yang masuk akal akan dipertimbangkan dalam perhitungan (Patel, 2017). Berikut persamaan dari RBF kernel.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \exp[-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2] \quad (2.27)$$

Pemilihan fungsi kernel yang tepat merupakan hal yang sangat penting karena menentukan feature space dimana fungsi classifier akan dicari. Sepanjang pemelannya sesuai (cocok), SVM akan beroperasi secara benar meskipun tidak pemetaan yang digunakan (Santosa, 2007). Menurut (Scholkopf & Smola,



2002), fungsi kernel Gaussian RBF memiliki kelebihan yaitu secara otomatis menentukan nilai, lokasi dari center dan nilai pembobot dan bisa mencakup nilai rentang tak terhingga. Gaussian RBF juga efektif menghindari overfitting dengan memilih nilai yang tepat untuk parameter C dan γ dan RBF baik digunakan ketika tidak ada pengetahuan terdahulu. Menurut (Hsu dkk, 2002), fungsi kernel yang direkomendasikan untuk diuji pertama kali adalah fungsi kernel RBF karena dapat memetakan hubungan tidak linear RBF lebih robust terhadap outlier karena fungsi kernel RBF berada antara selang $(-\infty, \infty)$ sedangkan fungsi kernel yang lain memiliki rentang antara $(-1$ sampai dengan $1)$.

Beberapa keunggulan Support Vector Machine antara lain:

- a. SVM efektif pada data berdimensi tinggi (data dengan jumlah fitur atau atribut yang sangat banyak) dan efektif pada kasus dimana jumlah fitur pada data lebih besar dari jumlah sampel.
- b. SVM menggunakan subset poin pelatihan dalam fungsi keputusan (disebut *support vector*) sehingga membuat penggunaan memori menjadi lebih efisien.

2.2 Metode Penyelesaian Masalah

2.2.1 State of the art

Bayangan adalah salah satu faktor utama yang mempengaruhi kinerja aplikasi visi komputer. Relevansi bayangan tergantung pada aplikasinya. Sementara bayangan dapat memberikan informasi yang berguna tentang ukuran dan bentuk objek, bayangan dapat menimbulkan masalah dalam deteksi fitur dan deteksi objek. Dengan demikian, deteksi dan penghapusan bayangan adalah tugas pra-pemrosesan untuk aplikasi visi komputer seperti analisis pemandangan, deteksi objek, dan deteksi fitur. Meskipun mudah bagi mata manusia untuk mendeteksi bayangan, sulit untuk mengidentifikasi metode yang dapat secara efisien mendeteksi dan menghilangkan bayangan secara otomatis. Hal ini terutama disebabkan oleh kompleksitas geometri, iluminasi dan albedo dalam gambar. Bayangan dapat diklasifikasikan terutama sebagai bayangan keras dan lembut. Bayangan lembut mempertahankan tekstur objek latar belakang sedangkan bayangan keras memiliki

stuktur. Hal ini membuat pendeteksian bayangan keras menjadi rumit karena adalah artikan sebagai objek gelap dan bukan bayangan. Karena kondisi tidak perlu seragam dalam satu gambar. Sebagian besar pekerjaan pada



deteksi bayangan membutuhkan kamera yang dikalibrasi dan beberapa gambar untuk kalibrasi. Tetapi teknik terbaik harus dapat mengekstrak bayangan dari satu gambar. Kami mengusulkan metode sederhana dan cepat untuk mendeteksi dan menghilangkan bayangan dari satu gambar RGB.



Penelitian-penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. *State of the art*

Tahun	Peneliti	Judul	Objek Permasalahan	Metode Penyelesaian dan Hasil
2019	Kyamelia Roy, et. al	<i>Segmentation Technique for Rotting Fruit Detection</i>	Objek: Sayuran Permasalahan: Saat posisi kamera berubah, karena pantulan cahaya, warna buah terdeteksi berbeda dalam waktu yang berbeda dan oleh karena itu segmentasi dilakukan berdasarkan warna tertentu.	• Deteksi tepi menggunakan <i>Canny Filter</i> yang mendeteksi tepi area busuk. • Metode segmentasi berbasis Marker yang bergantung pada nilai piksel citra • Metode segmentasi yang berbasis warna yang bergantung pada posisi kamera.
2019	Basri, dkk	<i>Image Processing System for Early Detection of Cocoa Fruit Pest Attack</i>	Objek : Kakao Mendeteksi dini serangan hama kakao dengan pengolahan citra	• Menggunakan pendekatan white-box • Akurasi biner treshold 75 % dan grayscale 70 %
	Jong Taek Lee, et. al	<i>Moving Shadow Detection from Background Image and Deep Learning</i>	Objek : Manusia Permasalahan: Pada saat kamera mendeteksi	• Metode CONV-Nets • Akurasi 93,7%



			manusia yang lewat terkadang ada bayangan yang terdeteksi	
2019	Pardhi, et. al	<i>Shadow Detection In RGB And LAB Color Space</i>	Objek : Manusia Permasalahan: Melakukan teknik dasar untuk mendeteksi bayangan.	• Metode histogram dan morfologi • Menggunakan Ruang Warna LAB • Hasil: bayangan terdeteksi lebih jelas
2018	Santi Kumari Behera, et. al	<i>On-Tree Detection and Counting of Apple using Color Thresholding and CHT</i>	Objek: Apel Permasalahan: Menghitung buah apel yang tumpang tindih pada pohon.	• <i>Thresholding</i> menggunakan ruang warna LAB dan <i>circular hough transform</i> • Akurasi 97 %
2019	Weiyue Xu, et. al	<i>Shadow detection and removal in apple image segmentation in natural light conditions and using ultrametric contour maps</i>	Objek : Apel Permasalahan: Bagaimana mengembangkan algoritma baru untuk mendeteksi dan	• Metode super piksel SEEDS dan SLIC • Waktu pemrosesan segmentasi rata-rata 0,59 detik



			menghilangkan bayangan.	
2018		<i>Effect of Color Feature Normalization on Segmentation of Color Images</i>	Objek : 50 Citra kulit wajah pasien Kuala Lumpur Hospital Permasalahan:	• Metode Ruang warna YIQ dan Ycbcr • YIQ. <i>Specifity</i> : 87.67 • YCbCr. <i>Specifity</i> : 62.21
2016	Dev Kiran, et. al	<i>Shadow Detection and Removal From Urban High-Resolution Remote Sensing Images Using K-Means Algorithm</i>	Objek : Bayangan Pada Bangunan Permasalahan: pada saat proses deteksi bayangan, beberapa objek sekitar yang gelap dapat disalah artikan atau dianggap juga sebagai bayangan yang disebabkan oleh hubungan spasial antara objek.	Metode : - IIOPL - K-Means Hasil : Proses lebih akurat ketika dilakukan proses <i>clustering</i> menggunakan K-Means.
	Anuradha Baghel, et. al	<i>Shadow Removal Using YCBCR and K-Means Clustering</i>	Objek : Bayangan trotoar dan kendaraan	Metode : - YCBCR



			Permasalahan: pada saat proses pendeteksian terdapat juga pantulan cahaya serta kontras warna yang terdapat pada objek yang terdeteksi.	- K-Means Hasil : Dengan memanfaatkan K-Means akan mendapatkan citra yang lebih jelas pada proses deteksi dan penghapusan bayangan pada citra.
2020	Mohankumar, et. al	<i>Approach For Shadow Detection and Removal Using Machine Learning Techniques.</i>	Objek : Bayangan manusia dan kendaraan Permasalahan: pada saat proses deteksi terjadi kesalahan pengklasifikasian sebagai latar depan karena perbedaan latar belakang pada citra, serta proses deteksi objek yang bergerak akan terdistorsi dan bahkan dapat menyebabkan konvergensi objek	Metode : - K-Means - ROI - Otsu Threshold Hasil : - Deteksi : 80-86 % Menghapus: 0.58-0.63 Precision Rate.



dikarenakan objek dan bayangan memiliki fitur yang sama.



(Mokhtar *et.al*, 2016) mempresentasikan teknik pengolahan citra untuk deteksi penyakit daun tomat. Dalam tahap pra-pemrosesan beberapa strategi diterapkan untuk peningkatan citra, kelancaran, ekstraksi warna penyakit. Akuisisi Citra merupakan langkah awal untuk deteksi penyakit daun tomat. menghilangkan *noise*, mengubah ukuran gambar, isolasi gambar, dan menghapus latar belakang. Perubahan *wavelet gabor* dan mesin *support vector* diimplementasikan untuk identifikasi dan klasifikasi penyakit tomat. Pada tahap ekstraksi ciri dengan bantuan perubahan *wavelet gabor* termasuk vektor-vektor yang diperoleh untuk tahap klasifikasi selanjutnya. Pada tahap klasifikasi, disiapkan *Support Vector Machine* (SVM) untuk membedakan klasifikasi penyakit tomat.

(Gavhale *et.al*, 2014) menyajikan teknik pengolahan citra untuk mendeteksi daerah yang tidak sehat dari daun jeruk. Ada empat macam penyakit jeruk yaitu *Citrus ulcer*, *Anthrachnose*, *Overwatering* dan *Citrus greening*. Sistem yang diusulkan meliputi akuisisi citra yang merupakan langkah awal pengambilan gambar dengan kamera komputerisasi untuk dijadikan *database*. Konversi ruang warna dan peningkatan gambar dilakukan dalam persiapan gambar. Domain transformasi kosinus diskrit digunakan untuk peningkatan citra. Sistem warna YCbCr dan ruang warna $L^*a^*b^*$ diputuskan untuk transformasi ruang warna. Dalam teknik statistik ekstraksi ciri, memanfaatkan *Gray-Level Co Occurrence Matrix* (GLCM) untuk melihat pengukuran, misalnya, kontras, energi, homogenitas dan entropi menggunakan peningkatan tanaman abu-abu.

(Makandar, *et. al*, 2014) Menganalisa gambar berwarna menggunakan teknik *Contrast Stretching* dan *Histogram equalization* dalam proses meningkatkan kecerahan pada umumnya. *Histogram equalization* menggunakan gambar *grayscale* namun peneliti mencoba untuk menggunakan gambar berwarna dengan memisahkan warna dari *Red*, *Green* dan *Blue*. Penelitian ini membahas tentang meningkatkan kecerahan gambar berwarna untuk menampilkan nilai intensitas cahaya yang lebih baik.

(Rajan, *et. al*, 2015) Menggunakan teknik *Filter Homomorphic Normalised ontrast Stretching*, untuk melindungi tampilan citra asli. Dalam sannya citra memiliki kondisi cahaya yang berbeda-beda, *filter phic* digunakan sebagai proses menormalkan cahaya pada citra tersebut



dengan kombinasi contrast stretching sehingga dalam citra tersebut tidak hanya meningkatkan efek pencahayaan tetapi juga mempertahankan kontras alami citra tersebut.

(Choi, *et. al.* 2016) menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Dalam pembahasannya CLAHE merupakan teknik yang digunakan untuk meningkatkan kecerahan semua gambar untuk memiliki tingkat kecerahan gambar yang konstan. Oleh karena itu, fungsi distribusi *Rayleigh* digunakan karena memungkinkan penyesuaian tingkat iluminasi rata-rata lebih mudah daripada fungsi distribusi lainnya dengan memilih parameter skala fungsi distribusi yang berbeda.

(Yogiswara, dkk. 2016) melakukan penelitian menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mengidentifikasi penyakit kakao. Untuk ekstraksi fitur menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Total jumlah citra yang digunakan sebanyak 90 citra, terdiri dari 30 citra buah kakao normal, 30 citra kondisi busuk buah, dan 30 citra kondisi *helopeltis*. Sedangkan untuk data uji digunakan 10 citra untuk setiap jenis penyakit kakao. Pada penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 86,67%. (2016).

Sebelumnya, sebagian besar peneliti mengandalkan pemrosesan gambar untuk mendeteksi dan menghilangkan bayangan, (Chuang, *et. al.*, 2003). mengusulkan metode anyaman bayangan yang mempertimbangkan gambar input sebagai kombinasi linier dari gambar bebas bayangan dan gambar bayangan matte. Meskipun metode ini dapat digunakan untuk menghilangkan bayangan, ini berfokus pada ekstraksi bayangan dan pengkomposisian, dan tidak membutuhkan banyak usaha untuk menghilangkan bayangan.

(Guo, *et. al.*, 2011). menyajikan pendekatan berbasis wilayah untuk deteksi bayangan dan penghapusan. Dengan melakukan segmentasi citra bayangan masukan menggunakan algoritma *mean shift*, Guo et al. menjelajahi berpasangan hubungan antar wilayah, dan memberikan informasi tentang kondisi iluminasi wilayah untuk deteksi bayangan. Mereka memperkirakan rasio antara cahaya

dan cahaya lingkungan, dan memulihkan iluminasi daerah bayangan menyala kembali setiap piksel. Pendekatan ini dapat menghasilkan hasil yang berkualitas tinggi untuk gambar bayangan sederhana. Namun,



untuk gambar dengan bayangan kompleks dan bayangan tidak seragam, metode ini tidak dapat memulihkan dengan memuaskan detail tekstur karena tidak memperhitungkan variasi reflektansi.

(Baba *et. al*, 2004). menyajikan metode penghilangan bayangan berdasarkan warna dan varians penyesuaian piksel bayangan dalam ruang RGB.

(Arbel & Hel-Or, 2011). menganggap setiap saluran gambar sebagai permukaan intensitas, dan mendekati permukaan bentuk daerah bayangan menggunakan pelat tipis halus dengan batasan pada tepi bayangan dan jangkar tekstur poin. Metode ini dapat menghilangkan beberapa bayangan yang tidak seragam. Namun, pendekatan pelat tipis yang mulus itu sulit untuk secara akurat memperkirakan faktor skala bayangan pada gambar bertekstur dan sangat terstruktur. Meskipun titik jangkar tekstur telah digunakan untuk mengatasi masalah ini, masih ada banyak ruang untuk perbaikan. Dengan asumsi permukaan bayangan tekstur datar tunggal,

2.3 Metode yang diusulkan

Dalam penelitian ini kami mencoba untuk mendeteksi buah kakao dan menghapus bayangan yang menutupi buah kakao dilakukan di ruang warna LAB. Deteksi bayangan menggunakan metode berbasis piksel ini dapat mengklasifikasikan beberapa piksel non-bayangan sebagai piksel bayangan. Piksel yang terisolasi dihilangkan menggunakan operasi morfologi yang disebut pembersihan. Piksel yang salah diklasifikasikan dihilangkan menggunakan dilatasi diikuti oleh erosi. Juga dilakukan ambang batas berbasis area, sehingga hanya wilayah dengan jumlah piksel lebih besar dari ambang batas yang dapat dianggap sebagai wilayah bayangan.

Dilakukan implementasi perbaikan kontras gambar sehingga menghasilkan segmentasi gambar yang baik. Dari beberapa penelitian tentang segmentasi gambar, preprocessing sangat berpengaruh pada hasil segmentasi.

Penelitian ini melakukan pengembangan sistem dimana selain mendeteksi dan menghitung buah kakao kami juga mendeteksi penyakit buah kakao yang mana

outnya nanti mengklasifikasi buah sakit dan buah sehat.

elitian yang kami lakukan bertujuan untuk mendeteksi dan menghapus bayangan serta mendeteksi penyakit busuk buah kakao dalam kondisi matahari



panas. Dalam penelitian ini diharapkan dapat mengoptimalkan gambar atau video yang dihasilkan dalam berbagai kondisi pencahayaan.

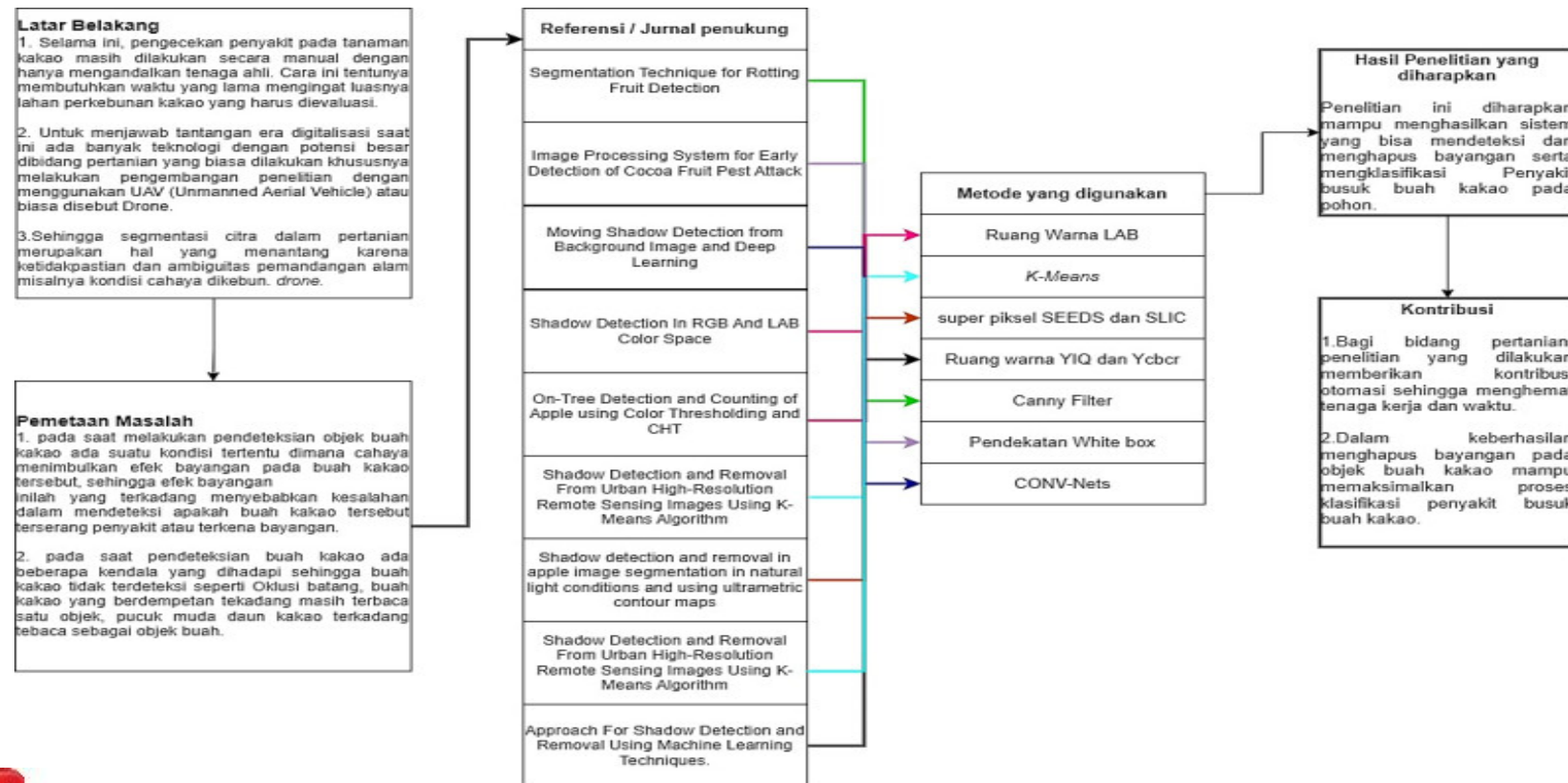
2.4 Target hipotesis penelitian

Berdasarkan tabel *State of The Art* penelitian yang telah dilakukan, target hasil dalam penelitian ini adalah penelitian ini mampu melakukan segmentasi penyakit buah kakao setelah melakukan deteksi dan menghapus bayangan pada tahap *Preprocessing* dan mampu menyelesaikan berbagai permasalahan yang sulit diselesaikan dengan algoritma machine learning lainnya.



2.5 Kerangka pikir penelitian

Kerangka pikir dapat dilihat pada gambar 25 yang menggambarkan keunikan dan posisi dari penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 13. Kerangka pikir penelitian

