

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya yang digunakan sebagai acuan dari penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.1.

*Table 2. 1 Penelitian Terdahulu*

No	Penulis (Tahun)	Kontribusi	Hasil Penelitian
1.	Bella Dwi Mardiana, Wahyu Budi Utomo, Ulfah Nur Oktaviana, Galih Wasis Wicaksono, and Agus Eko Minarno (2023)	Mengusulkan sebuah model klasifikasi citra daun herbal dengan menggunakan model VGG-16. Dataset pada penelitian ini berupa, blimbing wuluh, jambu biji, jeruk nipis, kemangi, lidah buaya, nangka, pandan, pepaya, seledri, dan sirih. Ditambahkan data augmentasi dalam pengujian data ini. Pengujian data dilakukan sebanyak 100 epoch.	Hasil akhir dari penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa model ini berhasil mencapai tingkat yang cukup tinggi dengan menghasilkan akurasi sebesar 97% dengan loss 16% menggunakan augmentasi dan 96% tidak menggunakan augmentasi
2.	M. Aggarwal et al (2023)	Penelitian yang dilakukan pada untuk membandingkan dari 9 model yang ada seperti, CNN, DenseNet201, EfficientnetB3, InceptionResNetv2, MobileNetv2, VGG16, VGG19, serta Xception. Guna mendapatkan model terbaik untuk mengklasifikan citra penyakit pada tanaman padi.	Hasil akhir terbaik dari keseluruhan model yang digunakan untuk perbandingan adalah EfficientNetB3 dan mobileNetV2 dengan masing masing akurasi 99.75% untuk EfficientNetB3 dan 98.65% untuk MobileNetv2
3.	Ahmed Alia, Mohammed Maree, and	Penelitian ini mengusulkan penggunaan model efficientnetB0 karena	Hasil dari penelitian ini terbagi menjadi 3 bagian yaitu; menyiapkan 4

	Mohcine Chraibi. (2022)	memiliki arsitektur yang efektif dan sederhana dalam keluarga EfficientNet, serta menambahkan <i>Hybrid deep learning and visualization Framework</i> untuk mendeteksi secara otomatis dinamika pejalan kaki	dataset berbasis MIM, kemudian menyipakan pendekatan berbasis patch untuk memperbesar data dan mengurangi masalah ketidakseimbangan, terakhir dilakukan pendekatan berbasis patch diterapkan ke semua dataset. Hasil akhir dari penelitian ini cukup tinggi yaitu mendapatkan akurasi sebesar 86% menggunakan data video nyata yang telah terdistorsi.
4	Bello, I., Fedus, W., Du, X., Cubuk, E. D., Srinivas, A., Lin, T.-Y., Shlens, J., and Zoph, B.	<i>Batch Normalization</i> adalah komponen kunci dari sebagian besar model klasifikasi gambar, tetapi memiliki banyak sifat yang tidak diinginkan yang berasal dari ketergantungan pada ukuran batch dan interaksi antara contoh-contoh. Meskipun penelitian terbaru telah berhasil melatih ResNets yang dalam tanpa lapisan normalisasi, model-model ini tidak sebanding dalam akurasi uji dengan jaringan yang menggunakan normalisasi batch terbaik, dan seringkali tidak stabil untuk tingkat pembelajaran besar atau augmentasi data yang kuat. Dalam karya ini, kami mengembangkan teknik pemangkasan	model Tanpa Normalisasi mencapai kinerja yang jauh lebih baik dibandingkan dengan model-model yang menggunakan <i>Batch Normalization</i> saat melakukan penyesuaian lanjutan pada ImageNet setelah pre-training pada dataset 300 juta gambar berlabel, dengan model-model terbaik kami mencapai akurasi sebesar 89,2%.

		gradien yang adaptif yang mengatasi ketidakstabilan tersebut, dan merancang kelas ResNets tanpa normalisasi yang secara signifikan ditingkatkan.	
5	Brock, A., De, S., Smith, S. L., and Simonyan, Kb.	Penelitian dibuat dengan model resnet untuk menjelaskan dan mengevaluasi dampak metode pelatihan dan strategi penskalaan pada arsitektur ResNet yang populer. menyoroti pentingnya metode pelatihan dan strategi penskalaan dalam meningkatkan kinerja model vision, khususnya pada arsitektur ResNet. mengidentifikasi bahwa pemilihan metode pelatihan, seperti nilai weight decay, dapat berinteraksi dengan baik dengan teknik regularisasi lainnya. Jurnal ini juga membandingkan ResNet dengan model lain seperti EfficientNet.	Hasil dari penelitian ini menunjukkan hasil yang cukup maksimal dengan : 1) menyesuaikan kedalaman model pada rezim di mana overfitting dapat terjadi (lebar penskalaan lebih disukai jika tidak); (2) meningkatkan resolusi gambar lebih lambat daripada rekomendasi sebelumnya. dengan menggunakan strategi pelatihan dan penskalaan yang diperbaiki, kami merancang arsitektur ResNet, ResNet-RS, yang 1,7x-2,7x lebih cepat daripada EfficientNets, serta mendapatkan akurasi 82,6%.

## 2.2. Visual Studio Code

Visual Studio Code (VSCode) adalah sebuah editor kode sumber atau code editor yang dikembangkan oleh Microsoft. Merupakan perangkat lunak sumber terbuka (open-source) yang dirancang untuk memberikan pengalaman pengembangan yang ringan, cepat, dan dapat disesuaikan. Tujuan utama dirancang untuk pengembangan perangkat

lunak lokal. Mendukung pengembangan dalam berbagai bahasa pemrograman dan menyediakan antarmuka pengguna yang kaya. Meskipun relatif ringan untuk sebuah editor kode, kebutuhan sistemnya tergantung pada proyek dan ekstensi yang digunakan.

### 2.3. Bahasa Pemrograman Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi, interpretatif, dan bersifat general-purpose. Diciptakan oleh Guido van Rossum pada akhir 1980-an dan pertama kali dirilis pada tahun 1991, Python telah menjadi salah satu bahasa pemrograman yang paling populer dan banyak digunakan di dunia. Python adalah bahasa pemrograman interpretatif, artinya kode Python dieksekusi langsung oleh interpreter tanpa perlu dikompilasi. bahasa pemrograman general-purpose yang dapat digunakan untuk berbagai keperluan, termasuk pengembangan perangkat lunak, pengembangan web, analisis data, kecerdasan buatan (AI), dan pemrograman jaringan.

### 2.4. Indonesian Herbal Leaf

Dataset yang digunakan adalah gambar daun herbal yang ada di Indonesia. Dataset ini terdiri dari 10 kategori atau kelas yaitu belimbing wuluh, jambu biji, jeruk nipis, kemangi, lidah buaya, nangka, pandan, pepaya, seledri, dan sirih seperti terlihat pada Gambar 2. Setiap kelas atau kategori berjumlah 350 gambar , jadi seluruh dataset memiliki 3500 gambar daun herbal. Format gambar berbentuk ".jpg" dan dimensi awal setiap gambar adalah 1600x1200 piksel.



Gambar 2. 1 Dataset Daun Herbal

## 2.5. Deep Learning

Deep Learning (Pembelajaran Mendalam) adalah subbidang dalam bidang Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence atau AI) yang berfokus pada pengembangan dan penerapan model matematika yang disebut neural networks (jaringan saraf) untuk mengekstrak dan menganalisis pola data yang kompleks. Deep learning termasuk dalam kategori machine learning, yang merupakan suatu pendekatan untuk membuat komputer belajar dari data tanpa harus diprogram secara eksplisit. *Deep learning* menggunakan model matematika yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia, yaitu neural networks atau jaringan saraf. *Neural networks* terdiri dari neuron buatan yang diorganisir dalam lapisan-lapisan, termasuk lapisan input, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output.

### 2.5.1. EfficientNetV2B0

EfficientNetV2-B0 adalah salah satu varian dari model arsitektur EfficientNetV2, yang merupakan pengembangan dari arsitektur EfficientNet. EfficientNetV2 dirancang untuk memberikan kinerja yang lebih baik dalam tugas pengenalan gambar dan klasifikasi objek menggunakan lebih sedikit sumber daya komputasi dibandingkan model deep learning konvensional. EfficientNetV2-B0 menggunakan blok bangunan yang disebut FBNetV2, yang merupakan pengembangan dari FBNetV3 yang digunakan dalam EfficientNetV1. FBNetV2 memiliki struktur yang lebih efisien dan dapat mempelajari representasi fitur yang lebih kuat. EfficientNetV2-B0 memiliki sekitar 7,1 juta parameter, yang jauh lebih kecil dibandingkan model deep learning konvensional seperti ResNet atau VGGNet. EfficientNetV2-B0 cocok untuk digunakan dalam aplikasi yang memerlukan pengenalan objek atau klasifikasi gambar dengan batasan sumber