

# Klasifikasi penyakit citra daun anggur menggunakan model CNN-VGG16

## Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model

Moh. Arie Hasan<sup>\*)</sup>, Yan Riyanto, Dwiza Riana

Program Studi Ilmu Komputer, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri  
Jalan Kramat Raya No. 18, Senen, Jakarta Pusat, DKI Jakarta 10450, Indonesia

**Cara sitasi:** M. A. Hasan, Y. Riyanto, and D. Riana, "Klasifikasi penyakit citra daun anggur menggunakan CNN dan model VGG16," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 9, no. 4, pp. 218-223, 2021. doi: [10.14710/jtsiskom.2021.14013](https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14013), [Online].

**Abstract** – This study aims to classify the disease image on grape leaves using image processing. The segmentation uses the k-means clustering algorithm, the feature extraction process uses the VGG16 transfer learning technique, and the classification uses CNN. The dataset is from Kaggle of 4000 grape leaf images for four classes: leaves with black measles, leaf spot, healthy leaf, and blight. Google images of 100 pieces were also used as test data outside the dataset. The accuracy of the CNN model training is 99.50 %. The classification yields an accuracy of 97.25 % using the test data, while using test image data outside the dataset obtains an accuracy of 95 %. The designed image processing method can be applied to identify and classify disease images on grape leaves.

**Keywords** – k-means clustering; VGG16 transfer learning; grape leaves classification; CNN

**Abstrak** – Penelitian ini bertujuan melakukan klasifikasi citra penyakit pada daun anggur dengan menggunakan pengolahan citra. Proses pengolahan citra berupa segmentasi menggunakan algoritme k-means clustering dan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan teknik transfer learning VGG16 serta klasifikasi menggunakan CNN. Dataset diambil dari Kaggle sejumlah 4000 citra daun anggur untuk empat kelas, yaitu daun dengan campak hitam, bercak daun, daun sehat, dan hawar daun. Citra dari Google sejumlah 100 gambar juga digunakan sebagai data uji di luar dataset. Hasil dari penelitian ini diperoleh akurasi pelatihan model CNN sebesar 99,50 %. Pengujian dengan menggunakan data uji menghasilkan akurasi sebesar 97,25 % sedangkan dengan menggunakan data citra uji di luar dataset diperoleh hasil akurasi sebesar 95 %. Metode pengolahan citra yang dirancang diharapkan dapat diterapkan dalam merancang sistem untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi citra penyakit pada daun anggur.

**Kata Kunci** – klusterisasi k-means; model pembelajaran VGG16; klasifikasi daun anggur; CNN

### I. PENDAHULUAN

Anggur merupakan salah satu jenis buah yang berasal dari daerah subtropis dan mampu beradaptasi di daerah Indonesia. Anggur merupakan komoditas unggulan daerah yang memegang peranan strategis pada era otonomi. Buah anggur mempunyai manfaat bagi kesehatan di antaranya mampu mencegah terjadinya pembentukan sel kanker dan penyakit lainnya karena mengandung senyawa polifenol dan resveratrol yang dapat meningkatkan metabolisme tubuh [1].

Beberapa penyakit dapat menyerang buah anggur. Salah satunya adalah serangan hama yang bisa menyebabkan pertumbuhan tanaman anggur dapat terganggu hingga 40-70 %, kulit buah menjadi kisut, rasa buahnya tidak manis, jumlah buah yang dihasilkan menjadi berkurang, dan mengakibatkan terjadinya fase generatif [2]. Oleh karena itu, identifikasi penyakit tanaman anggur dibutuhkan untuk mencegah dan mengurangi penyebaran penyakit tanaman anggur.

Identifikasi dan penanggulangan suatu penyakit tanaman anggur dapat dilakukan oleh seorang pakar atau ahli tanaman. Namun, beragam kendala seperti keterbatasan jumlah pakar, ketidakhadiran pakar, dan posisi keberadaan ahli yang berjauhan dengan tempat lahan tanaman anggur dapat mengakibatkan proses identifikasi dan penyembuhan tanaman terhambat. Hal ini dapat mengakibatkan produksi buah anggur menjadi menurun. Suatu sistem komputer yang dapat digunakan oleh para petani diperlukan sebagai pengganti peran seorang pakar apabila terdapat kendala [3].

Perkembangan ilmu komputasi saat ini dan kapasitas proses komputer telah semakin meningkat. Salah satu penerapannya adalah dalam melakukan pengenalan objek secara otomatis dengan menggunakan komputer dengan cara mengambil dan mengolah informasi suatu citra [4]. Pengolahan citra ini diharapkan menjadi salah satu pilihan dalam pengenalan dan klasifikasi jenis-jenis penyakit daun anggur. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *convolutional neural network* (CNN). CNN merupakan pengembangan lebih lanjut dari *multi layer perceptron* (MLP). Setiap neuron pada MLP dinyatakan dalam ukuran satu dimensi, sedangkan pada CNN dinyatakan dalam dua dimensi [5]. CNN mampu menangani perubahan bentuk citra masukan, seperti

<sup>\*)</sup> Penulis korespondensi (Moh. Arie Hasan)  
Email: [hasan.arie@gmail.com](mailto:hasan.arie@gmail.com)

translasi, rotasi dan skala karena terinspirasi oleh korteks pada mamalia visual sel sederhana dan kompleks [6].

Beragam kajian telah dilakukan dalam mengklasifikasikan penyakit daun anggur dengan menggunakan teknik pengolahan citra. Teknik *k-means clustering* dengan ekstraksi fitur *hue saturation value* (HSV) digunakan dalam [7]. Padol dan Yadav [8] menggunakan *support vector machine* (SVM). Krithika dan Selvarani [9] menggunakan *k-nearest neighbor* (KNN). Agrawal dan Singhai [10] menggunakan SVM multikelas (MSVM). Metode *back-propagation neural network* digunakan dalam [11].

Dengan metode yang berbeda, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap empat kelas citra daun anggur, yang terdiri dari tiga citra daun berpenyakit dan satu daun yang sehat. Kajian ini menggunakan segmentasi *k-means clustering* dan pemotongan citra daun anggur untuk memisahkan antara latar depan dan latar belakang dari suatu citra. Proses ekstraksi fitur citra hasil segmentasi menggunakan model *transfer learning* VGG16 dan klasifikasi menggunakan CNN.

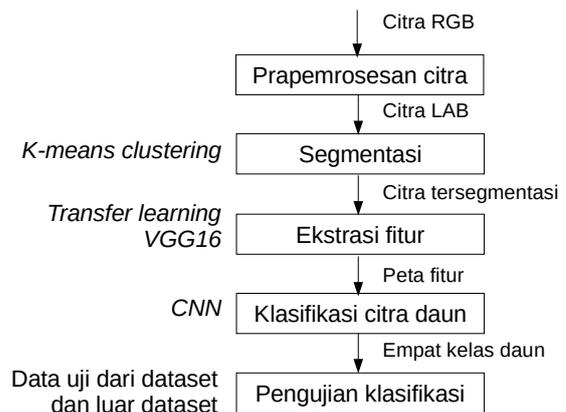
## II. METODE PENELITIAN

Metode yang diusulkan pada penelitian ini terdiri dari tahap prapemrosesan citra, segmentasi citra dengan *k-means clustering*, *transfer learning* VGG16, pelatihan model CNN, dan pengujian citra (Gambar 1). Tahapan yang dilakukan untuk klasifikasi jenis citra daun anggur dimulai dari memasukkan citra daun anggur dan melakukan prapemrosesan citra dan segmentasi citra. Proses *transfer learning* dengan model VGG16 dilakukan untuk mendapatkan hasil ekstraksi fitur. Pelatihan model CNN dan pengujian citra dilakukan untuk memperoleh hasil klasifikasi dalam menentukan empat jenis citra daun anggur. Penggunaan metode VGG16 ini diharapkan akan menghasilkan klasifikasi terbaik seperti pada klasifikasi malware dalam [12], deteksi buah kiwi [13], dan pengenalan spesies ikan dalam [14].

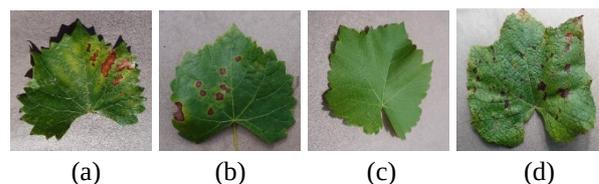
### A. Dataset dan data uji

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil dari Kaggle dan terdiri dari 4000 citra daun anggur dengan 1000 citra untuk masing-masing jenis citra daun<sup>1</sup>. Data citra dibagi dengan komposisi 70 % citra pelatihan atau sebanyak 2800 citra, 20 % citra validasi atau sebanyak 800 citra, dan 10 % citra untuk pengujian atau sebanyak 400 citra. Selain itu, pengumpulan data juga dilakukan dari citra Google sebagai data pengujian di luar dataset sebanyak 100 citra. Contoh citra keempat jenis daun anggur ini dapat dilihat pada Gambar 2.

Prapemrosesan citra dilakukan setelah data citra RGB dimasukkan. Proses yang dilakukan adalah melakukan konversi ruang warna citra dari yang semula RGB menjadi ruang warna citra LAB. Proses selanjutnya adalah mengekstrak komponen warna B



Gambar 1. Tahapan klasifikasi jenis citra daun anggur



Gambar 2. Jenis citra daun anggur: a) campak hitam, b) bercak daun, c) daun sehat, dan d) hawar daun

pada citra LAB untuk digunakan pada proses segmentasi.

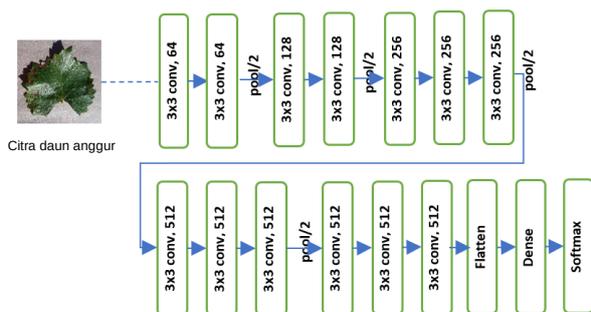
### B. Segmentasi Citra

Segmentasi citra dilakukan dengan menerapkan *k-means clustering* yang bertujuan membagi data non-hierarki dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang memiliki kemiripan data lebih besar dibandingkan dengan kemiripan data tersebut pada data di kelompok lain. Hal ini dilakukan untuk memisahkan suatu data ke dalam bentuk dua kelompok atau lebih [15].

Proses segmentasi dilakukan untuk mendeteksi penyakit yang ada pada citra daun dengan cara mengelompokkan partisi yang digunakan untuk membagi  $n$  jumlah pengamatan ke dalam  $k$  kluster. Nilai  $k$  merupakan jumlah kluster dalam gambar tersegmentasi dan warna yang ada dalam gambar digunakan untuk pengelompokan. Nilai  $k$  yang digunakan pada penelitian ini adalah 2, yang mengacu pada jumlah kluster yang digunakan dalam proses segmentasi. Hal ini bertujuan untuk mengekstraksi piksel daun dan menghapus piksel latar belakangnya. Satu kluster untuk piksel daun sebagai latar depan, sedangkan kluster lainnya untuk piksel sebagai latar belakang yang nantinya akan dihapus.

Proses berikutnya adalah menemukan komponen yang terhubung di antara dua kluster. Hal ini bertujuan mencari beberapa piksel yang mungkin muncul pada latar depan selain piksel daun. Pencarian komponen yang merupakan citra daun yang sebenarnya dilakukan dengan cara mencari komponen yang terbesar di antara semua komponen yang terhubung. Komponen yang terbesar selanjutnya ditapis menggunakan maksimal jumlah baris dan jumlah kolom pada komponen.

<sup>1</sup> New plant diseases dataset. Url: <https://www.kaggle.com/vipooool/new-plant-diseases-dataset>



**Gambar 3.** Rancangan arsitektur VGG16

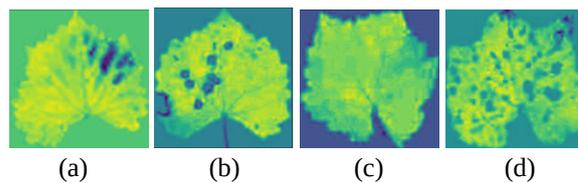
Pembuatan *mask* dilakukan untuk mengekstraksi piksel aktual yang sesuai dengan komponen utama. Selanjutnya, citra hasil segmentasi dipotong agar semua piksel warna hitam terhapus.

### C. CNN dan model VGG16

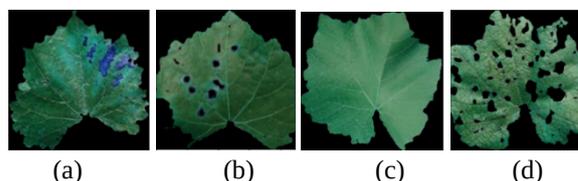
*Transfer learning* merupakan suatu teknik CNN yang mentransfer parameter jaringan saraf yang sudah dilatih terhadap suatu dataset dan tugas untuk menyelesaikan permasalahan lain dengan dataset yang berbeda [12]. Model *transfer learning* yang digunakan pada penelitian ini adalah VGG16 yang sudah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. VGG16 menggunakan ukuran 3x3 sebagai ukuran kernelnya dan tiga lapisan terakhir adalah lapisan *fully connected* (FC) dengan ukuran 4096 [16].

Gambar 3 menunjukkan arsitektur CNN VGG16. Konvolusi dilakukan terhadap data citra hasil segmentasi untuk mengekstraksi fitur dari citra daun masukan. Penelitian ini hanya menggunakan lapisan ekstraksi fitur dari VGG16 yang terdiri dari lapisan konvolusional dan *pooling*. Penelitian ini hanya menggunakan lapisan ekstraksi fitur dari VGG16 yang terdiri dari lapisan konvolusional dan *pooling*. Hasil ekstraksi fitur adalah berupa *activation map* atau *feature map* yang disimpan ke dalam suatu file fitur *bottleneck*. Fitur *bottleneck* yang telah diperoleh digunakan pada proses pelatihan, validasi, dan pengujian citra. Dataset citra daun anggur hanya memiliki empat kelas sehingga layer keluaran diubah menjadi empat.

Data citra dilatih menggunakan model CNN. Data citra yang digunakan adalah data pelatihan, validasi, dan pengujian. Setelah mendapatkan fitur untuk masing-masing citra melalui teknik *transfer learning*, pengambilan file fitur yang telah disimpan sebelumnya dilakukan. Langkah selanjutnya adalah mengubah data citra menjadi sebuah vektor, menambah beberapa lapisan tersembunyi, dan menyesuaikan lapisan FC terakhir sesuai dengan jumlah kelas. Kompilasi terhadap model CNN yang telah dibuat dilakukan dengan pengaturan parameter pelatihan, meliputi *optimizer*, laju pembelajaran, dan *loss*. Penyesuaian model dilakukan terhadap data pelatihan dan validasi. Evaluasi dilakukan untuk menghitung akurasi data pelatihan terhadap data validasi.



**Gambar 4.** Kanal warna B dari citra LAB daun anggur: a) campak hitam, b) bercak daun, c) daun sehat, dan d) hawar daun



**Gambar 5.** Citra hasil segmentasi daun anggur: a) campak hitam, b) bercak daun, c) daun sehat, dan d) hawar daun

### D. Pengujian hasil klasifikasi

Pengujian terhadap pelatihan model CNN yang telah dibuat terdiri dari dua macam, yaitu pengujian dengan menggunakan data uji dan pengujian menggunakan data uji di luar dataset. Pada pengujian dengan data uji, data masukannya merupakan data hasil *transfer learning*. Pada pengujian di luar dataset, citra masukan sebelumnya dilakukan prapemrosesan, segmentasi, dan proses pada *transfer learning*. Tahapan yang dilakukan pada pengujian adalah dengan melakukan pemanggilan file bobot model yang telah disimpan sebelumnya dan melakukan kompilasi model pelatihan. Evaluasi model CNN yang telah dibuat dilakukan dengan data pengujian dan dinyatakan dengan matriks konfusi. Akurasi model klasifikasi dapat ditentukan dengan (1) [17]. Parameter TP menyatakan *true positive*, TN *true negative*, FP *false positive*, dan FN *false negative*.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses awal dari klasifikasi jenis citra penyakit daun anggur adalah prapemrosesan citra daun anggur agar data citra siap digunakan. Proses yang dilakukan adalah dengan melakukan transformasi citra dari format RGB menjadi citra LAB. Kanal warna B dari citra LAB digunakan untuk segmentasi pada penelitian ini. Gambar 4 menunjukkan contoh kanal warna B citra LAB hasil prapemrosesan pada masing-masing kelas citra daun. Data yang telah dimasukkan tersebut selanjutnya dilakukan segmentasi citra dengan menggunakan algoritme *k-means clustering* untuk mengetahui penyakit yang ada pada citra daun. Gambar 5 merupakan contoh hasil segmentasi pada masing-masing kelas citra daun.

Hasil dari proses segmentasi digunakan sebagai data masukan pada model *transfer learning* VGG16 untuk

ekstraksi fitur. Proses ekstraksi fitur dilakukan pada lapisan konvolusional model VGG16 yang terdiri dari lima blok lapisan. Hasil dari proses *transfer learning* berupa peta fitur dan disimpan dalam file fitur untuk pelatihan dan validasi. Tiga percobaan dilakukan dalam menentukan jumlah epoch yang mempunyai akurasi tertinggi dan akan digunakan pada proses pengujian citra berikutnya.

Hasil percobaan pengaruh epoch terhadap akurasi dan *loss* ditunjukkan dalam Gambar 6 dan Tabel 1. Nilai akurasi pelatihan tertinggi adalah pada jumlah epoch sebanyak 60, yaitu sebesar 100 % dengan *loss* 0,0027 dan akurasi validasi sebesar 99,50 % dengan *loss* 0,011. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar epoch yang digunakan, maka nilai akurasi model pelatihan menjadi semakin tinggi seperti diperoleh dalam [4]. Proses berikutnya adalah menyimpan bobot model pelatihan dengan akurasi yang tertinggi, yaitu percobaan dengan epoch 60 ke dalam suatu file untuk digunakan pada proses pengujian citra.

### A. Pengujian data uji

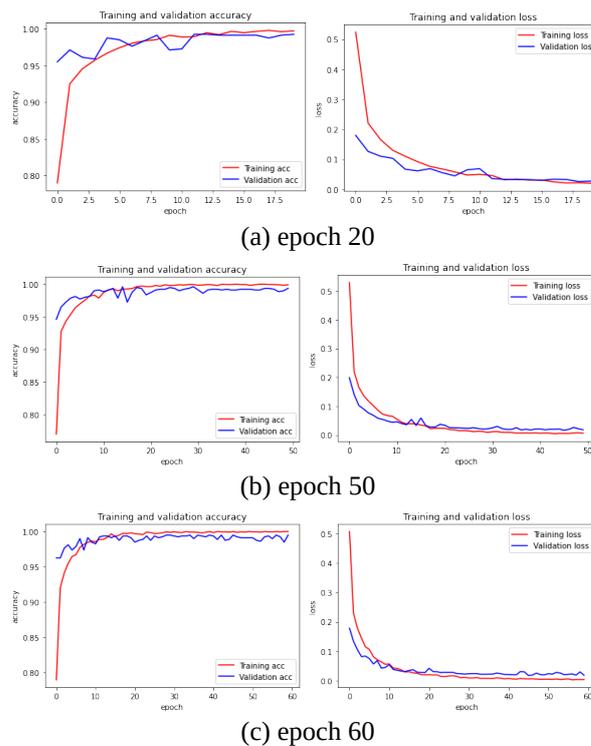
Proses pengujian menggunakan 400 citra yang berasal dari keempat jenis citra daun anggur sehingga setiap jenis citra daun terdiri dari 100 citra. Penghitungan evaluasi model pelatihan CNN dilakukan terhadap data uji menggunakan program yang dibuat.

Tabel 2 menunjukkan matriks konfusi dari hasil pengujian dengan menggunakan data uji. Akurasi yang diperoleh adalah sebesar 97,25 %. Berdasarkan evaluasi hasil pengukuran klasifikasi dengan 400 citra yang berasal dari data uji, diperoleh hasil bahwa 389 citra berhasil diprediksi benar sesuai dengan kelasnya. Prediksi citra daun Bercak Daun yang benar terdapat 89 citra, sedangkan 11 citra tidak dapat diprediksi dengan benar. Citra daun Campak Hitam, Daun Sehat, dan Hawar Daun berhasil diprediksi benar secara keseluruhan.

Selain itu, hasil pengujian juga dinyatakan dalam metrik klasifikasi seperti dalam Tabel 3. Metrik klasifikasi ini digunakan untuk mengukur kinerja algoritme klasifikasi yang ditunjukkan oleh nilai presisi, sensitivitas, skor f1, dan *support*. Kelas Campak Hitam memiliki nilai presisi terendah karena kemiripan citra dengan kelas Bercak Daun.

### B. Pengujian citra di luar dataset

Citra baru di luar dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari citra Google sebanyak 100 citra uji. Sebelum dilakukan pengujian, citra uji dilakukan prapemrosesan dan segmentasi. Proses penghitungan evaluasi model terhadap data di luar dataset dilakukan dengan menggunakan program yang dibuat. Pengukuran hasil klasifikasi pada tiap kelas juga dinyatakan dengan matriks konfusi seperti ditunjukkan dalam Tabel 4. Akurasi yang diperoleh adalah sebesar 95 %. Metrik klasifikasi lainnya dinyatakan dalam Tabel 5 untuk mengukur kinerja algoritme klasifikasi yang ditunjukkan oleh presisi, sensitivitas, skor f1, dan



Gambar 6. Grafik akurasi pelatihan dan loss untuk beragam epoch

Tabel 1. Pengaruh jumlah epoch terhadap akurasi

No.	Epoch	Data latih		Data validasi	
		Akurasi (%)	Loss	Akurasi (%)	Loss
1	20	99,71	0,02	99,25	0,027
2	50	99,93	0,0057	99,37	0,017
3	60	100	0,0037	99,50	0,018

Tabel 2. Matriks konfusi pengujian data uji

Kelas Asli	Kelas Hasil Prediksi				Total
	CH	BD	DS	HD	
Campak hitam (CH)	100	0	0	0	100
Bercak daun (BD)	11	89	0	0	100
Daun sehat (DS)	0	0	100	0	100
Hawar daun (HD)	0	0	0	100	100
Total	111	89	100	100	400

Tabel 3. Metrik klasifikasi pada data uji

Kelas	Metrik klasifikasi			
	Presisi	Sensitivitas	Skor F1	Support
Campak hitam	0,90	1,00	0,95	100
Bercak daun	1,00	0,89	0,94	100
Daun sehat	1,00	1,00	1,00	100
Hawar daun	1,00	1,00	1,00	100

*support*. Kelas Bercak Daun memiliki nilai presisi terendah karena kemiripan citra dengan kelas Campak Hitam.

**Tabel 4.** Matriks konfusi pengujian citra di luar dataset

Kelas Asli	Kelas Hasil Prediksi				Total
	CH	BD	DS	HD	
Campak hitam (CH)	23	2	0	0	25
Bercak daun (BD)	0	24	1	0	25
Daun sehat (DS)	0	0	25	0	25
Hawar daun (HD)	1	0	1	23	25
Total	24	26	27	23	100

Pengujian klasifikasi terhadap citra yang berasal dari luar dataset juga dilakukan dengan menggunakan prediksi probabilitas terhadap masing-masing citra. Kelas hasil prediksi ditentukan oleh hasil dengan persentase terbesar. Hasil prediksi dengan menggunakan citra di luar dataset tersebut dinyatakan dalam Tabel 6. Citra uji Campak Hitam berhasil diprediksi benar sebanyak 23 citra dan 2 citra diprediksi salah. Citra Bercak Daun sebanyak 24 citra berhasil diprediksi, sedangkan 1 citra tidak dapat diprediksi dengan benar. Semua citra Daun Sehat berhasil diprediksi benar. Citra Hawar Daun sebanyak 23 citra diprediksi dengan sesuai dan 2 citra diprediksi salah.

Hasil kajian ini bersesuaian dengan [7] yang menyatakan bahwa *k-means clustering* dapat diterapkan dalam mendeteksi citra penyakit daun anggur. Patil dkk. [7] mengubah citra RGB menjadi citra HSV, sedangkan pada kajian ini, citra RGB diubah menjadi citra LAB. Kajian ini mempunyai akurasi lebih besar, yaitu 97,25 %, dibandingkan [10] yang menggunakan *k-means clustering* untuk segmentasi dan klasifikasi SVM multikelas dengan hasil akurasi sebesar 90 %. Pada penelitian lainnya, Padol dan Yadav [8] juga menggunakan algoritme *k-means clustering* untuk melakukan segmentasi citra penyakit daun anggur, tetapi menggunakan proses klasifikasi yang berbeda, yaitu SVM, dengan hasil akurasi sebesar 88,89 %.

Dari hasil tersebut, metode segmentasi dengan menggunakan *k-means clustering* dan klasifikasi menggunakan *transfer learning* VGG16 dapat diterapkan pada klasifikasi citra penyakit daun anggur dan memberikan hasil yang lebih baik. Model VGG16 diketahui menempati peringkat kedua, namun lebih baik daripada GoogleNet dalam beberapa tugas pembelajaran migrasi [13]. VGG16 juga diakui secara luas sebagai CNN dengan kapasitas generatif yang baik. VGG16 menggunakan tumpukan kernel konvolusional yang lebih kecil jika dibandingkan dengan Alexnet [16]. Hasil ini juga bersesuaian dengan [12]-[14], dimana penggunaan VGG16 menghasilkan klasifikasi yang baik untuk pengenalan objek lain.

#### IV. KESIMPULAN

Algoritme yang diterapkan dalam pengolahan citra dengan menggunakan segmentasi *k-means clustering*, ekstraksi fitur VGG16, dan klasifikasi CNN dapat diterapkan untuk mengklasifikasi citra daun anggur dengan baik. Akurasi yang diperoleh adalah sebesar 99,50 % pada proses pelatihan, 97,25 % pada pengujian

**Tabel 5.** Metrik klasifikasi pada data uji di luar dataset

Kelas	Metrik klasifikasi			
	Presisi	Sensitivitas	Skor F1	Support
Campak hitam	0,96	0,92	0,94	25
Bercak daun	0,92	0,96	0,94	25
Daun sehat	0,93	1,00	0,96	25
Hawar daun	1,00	0,92	0,96	25

**Tabel 6.** Hasil prediksi citra di luar dataset

Kelas	Jumlah citra	Prediksi	
		Benar	Salah
Campak hitam	25	23	2
Bercak daun	25	24	1
Daun sehat	25	25	0
Hawar daun	25	23	2
Total	100	95	5

400 citra uji dalam dataset, dan 95 % pada pengujian 100 citra uji di luar dataset.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Kurniastuti, "Pengaruh berbagai macam panjang stek terhadap pertumbuhan bibit anggur (*Vitis vinifera* L.)," *Agri-tek: Jurnal Ilmu Pertanian, Kehutanan dan Agroteknologi*, vol. 17, no. 1, pp. 1–7, 2016.
- [2] P. I. Hidayati, "Analisis hama pada tanaman anggur dengan pendekatan metode CF (Certainty Factor) berbasis mobile Android," *SMATIKA Jurnal*, vol. 8, no. 1, pp. 9–17, 2018. doi: [10.32664/smatika.v8i01.194](https://doi.org/10.32664/smatika.v8i01.194)
- [3] M. Y. Amin, A. Mahmudi, and N. Verdyansyah, "Sistem pakar diagnosis penyakit buah anggur menggunakan metode Dempster Shafer berbasis web," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatik)*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, 2020. doi: [10.36040/jati.v4i1.2385](https://doi.org/10.36040/jati.v4i1.2385)
- [4] T. F. Kusumaningrum, "Implementasi convolution neural network (CNN) untuk klasifikasi jamur konsumsi di Indonesia menggunakan Keras," *B.Sc thesis*, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia, 2018.
- [5] W. S. E. Putra, "Klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (CNN) pada Caltech 101," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 5, no. 1, pp. 65–69, 2016. doi: [10.12962/j23373539.v5i1.15696](https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696)
- [6] M. Zufar, "Convolutional neural networks untuk pengenalan wajah secara real-time," *B.Sc thesis*, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya, Indonesia, 2016.
- [7] R. Patil, S. Udgate, S. More, D. Nemishte, and M. Kasture, "Grape leaf disease detection using k-means clustering algorithm," *International Research Journal of Engineering and Technology*, vol. 3, no. 4, pp. 2330–2333, 2016.
- [8] P. B. Padol and A. A. Yadav, "SVM classifier based grape leaf disease detection," in *Conference on*

- Advances in Signal Processing*, Pune, India, Jun. 2016, pp. 175–179. doi: [10.1109/CASP.2016.7746160](https://doi.org/10.1109/CASP.2016.7746160)
- [9] N. Krithika, and A. G. Selvarani, “An individual grape leaf disease identification using leaf skeletons and KNN classification,” in *International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems*, Coimbatore, India, Mar. 2017, pp. 1-5. doi: [10.1109/ICIECS.2017.8275951](https://doi.org/10.1109/ICIECS.2017.8275951)
- [10] N. Agrawal and J. Singhai, “Grape leaf disease detection and classification using multi-class support vector machine,” in *International Conference on Recent Innovations in Signal processing and Embedded Systems*, Bhopal, India, Oct. 2017, pp. 238–244. doi: [10.1109/RISE.2017.8378160](https://doi.org/10.1109/RISE.2017.8378160)
- [11] J. Zhu, A. Wu, X. Wang, and H. Zhang, “Identification of grape diseases using image analysis and BP neural networks,” *Multimedia Tools and Application*, vol. 79, pp. 14539–14551, 2019. doi: [10.1007/s11042-018-7092-0](https://doi.org/10.1007/s11042-018-7092-0)
- [12] E. Rezende, G. Ruppert, T. Carvalho, A. Theophilo, F. Ramos, and P. de Geus, “Malicious software classification using VGG16 deep neural network’s bottleneck features,” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 738, pp. 51–59, 2018. doi: [10.1007/978-3-319-77028-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-77028-4_9)
- [13] Z. Liu *et al.*, “Improved kiwifruit detection using pre-trained VGG16 with RGB and NIR information fusion,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 2327–2336, 2020, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2962513](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2962513)
- [14] P. Hridayami, I. K. G. D. Putra, and K. S. Wibawa, “Fish species recognition using VGG16 deep convolutional neural network,” *Journal of Computing Science and Engineering*, vol. 13, no. 3, pp. 124–130, 2019. doi: [10.5626/JCSE.2019.13.3.124](https://doi.org/10.5626/JCSE.2019.13.3.124)
- [15] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and D. Hartama, “Penerapan datamining pada populasi daging ayam ras pedaging di Indonesia berdasarkan provinsi menggunakan K-Means clustering,” *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informasi dan Teknologi Jaringan)*, vol. 2, no. 1, pp. 60–67, 2017 doi: [10.30743/infotekjar.v2i1.164](https://doi.org/10.30743/infotekjar.v2i1.164)
- [16] B. L. B, X. Zhang, Z. Gao, and L. Chen, “Weld defect images classification with VGG16-based neural network,” in *International Forum on Digital TV and Wireless Multimedia Communications*, Shanghai, China, Nov. 2017, pp. 215–223. doi: [10.1007/978-981-10-8108-8](https://doi.org/10.1007/978-981-10-8108-8)
- [15] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and D. Hartama, “Penerapan datamining pada populasi daging ayam ras pedaging di Indonesia berdasarkan provinsi menggunakan K-Means clustering,” *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informasi dan Teknologi Jaringan)*, vol. 2, no. 1, pp. 60–67, 2017 doi: [10.30743/infotekjar.v2i1.164](https://doi.org/10.30743/infotekjar.v2i1.164)
- [16] B. L. B, X. Zhang, Z. Gao, and L. Chen, “Weld defect images classification with VGG16-based neural network,” in *International Forum on Digital TV and Wireless Multimedia Communications*, Shanghai, China, Nov. 2017, pp. 215–223. doi: [10.1007/978-981-10-8108-8](https://doi.org/10.1007/978-981-10-8108-8)
- [17] D. M. W. Powers, "Evaluation: from precision, recall and f-measure to ROC, informedness, markedness & correlation," *Journal of Machine Learning Technologies*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, 2011.



©2021. This open-access article is distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).