Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Mengidentifikasi Kondisi Tanaman Kangkung dan Pakcoy Hidroponik

1st Fayza Rizka Zalianty
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
chikazalianty@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Inung Wijayanto
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
iwijayanto@telkomuniversity.ac.id

3rd Harfan Hian Ryanu
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
harfanhr@telkomuniversity.ac.id

***Abstrak*—Salah satu teknik budidaya tanaman yang menggunakan air sebagai pengganti tanah adalah hidroponik. Meskipun metode ini memiliki banyak keunggulan dibandingkan dengan metode budidaya konvensional, salah satu tantangan metode ini adalah kesulitan untuk mengetahui kondisi tanaman secara dini. Penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16 untuk membangun sistem yang dapat mendeteksi kondisi tanaman hidroponik. Sistem ini terdiri dari kamera yang mengambil gambar tanaman, prosesor gambar yang mengubah gambar yang diambil oleh kamera menjadi format yang dapat diproses oleh CNN, dan model CNN yang digunakan untuk mengklasifikasikan gambar yang diakses melalui aplikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar kangkung dan pakcoy hidroponik yang sehat dan tidak sehat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dibuat memiliki akurasi 96,1%. Model ini dapat mendeteksi tanaman kangkung yang sehat dengan akurasi 93,56%, tanaman kangkung yang tidak sehat dengan akurasi 51,84%, dan tanaman pakcoy yang layu dengan akurasi 99,62%. Meningkatkan ukuran dataset dan menggunakan teknik pengambilan dataset yang lebih konsisten adalah dua cara yang dapat dilakukan.**

***Kata Kunci*—CNN, hidroponik, VGG-16**

I. PENDAHULUAN

Hidroponik berasal dari bahasa Yunani terdiri dari dua kata, *Hydro* yang berarti air dan *phonic* yang berarti pengerjaan [1]. Secara umum, hidroponik merupakan salah satu teknologi pertanian yang berfokus pada pemenuhan nutrisi tanaman yang menunjang tumbuh tanaman dengan memanfaatkan air sebagai media tanam [1]. Hidroponik menawarkan sejumlah keuntungan seperti penggunaan lahan yang lebih efisien, perawatan yang lebih mudah, serta risiko kekeringan dan kebanjiran yang lebih rendah [2]. Keuntungan tersebut menjadikan hidroponik sebagai alternatif yang populer untuk budidaya tanaman di daerah perkotaan dalam gerakan *urban farming* [3], [4].

Urban farming bertujuan untuk membantu masyarakat dalam memenuhi kebutuhan makanan dengan menanam tanaman hortikultural di lahan perkotaan [5]. Metode *Nutrient Film Technique* (NFT) banyak digunakan dalam *urban farming* karena tanaman hidroponik tumbuh di permukaan dangkal dan tersirkulasi memungkinkan tanaman mendapatkan air dan nutrisi yang cukup [6]. NFT cocok digunakan untuk budidaya tanaman sayuran yang berumur pendek, seperti kangkung dan pakcoy [7].

Kangkung (*Ipomoea aquatica*) merupakan salah satu sayuran hijau yang banyak dikonsumsi karena rasanya yang enak, mudah diolah menjadi makanan, dan mudah dibudidayakan [8]. Namun, beberapa faktor seperti kurangnya unsur hara, kurangnya pengetahuan pertanian, dan hama pada tanaman menyebabkan produktivitas tanaman kangkung menurun [8]. Pakcoy atau bok choy (*Brassica rapa subsp. Chinensis*) adalah sayuran dari keluarga *Brassicaceae* yang kaya akan gizi sehingga sangat baik dikonsumsi untuk menjaga kesehatan [9]. Penyakit dapat menjadi salah satu faktor penyebab penurunan produksi pakcoy, yang juga dapat menyebabkan penurunan kualitas sayuran [10].

Dalam upaya mengatasi penurunan produktivitas dan kualitas kangkung dan pakcoy, pengembangan suatu sistem pendeteksi menjadi sangat penting. Suatu solusi yang inovatif adalah implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG-16. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasi kondisi tanaman secara akurat dengan memfokuskan pada analisis daun. Melalui pemanfaatan kamera pada *smartphone*, sistem ini memungkinkan pengguna untuk mengambil gambar daun tanaman hidroponik secara mudah. Dengan menggunakan aplikasi *mobile*, gambar yang diambil akan diproses oleh CNN untuk mengidentifikasi apakah tanaman dalam keadaan sehat atau tidak sehat. Pendekatan ini memungkinkan pemantauan yang *real-time* dan memberikan data yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan yang cepat dan tepat dalam menjaga kondisi tanaman hidroponik. Dengan menggunakan teknologi *Deep Learning* (DL) dalam mengklasifikasi kondisi tanaman, diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dalam mengatasi masalah yang timbul dalam budidaya kangkung dan pakcoy.

II. KAJIAN TEORI

A. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur utama DL untuk klasifikasi gambar dengan

mengekstrak fitur penting dari gambar [11]. Dengan menyederhanakan gambar untuk analisis yang lebih baik, CNN membutuhkan lebih sedikit preprocessing dan upaya manusia [12]. CNN terdiri dari berbagai lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, lapisan *fully connected*, dan lapisan *output* [12]. Di antara lapisan-lapisan tersebut, lapisan *input* merupakan gambar asli yang belum diproses dan lapisan *output* merupakan hasil dari klasifikasi fitur [13].

Lapisan konvolusi berfungsi untuk menggabungkan gam- bar *input* dengan filter, memperkuat informasi penting dalam gambar asli, dan menekan gangguan dari *noise* dengan mencerminkan dua karakteristik penting yaitu bidang penerimaan lokal (*local receptive field*) dan pembagian bobot (*weight sharing*) [13]. Lapisan *pooling* menggabungkan nilai-nilai dari beberapa piksel terdekat menjadi satu nilai baru untuk mengurangi dimensi data gambar [13]. Lapisan *fully connected* merupakan beberapa lapisan terakhir dalam CNN dan berperan sebagai pengklasifikasi dalam keseluruhan jaringan [14]. Setelah melalui serangkaian lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*, lapisan *output* menghasilkan prediksi klasifikasi untuk gambar yang dianalisis. Hasil ini kemudian dapat digunakan dalam sistem pendeteksian atau klasifikasi, seperti dalam konteks pengembangan sistem pendeteksi kondisi tanaman hidroponik yang telah dijelaskan sebelumnya.

B. *Visual Geometry Group 16*

VGG-16 merupakan arsitektur model CNN yang dirancang oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman yang terdiri dari 16 lapisan, terdiri dari 13 lapisan konvolusional, 5 lapisan *maxpooling*, dan 3 lapisan *fully connected* [15]. Arsitektur VGG-16 digambarkan dalam Gambar 1.

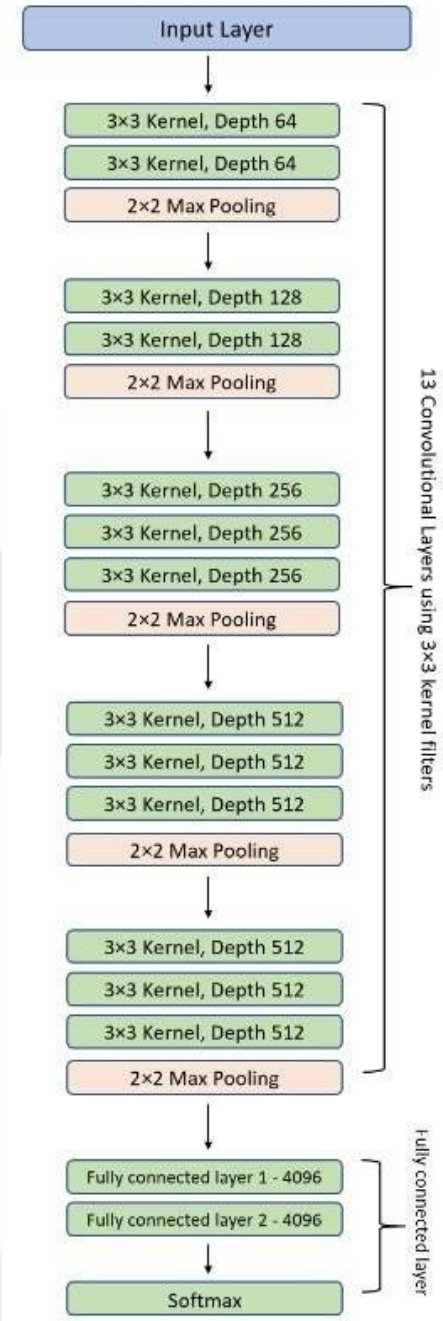
Untuk melakukan konvolusi, kernel dengan dimensi 3 x 3 dan parameter yang dapat dipelajari, yaitu W dan b, diterapkan pada setiap piksel x dalam gambar, menghasilkan output y [16]. Kernel ini dapat bergerak setiap piksel atau dengan melompati beberapa piksel, yang ditentukan oleh langkah [16]. Fungsi berikut menunjukkan operasi konvolusi sederhana:

$$y = f(Wx + b) \tag{1}$$

Setiap lapisan konvolusi biasanya diikuti oleh lapisan aktivasi non-linear, yaitu *Rectified Linear Unit* (ReLU), untuk memperkenalkan ketidakpastian [16]. Lapisan konvolusi awal mempelajari fitur dasar seperti tepi, kemudian digabungkan ke lapisan konvolusi lanjutan untuk menghasilkan fitur yang lebih kompleks [16]. Untuk mengurangi ukuran peta aktivasi, lapisan *maxpooling* digunakan untuk melakukan *downsampling* [16]. Tumpukan lapisan konvolusi ini diakhiri dengan pengklasifikasi dimana lapisan *fully connected* yang diikuti oleh lapisan *fully connected* tambahan sesuai dengan jumlah kelas [16]. Lapisan *softmax*, yang menghasilkan skor probabilitas untuk setiap kelas, digunakan oleh lapisan arsitektur CNN untuk menetapkan gambar untuk suatu kelas [16].

III. METODE

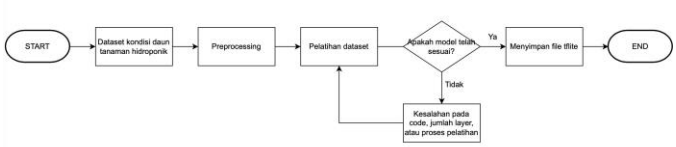
Sistem pendeteksi kondisi tanaman hidroponik kangkung dan pakcoy dapat dirancang dengan menggunakan metode berikut:



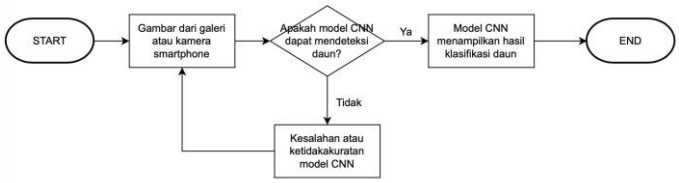
GAMBAR 1.
Arsitektur VGG-16 [15]

A. *Identifikasi Masalah*

Dalam sistem hidroponik, tanaman dibudidayakan dengan menggunakan larutan nutrisi daripada tanah. Sistem ini memiliki banyak keunggulan dibandingkan dengan sistem budidaya konvensional, termasuk penggunaan air yang lebih efisien, peningkatan produktivitas, dan penurunan risiko penyakit dan hama. Sistem hidroponik, bagaimanapun, menghadapi beberapa tantangan. Salah satunya adalah sulitnya mengidentifikasi kondisi tanaman secara dini, yang dapat menyebabkan kerugian besar jika tanaman yang sakit tidak segera ditangani.



GAMBAR 2.
Blok Diagram Uji Latih CNN



GAMBAR 3.
Blok Diagram Implementasi CNN

B. Perancangan Sistem

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dirancang sebuah sistem pendeteksi kondisi tanaman hidroponik dengan menggunakan CNN. Sistem ini terdiri dari beberapa komponen, yaitu kamera yang mengambil gambar tanaman, prosesor gambar yang digunakan untuk mengubah gambar yang diambil oleh kamera menjadi format yang dapat diproses oleh CNN, dan model CNN untuk mengklasifikasikan gambar yang diakses menggunakan aplikasi.

C. Implementasi Sistem

Dalam proses implementasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, hal pertama yang dilakukan yaitu mengumpulkan data. Data tersebut dikumpulkan ke dalam satu folder utama yang terdiri dari beberapa folder yang berisi gambar tanaman hidroponik yang dikategorikan berdasarkan seberapa sehat atau tidak sehat tanaman tersebut. Kemudian data pelatihan, pengujian, dan validasi dipisahkan dengan dua kategori rasio pembagian: 70%, 15%, dan 15% untuk pengujian pertama dan 80%, 10%, dan 10% untuk pengujian kedua. *Preprocessing* akan dilakukan untuk meningkatkan kualitas dan memudahkan pembelajaran oleh model. Setelah *preprocessing*, dataset pelatihan digunakan untuk melatih model CNN dengan menyesuaikan parameter pelatihan seperti kecepatan belajar dan ukuran batch untuk mencapai konvergensi yang baik. Kemudian, dataset tes dan validasi digunakan untuk memverifikasi kinerja model menggunakan metrik yang tepat.

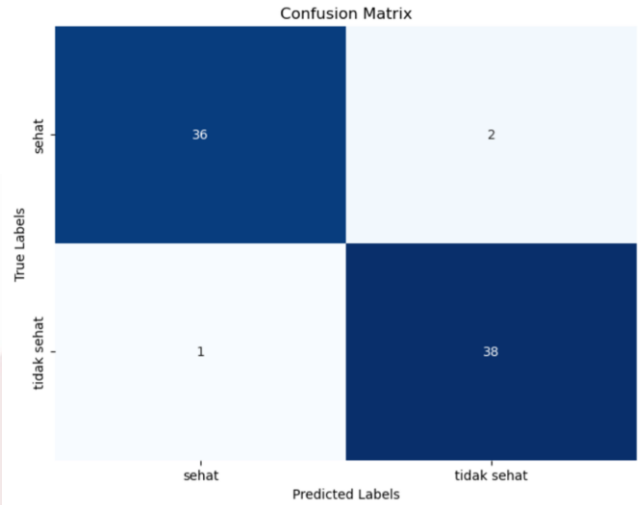
Gambar 3 menunjukkan blok diagram implementasi CNN dalam sistem ini. Model CNN yang digunakan dalam program ini adalah arsitektur VGG-16 dengan *optimizer* Adam. Model ini menggunakan dua dataset: dataset primer yang berasal dari petani hidroponik dan hasil tangkapan kamera Raspberry Pi dan dataset sekunder yang berasal dari Google. Model ini mengidentifikasi kondisi tanaman hidroponik.

D. Evaluasi Sistem

Untuk menilai kinerja sistem, evaluasi dilakukan dengan menggunakan berbagai metrik, seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi menunjukkan seberapa sering sistem membuat prediksi yang benar, jika kelas tersebut benar [17]. *Recall* menunjukkan seberapa sering sistem memprediksi kelas yang benar dari semua gambar yang benar-benar termasuk dalam kelas tersebut [18]. *F1-score* menunjukkan kombinasi dari akurasi dan presisi [19]. Dataset uji yang terdiri dari gambar tanaman hidroponik kangkung dan pakcoy yang sehat dan tidak sehat digunakan untuk melakukan evaluasi sistem pendeteksi kondisi tanaman hidroponik menggunakan CNN.

```
6/6 [==============================] - 10s 2s/step
Precision: 0.9613
Recall: 0.9610
F1-Score: 0.9610
Accuracy: 0.9610
```

GAMBAR 4.
Nilai *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Accuracy* Pengujian Pertama



GAMBAR 5.
Confusion Matrix Pengujian Pertama

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan dengan menggunakan dua skenario pemisahan antara data pelatihan, pengujian, dan validasi, yaitu 70%, 15%, dan 15% untuk pengujian pertama dan 80%, 10%, dan 10% untuk pengujian kedua. Dengan waktu komputasi 10 detik, model yang dihasilkan memiliki akurasi sebesar 96,1% serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* seperti yang tertera pada Gambar 4.

Kemudian dataset tes diperiksa dan hasil pengklasifikasian dipetakan dalam bentuk *confusion matrix*. Gambar 5 menunjukkan *confusion matrix* pengklasifikasian daun tanaman hidroponik. Dari 38 dataset daun sehat, 36 dataset dianggap sehat dan 2 dataset dianggap tidak sehat; dari 39 dataset daun yang tidak sehat, 38 dataset dianggap tidak sehat dan 1 dataset dianggap sehat.

Selain menguji data tes pada model, pengujian data validasi juga dilakukan untuk memastikan bahwa model yang dibuat tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*. Hal ini dilakukan

```
6/6 [==============================] - 10s 2s/step - loss: 0.0564 - accuracy: 0.9878
Validation Accuracy: 0.9878048896789551
6/6 [==============================] - 11s 2s/step - loss: 0.0990 - accuracy: 0.9610
Test Accuracy: 0.9610389471054077
```

GAMBAR 6.
Nilai *Validation Accuracy* dan *Test Accuracy* Pengujian Pertama

```
4/4 [==============================] - 6s 1s/step
Precision: 0.9044
Recall: 0.9038
F1-Score: 0.9038
Accuracy: 0.9038
```

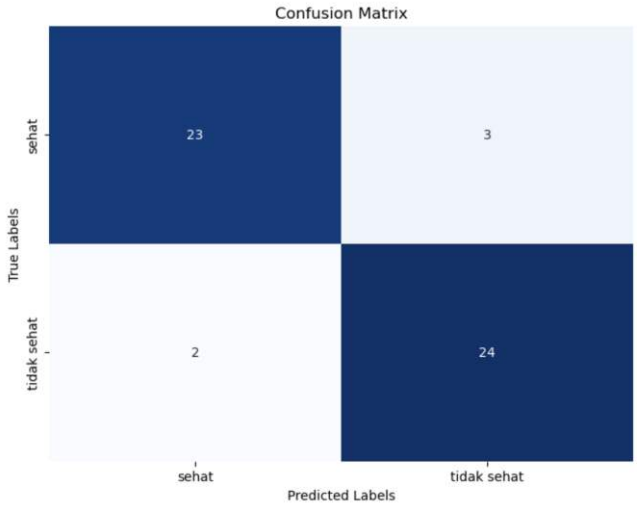
GAMBAR 7.
Nilai *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Accuracy* Pengujian Kedua

dengan membandingkan akurasi tes dengan akurasi validasi. Berdasarkan Gambar 6, pengujian pertama menunjukkan nilai akurasi tes sebesar 96,1% dan akurasi validasi sebesar 98,78%, dimana akurasi dataset validasi lebih tinggi daripada dataset tes. Namun, perbedaan yang relatif kecil menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik pada dataset tes dan tidak mengalami *overfitting* yang signifikan.

Gambar 7 menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta akurasi sebesar 90,38% dalam pengujian kedua dengan waktu komputasi 6 detik.

Kemudian, dataset tes diperiksa dan hasil pengklasifikasian dipetakan dalam *confusion matrix*. Gambar 8 menunjukkan *confusion matrix* pengklasifikasian daun tanaman hidroponik. Dari 26 dataset daun sehat, 23 dataset dimasukkan ke dalam kelas sehat dan 3 dataset dimasukkan ke dalam kelas tidak sehat; dari 26 dataset daun yang tidak sehat, 24 dataset dimasukkan ke dalam kelas tidak sehat dan 2 dataset dimasukkan ke dalam kelas sehat.

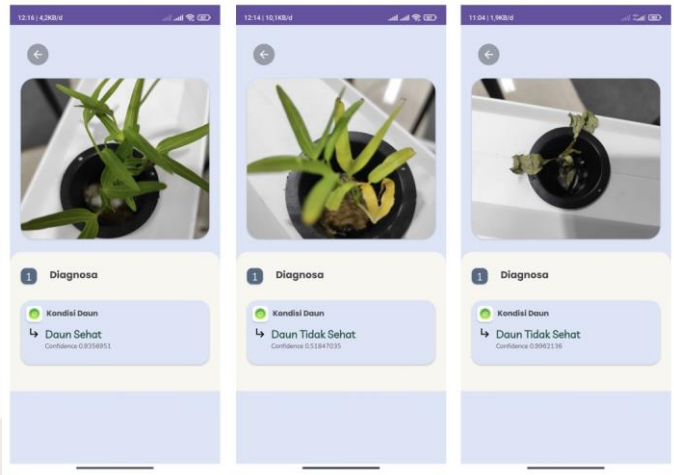
Selain menguji data tes pada model, pengujian data validasi juga dilakukan. Hal ini dilakukan dengan membandingkan akurasi tes dengan akurasi validasi. Berdasarkan Gambar 9, pengujian pertama memiliki nilai akurasi tes sebesar 90,38% dan akurasi validasi sebesar 100%. Dari kedua nilai tersebut,



GAMBAR 8.
Confusion Matrix Pengujian Kedua

```
4/4 [==============================] - 7s 2s/step - loss: 0.0475 - accuracy: 1.0000
Validation Accuracy: 1.0
4/4 [==============================] - 7s 2s/step - loss: 0.1555 - accuracy: 0.9038
Test Accuracy: 0.9038461446762085
```

GAMBAR 9.
Nilai *Validation Accuracy* dan *Test Accuracy* Pengujian Kedua



GAMBAR 10.
Pengujian Deteksi Kondisi Tanaman Hidroponik

akurasi dataset validasi lebih tinggi daripada akurasi dataset test. Akurasi sebesar 100% pada dataset validasi menunjukkan bahwa model sangat menyesuaikan diri dengan data validasi. Namun, nilai akurasi sebesar 100% pada dataset validasi dapat menunjukkan *overfitting* pada dataset validasi.

Dengan menganalisis perbedaan antara kedua skenario tersebut, diketahui model pengujian pertama lebih cocok digunakan untuk pengujian berikutnya dengan menggunakan aplikasi. Setelah melakukan pengujian dengan skenario yang telah dirancang sebelumnya, model dapat mendeteksi kondisi daun tanaman hidroponik dengan nilai akurasi. Untuk tanaman dengan ciri fisik daun hijau, model mendeteksi tanaman sebagai tanaman sehat dengan nilai akurasi 93,56%, sedangkan untuk tanaman dengan ciri fisik daun menguning, model mendeteksi tanaman sebagai tanaman tidak sehat dengan nilai akurasi 51,84%. Selain itu, pengujian dilakukan pada tanaman pakcoy yang layu; model mendeteksi tanaman yang dianggap tidak sehat dengan nilai akurasi 99,62%, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10.

V. KESIMPULAN

Model yang dibuat untuk mendeteksi kondisi tanaman hidroponik memiliki nilai akurasi yang cukup baik mencapai 96%. Namun, karena jumlah dataset yang lebih sedikit dan metode pengambilan dataset yang berbeda, terkadang model ini melakukan kesalahan dalam mendeteksi kondisi daun yang menghasilkan hasil yang kurang akurat. Akibatnya, model ini perlu diperbaiki untuk menghasilkan hasil yang lebih akurat. Untuk menyempurnakan sistem ini, Raspberry Pi dengan modul kamera dapat ditambahkan agar pengguna dapat mengetahui kondisi tanaman hidroponik secara *live streaming* melalui aplikasi.

REFERENSI

[1] M. R. Waluyo, N. Nurfajriah, F. R. I. Mariati, and Q. A. H. H. Rohman, "Pemanfaatan hidroponik sebagai sarana pemanfaatan lahan terbatas bagi karang taruna desa limo," *IKRA-ITH ABDIMAS*, vol. 4, no. 1, pp. 61–64, 2021.

[2] L. P. S. Riani and S. Aris Rakhmadi, "Sistem pendukung keputusan pemilihan tanaman hidroponik menggunakan metode topsis," Ph.D. dissertation, Universitas Muhammadiyah Surakarta, 2023.

[3] -C. N. Harsela, "Sistem hidroponik menggunakan nutrient film technique untuk produksi dan hasil tanaman selada (lactuca sativa l.)," *Syntax Literate; Jurnal Ilmiah Indonesia*, vol. 7, no. 11, pp. 17 136–17 144, 2022.

[4] Y. T. Samiha, "Strategi pemanfaatan media air (hidroponik) pada bu- didaya tanaman kangkung, pakcoy, dan sawi sebagai alternatif urban farming," *Journal on Education*, vol. 6, no. 1, pp. 5835–5848, 2023.

[5] N. Khasanah *et al.*, "a urban farming sebagai upaya peningkatan ekonomi sulampua," *Medikonis*, vol. 12, no. 2, pp. 10–19, 2021.

[6] A. Asriani, D. Herdhiansyah, and N. Nurcayah, "Rancangan usaha agribisnis tanaman sayuran berbasis hidroponik," *Mimbar Agribisnis*, vol. 8, no. 1, pp. 407–416, 2022.

[7] M. Ambar Susanti and R. Y. Arrokhman, *Proses Budidaya dan Pena- nganan Pasca Panen Sawi Pakcoy Pada Sistem Hidroponik*. Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Universitas KH. A. Wahab . . . , 2023.

[8] K. Maduwu, "Pemanfaatan cangkang telur sebagai pupuk organik pada tanaman kangkung darat di desa nanowa," *Jurnal Sapta Agrica*, vol. 2, no. 1, pp. 11–24, 2023.

[9] K. D. Jayanti, "Pengaruh berbagai media tanam terhadap pertumbuhan dan hasil tanaman pakcoy (brassica rapa subsp. chinensis)," *JURNAL BIOINDUSTRI (JOURNAL OF BIOINDUSTRY)*, vol. 3, no. 1, pp. 580– 588, 2020.

[10] B. E. Lombu, I. M. Sudana, and N. W. Suniti, "Uji berbagai jenis pupuk kemasan terhadap perkembangan penyakit akar gada pada tanaman pakcoy (brassica rapa l.) di perusahaan daerah provinsi bali, baturiti kabupaten tabanan," *Journal of Comprehensive Science (JCS)*, vol. 2, no. 2, pp. 501–507, 2023.

[11] J. Naranjo-Torres, M. Mora, R. Herna´ndez-Garc´ıa, R. J. Barrientos, C.Fredes, and A. Valenzuela, "A review of convolutional neural network applied to fruit image processing," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, p. 3443, 2020.

[12] M. Desai and M. Shah, "An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (mlp) and convolutional neural network (cnn)," *Clinical eHealth*, vol. 4, pp. 1–11, 2021.

[13] Y. Tian, "Artificial intelligence image recognition method based on convolutional neural network algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 125 731–125 744, 2020.

[14] Y.-D. Zhang, Z. Dong, X. Chen, W. Jia, S. Du, K. Muhammad, and S.-H. Wang, "Image based fruit category classification by 13-layer deep convolutional neural network and data augmentation," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, pp. 3613–3632, 2019.

[15] C. Vimal and N. Shirivastava, "Face and face-mask

detection system using vgg-16 architecture based on convolutional neural network," *International Journal of Computer Applications*, vol. 975, p. 8887.

[16] A. Krishnaswamy Rangarajan and R. Purushothaman, "Disease classifi- cation in eggplant using pre-trained vgg16 and msvm," *Scientific reports*, vol. 10, no. 1, p. 2322, 2020.

[17] Y. Ansori and K. F. H. Holle, "Perbandingan metode machine learning dalam analisis sentimen twitter," *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 10, no. 4, pp. 429–434, 2022.

[18] N. Noviandi, F. Anastya, M. Roland *et al.*, "Sentiment analisis untuk identifikasi kepuasan masyarakat terhadap kenaikan bbm menggunakan algoritma na¨ıve bayes," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 7, no. 2, pp. 287–295, 2023.

[19] M. Subhan, "Klasifikasi emosi manusia dengan metode ensemble stac- king pada data transkrip audio-ke-teks," Ph.D. dissertation, Institut Teknologi Sepuluh November, 2023.