

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Berikut ini adalah beberapa hasil penelitian yang terkait dan menjadi referensi pada penelitian ini :

1. Asrul Abdullah dari Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Pontianak, Pontianak dalam penelitiannya menjelaskan tentang DESAIN ABSENSI MAHASISWA DENGAN TANDA TANGAN DIGITAL TERVERIFIKASI BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DI MASA PANDEMI COVID-19. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana merancang dan mengembangkan sistem absensi mahasiswa berbasis tanda tangan digital terverifikasi yang mampu membedakan antara tanda tangan asli dan palsu secara akurat, guna mengatasi ketidakefektifan dan potensi kecurangan dalam proses presensi selama pembelajaran daring di masa pandemi Covid-19. Penelitian ini memanfaatkan metode Siamese Convolutional Neural Network (Siamese *CNN*) sebagai model untuk mengukur tingkat kemiripan tanda tangan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem absensi mahasiswa dengan menggunakan tanda tangan digital terverifikasi berbasis *CNN*, khususnya menggunakan arsitektur Siamese *CNN*. Penelitian ini menggunakan subjek berupa data tanda tangan digital

asli dan palsu mahasiswa, dengan objek penelitian berupa tanda tangan digital itu sendiri. Metode penelitian yang digunakan meliputi: 1) pengumpulan data tanda tangan digital asli dan palsu, 2) preprocessing data gambar tanda tangan, 3) membangun dan melatih model *CNN* dengan arsitektur Siamese, 4) menggunakan fungsi loss contrastive untuk mengukur kesamaan tanda tangan, 5) optimizer yang digunakan adalah RMSProp, serta 6) training dan evaluasi model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Siamese *CNN* dapat secara efektif membedakan tanda tangan asli dan palsu. Sistem ini meningkatkan keakuratan dan objektivitas dalam memverifikasi kehadiran mahasiswa, sehingga lebih efektif untuk digunakan dalam sistem absensi daring selama masa pandemi. (Asrul Abdullah, 2022)

2. I Made Treshnanda Masa dari Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana dalam penelitiannya menjelaskan tentang ASPECT BASED SENTIMENT ANALYSIS TERHADAP ULASAN PRODUK SKINCARE DI E-COMMERCE MENGGUNAKAN *CNN* LSTM. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah meningkatnya volume ulasan produk skincare di platform e-commerce seperti Shopee, Tokopedia, dan Lazada yang membuat proses analisis manual menjadi tidak efisien, sehingga diperlukan metode yang mampu memahami aspek spesifik dari ulasan tersebut secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA) dengan menggunakan kombinasi model *CNN* dan LSTM, serta teknik ekstraksi fitur TF-IDF dan Bag of Words, untuk mengklasifikasikan aspek

produk ke dalam lima kategori dan sentimen ke dalam dua kategori. Subjek penelitian ini adalah ulasan-ulasan produk skincare di platform e-commerce Indonesia, sedangkan objek penelitiannya adalah teks ulasan konsumen terhadap produk skincare. Metode penelitian yang digunakan meliputi: 1) pra-pemrosesan data ulasan, 2) ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dan Bag of Words, 3) pembangunan model klasifikasi menggunakan kombinasi CNN dan LSTM, 4) pengklasifikasian aspek ke dalam lima kelas dan sentimen ke dalam dua kelas, serta 5) evaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi aspek menghasilkan akurasi sebesar 87,3%, presisi 87%, recall 87%, dan F1-score 85,9%. Sedangkan klasifikasi sentimen menghasilkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 87%. (I Made Treshnanda Masa, 2025)

3. Ilham Santoso dari Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang dalam penelitiannya menjelaskan tentang COMPARISON OF RESNET-50, *EFFICIENTNET* -B1, AND VGG-16 ALGORITHMS FOR CATARACT EYE IMAGE CLASSIFICATION. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bahwa katarak merupakan penyebab utama kebutaan yang masih dapat dicegah, namun jumlah dokter spesialis mata di Indonesia belum mencukupi untuk menangani volume besar kasus katarak. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem otomatis berbasis pengolahan citra untuk mendeteksi katarak lebih awal. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan

performa tiga model *Deep Learning*, yaitu ResNet-50, *EfficientNet* -B1, dan VGG-16 dalam klasifikasi gambar mata untuk mendeteksi katarak. Subjek penelitian adalah gambar mata dari dua kategori, yaitu normal dan katarak, dengan objek penelitian berupa dataset yang terdiri dari 2.112 gambar (1.074 gambar mata normal dan 1.038 gambar mata katarak). Metode penelitian yang digunakan meliputi: 1) pembagian dataset menjadi dua kategori, 2) pembangunan model klasifikasi menggunakan tiga arsitektur *CNN*: ResNet-50, *EfficientNet* -B1, dan VGG-16, serta 3) evaluasi performa berdasarkan akurasi klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ResNet-50 memiliki akurasi tertinggi sebesar 98,61%, diikuti *EfficientNet* -B1 dengan akurasi 96,64%, dan VGG-16 dengan akurasi 93,82%. Performa ini lebih baik dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan *CNN* standar dengan akurasi 92,93%. Kesimpulannya, ResNet-50 menjadi model terbaik untuk klasifikasi gambar mata dalam konteks deteksi katarak. (Ilham Santoso, 2025)

4. Mawaddah Harahap dari Program Studi Universitas Prima Indonesia dalam penelitiannya menjelaskan tentang PENERAPAN EFFICIENT-NET DALAM MENGLASIFIKASI KANKER KULIT. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah kanker kulit sebagai salah satu penyakit mematikan yang umum di dunia, di mana diagnosis dini sangat penting untuk efektivitas pengobatan. Oleh karena itu, diperlukan metode klasifikasi kanker kulit yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan arsitektur *EfficientNet* (B0 hingga B7) dalam

mengklasifikasikan tiga jenis kanker kulit — BCC, SCC, dan melanoma — serta membandingkan performa masing-masing model. Subjek penelitian adalah citra/gambar kanker kulit dari tiga kategori tersebut, dengan objek penelitian berupa dataset citra kanker kulit yang telah diproses dan diubah ukurannya menjadi 256×256 piksel. Metode penelitian yang digunakan meliputi: 1) preprocessing data dengan *resizing* gambar, 2) pelatihan model menggunakan semua varian *EfficientNet* (B0 hingga B7), dan 3) evaluasi performa model berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa semua varian *EfficientNet* memberikan hasil klasifikasi kanker kulit yang baik, dengan model *EfficientNet* -B4 menunjukkan performa terbaik yaitu akurasi 79,69%, presisi 81,67%, recall 76,56%, dan F1-Score 79,03%.

5. Irnanda Rizka Fadhillah dari Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur dalam penelitiannya menjelaskan tentang IMPLEMENTASI MODEL TRANSFER LEARNING *EFFICIENTNET* UNTUK PENDETEKSIAN BAHASA ISYARAT INDONESIA (BISINDO) PADA PERANGKAT ANDROID. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah terbatasnya aksesibilitas informasi untuk komunitas pengguna Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan kurangnya alat bantu otomatisasi penerjemahan yang memperdalam kesenjangan komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum. Tujuan penelitian ini

2.1.1 Aplikasi

Aplikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini merupakan sistem berbasis web yang berfungsi untuk melakukan deteksi keaslian terhadap sertifikat keterampilan pelaut. Sistem ini memanfaatkan metode *Deep learning* dengan menggunakan dua arsitektur model, yaitu *EfficientNet* dan *VGG16*, guna mengklasifikasikan sertifikat ke dalam kategori "asli" atau "palsu".

Pengembangan aplikasi ini ditujukan untuk mendukung PT ETSI HUTAMA MARITIM MTC dalam mempercepat proses validasi sertifikat secara digital, mengurangi risiko pemalsuan dokumen, serta meningkatkan akurasi dalam seleksi dan verifikasi sertifikat pelaut.

Fitur-fitur utama yang tersedia dalam aplikasi ini meliputi:

1. Unggah Sertifikat: Pengguna dapat mengunggah file gambar sertifikat yang ingin diperiksa keasliannya.
2. Analisis Otomatis: Sistem akan menjalankan proses prediksi menggunakan model *EfficientNet* dan *VGG16* untuk menilai keaslian dokumen.
3. Tampilan Hasil Deteksi: Aplikasi memberikan hasil analisis berupa informasi status keaslian sertifikat beserta nilai tingkat kepercayaan (*confidence level*).

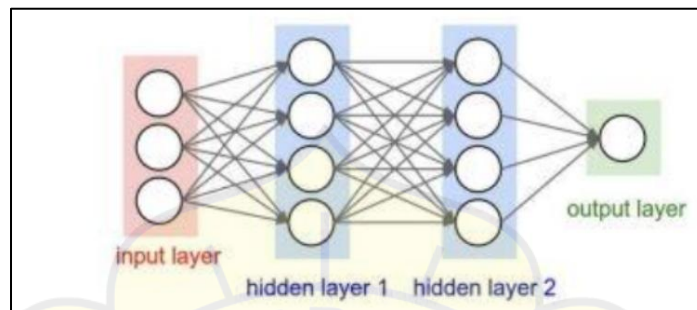
4. Penyimpanan Riwayat Verifikasi: Sistem mencatat hasil verifikasi untuk keperluan dokumentasi dan monitoring di masa mendatang.

2.1.2 Teknologi *Deep Learning*

Deep learning adalah salah satu cabang dari *Machine learning* yang berfokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) dengan banyak lapisan (*deep neural networks*). Teknologi ini dirancang untuk meniru cara kerja otak manusia dalam memproses informasi dan belajar dari data. *Deep learning* telah mengalami perkembangan pesat berkat kemajuan dalam komputasi yang memungkinkan pemrosesan data dalam jumlah besar dan kompleks (Halim, 2023). Seiring dengan meningkatnya volume data yang tersedia, *Deep learning* menjadi sangat efektif dalam menyelesaikan berbagai tugas yang sebelumnya sulit atau bahkan tidak mungkin dilakukan oleh metode tradisional.

Salah satu keuntungan utama dari *Deep learning* adalah kemampuannya untuk menangani data yang tidak terstruktur, seperti gambar, audio, dan teks, yang menjadi tantangan besar bagi algoritma *machine learning* tradisional. Selain itu, *Deep learning* juga memiliki kemampuan untuk meningkatkan kinerjanya seiring dengan

bertambahnya jumlah data, yang membuatnya sangat berguna dalam aplikasi-aplikasi yang membutuhkan akurasi tinggi.



Gambar 2.1 *Neural Network*

Neural Network atau jaringan saraf tiruan merupakan salah satu pendekatan dalam kecerdasan buatan yang dirancang untuk meniru cara kerja otak manusia dalam mengenali pola dan melakukan prediksi. Pada Gambar 2.1 menunjukkan arsitektur dasar dari jaringan saraf tiruan yang terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* (Mawaddah Harahap, 2024). Lapisan input berfungsi untuk menerima data mentah dari luar, misalnya fitur-fitur citra dari gambar sertifikat. Data ini kemudian diteruskan ke hidden layer, yaitu lapisan tersembunyi yang bertugas mengolah data dengan menggunakan bobot dan fungsi aktivasi tertentu. Dalam gambar tersebut, terdapat dua *hidden layer*, yang masing-masing terhubung sepenuhnya ke lapisan sebelumnya dan sesudahnya (*fully connected*). *Hidden layer* ini menjadi bagian penting dalam proses pembelajaran, karena di sinilah fitur-fitur penting diekstraksi dari data input. Setelah diproses melalui *hidden layer*, informasi diteruskan ke *output layer*, yang menghasilkan keputusan akhir.

2.1.3 Penerapan *Deep learning* untuk Klasifikasi Gambar

Penerapan *Deep learning* dalam klasifikasi gambar melibatkan penggunaan arsitektur khusus, salah satunya adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* dirancang untuk mengolah data berbentuk *grid*, seperti gambar, dengan memanfaatkan operasi konvolusi yang bertujuan untuk menangkap fitur spasial dan pola visual yang ada pada gambar.

Dalam tugas klasifikasi gambar dokumen, proses umumnya melibatkan beberapa tahap:

1. *Preprocessing* Data: Gambar dokumen dipersiapkan dengan tahapan seperti *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi input model.
2. Ekstraksi Fitur Otomatis: *CNN* secara otomatis mengekstrak fitur penting dari gambar, seperti pola teks, distribusi warna, struktur geometris, dan ketidakteraturan visual yang mungkin mengindikasikan pemalsuan.
3. Pelatihan Model: Dataset gambar dokumen dilabeli sebagai "asli" atau "palsu" kemudian digunakan untuk melatih model *CNN* agar dapat belajar membedakan karakteristik kedua kategori tersebut.
4. Evaluasi dan Validasi: Model diuji menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan dokumen.

2.1.4 Keunggulan *Deep learning* dibandingkan Metode Klasik

Deep learning menawarkan berbagai keunggulan signifikan dibandingkan metode klasifikasi gambar tradisional atau *machine learning* klasik. Beberapa keunggulan tersebut antara lain:

1. Ekstraksi Fitur Otomatis: Berbeda dengan metode klasik yang membutuhkan teknik rekayasa fitur manual (*feature engineering*), *Deep learning* secara otomatis belajar mengekstrak fitur yang paling relevan dari data. Ini membuat proses lebih cepat dan mengurangi ketergantungan pada keahlian manusia dalam menentukan ciri penting.
2. Kapasitas Belajar yang Besar: *Deep learning* mampu mempelajari representasi data yang sangat kompleks dan *non-linear*. Ini sangat penting dalam mendeteksi sertifikat asli atau palsu, di mana perbedaannya mungkin sangat halus dan tidak bisa dideteksi dengan metode sederhana.
3. Kemampuan Generalisasi: Model *Deep learning* yang dilatih dengan baik mampu menggeneralisasi lebih baik terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, dibandingkan dengan metode klasik yang seringkali *overfitting* atau gagal menghadapi variasi data nyata.
4. Robustness terhadap *Noise* dan Distorsi: *Deep learning* lebih tahan terhadap gangguan seperti noise gambar, distorsi minor, variasi pencahayaan, dan perbedaan format file. Ini penting dalam konteks dokumen sertifikat, yang mungkin mengalami perubahan selama proses scanning atau fotografi.

5. Fleksibilitas Arsitektur: Tersedia berbagai arsitektur *CNN* yang bisa dipilih dan disesuaikan untuk berbagai kebutuhan mulai dari model ringan untuk perangkat mobile hingga model besar untuk server berbasis *cloud* membuat *Deep learning* sangat adaptif terhadap kebutuhan proyek yang berbeda.

2.1.5 Sertifikat Keterampilan Pelaut

Sertifikat keterampilan pelaut adalah dokumen resmi yang menunjukkan bahwa seorang individu telah menjalani pelatihan, memenuhi syarat kompetensi, dan dinyatakan layak untuk menjalankan tugas di kapal laut. Dokumen ini diterbitkan oleh lembaga yang berwenang di bidang kelautan, baik dari institusi nasional maupun internasional, sebagai bentuk pengakuan atas kemampuan teknis, operasional, dan keselamatan kerja pelaut. Dalam konteks global, standar penerbitan sertifikat ini umumnya berpedoman pada *International Convention on Standards of Training, Certification and Watchkeeping for Seafarers* (STCW) yang ditetapkan oleh Organisasi Maritim Internasional (IMO). Sertifikat keterampilan tidak hanya menjadi syarat administratif, tetapi juga merupakan elemen vital yang mendukung terciptanya keselamatan dan efisiensi pelayaran. Pelaut yang memiliki sertifikat berarti telah dibekali pengetahuan teoritis dan keterampilan praktis yang sesuai dengan tuntutan operasional di laut. Oleh karena itu, sertifikasi ini menjadi tolok ukur profesionalisme dalam dunia kemaritiman.

2.1.6 Deteksi Keaslian Sertifikat

Sistem manajemen sertifikat digital adalah suatu metode penyimpanan, pengelolaan, dan verifikasi dokumen sertifikasi yang berbasis teknologi. Penerapan sistem digital dalam pengelolaan sertifikat mampu meningkatkan efisiensi, keamanan, serta kemudahan akses bagi pengguna.

Dalam konteks pelaut, sistem ini dapat digunakan untuk mengelola sertifikat keterampilan (*Certificate of Proficiency*), serta dokumen lainnya yang dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Perhubungan Laut. Dengan adanya sistem otomatis, proses validasi dokumen dapat dilakukan dengan lebih cepat dan akurat.

2.1.7 Machine learning

Machine learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang berfokus pada pengembangan algoritma dan model yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit. Dalam konteks penelitian ini, *Machine learning* digunakan untuk membangun model yang mampu membedakan antara sertifikat keterampilan pelaut yang asli dan yang palsu berdasarkan data citra (gambar) sertifikat.

Proses *Machine learning* umumnya melibatkan beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pelabelan data, pelatihan model, evaluasi model, dan penerapan model dalam sistem nyata. Model yang dilatih akan mempelajari pola-pola visual

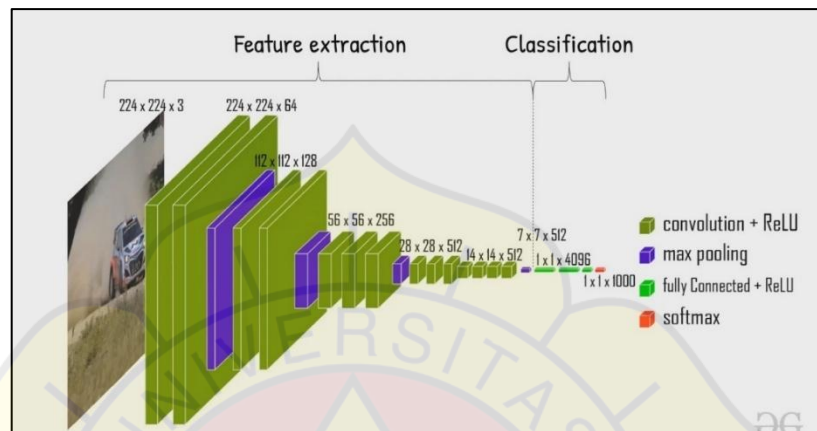
tertentu dari data sertifikat yang diberikan, sehingga mampu menggeneralisasi dan membuat prediksi terhadap sertifikat baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dalam penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah *Supervised Learning*, di mana model dilatih menggunakan dataset gambar sertifikat yang sudah diberi label (asli atau palsu). Dua arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network* atau *CNN*), yaitu *EfficientNet* dan *VGG16*, diterapkan untuk memproses data gambar tersebut. Kedua model ini dipilih karena telah terbukti memiliki performa yang baik dalam tugas-tugas klasifikasi citra.

2.1.8 VGG16

Salah satu varian paling populer dari arsitektur *VGG* (*Visual Geometry Group*) yang digunakan dalam pengenalan citra. Angka "16" memiliki total 16 layer berisi bobot yang dapat dilatih, terdiri dari 13 layer konvolusi dan 3 layer *fully connected*. *VGG16* menggunakan filter kecil berukuran 3x3 pada setiap convolution layer dan 2x2 *max pooling* untuk mengurangi ukuran fitur secara bertahap. Struktur ini membuat model mampu mengekstraksi detail visual secara mendalam dari gambar, seperti garis, pola, dan bentuk kompleks. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, hasilnya diproses oleh bagian klasifikasi menggunakan *fully connected layer* dan *softmax* untuk menentukan kelas *output*, misalnya asli atau palsu. *VGG16* terkenal karena kemampuannya

menghasilkan akurasi tinggi dalam klasifikasi gambar serta sering digunakan dalam proyek *Deep learning* sebagai model dasar dalam *transfer learning*.



Gambar 2.2 Struktur *VGG16*

Seperti gambar 2.2 Struktur *VGG16* terdiri dari 4 layer, yaitu *Convolution Layer*, *Embedding Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer*. *Convolution Layer* adalah layer utama di mana proses konvolusi terjadi untuk input dan filter, ketika input memasuki lapisan ini, operasi konvolusi yang melibatkan filter diterapkan ke jendela kata untuk menghasilkan fitur baru, filter diterapkan berulang kali ke setiap jendela kata dalam kalimat untuk menghasilkan peta fitur (Anggriawan Jasina, 2023). Pada tahap *Feature Extraction*, sistem bertugas mengekstrak berbagai fitur visual dari gambar yang diunggah, seperti garis, tepi, pola, dan bentuk. Komponen utama pada tahap ini meliputi *Convolution Layer* yang berfungsi mendeteksi fitur lokal menggunakan filter atau kernel, lalu dilanjutkan dengan *Activation Function* seperti *ReLU* untuk memperkenalkan non-linearitas agar jaringan dapat mengenali pola yang lebih kompleks. Selanjutnya, *Pooling Layer*, umumnya menggunakan metode *Max*

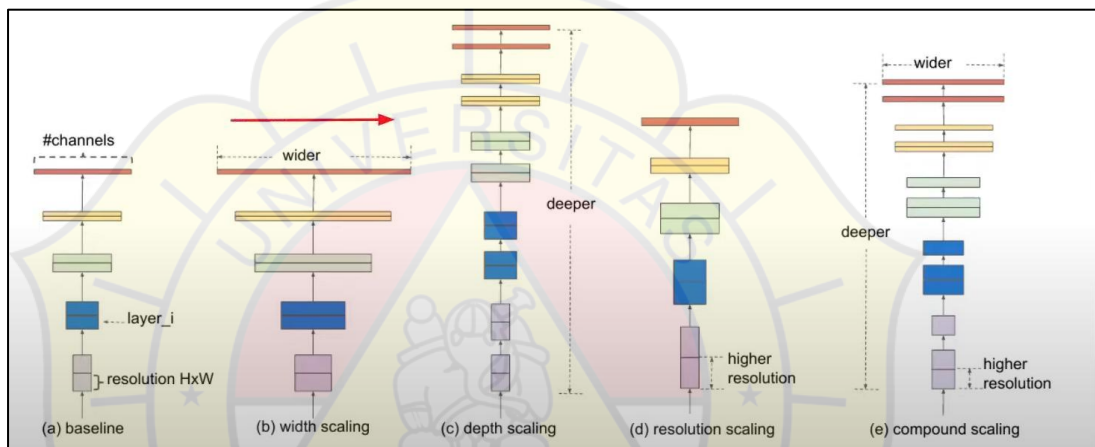
Pooling, digunakan untuk mengurangi dimensi spasial (tinggi dan lebar) dari hasil ekstraksi fitur sehingga mempercepat proses komputasi sambil tetap mempertahankan informasi penting. Kadang, pengurangan dimensi juga dilakukan melalui *stride* > 1 di *convolution layer* tanpa menggunakan pooling. Dalam beberapa arsitektur, proses ekstraksi dilakukan secara berulang — beberapa kali *convolution* dan *ReLU* sebelum akhirnya dilakukan pooling — dan biasanya semakin dalam jaringan, jumlah channel-nya ditingkatkan saat ukuran gambar mengecil untuk menjaga kekayaan informasi.

Setelah fitur-fitur penting berhasil diekstrak, tahap selanjutnya adalah *Classification*, yaitu proses untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan fitur yang telah diperoleh. Pertama, *feature map* diubah ke dalam bentuk vektor satu dimensi melalui proses *Flatten*, agar dapat diproses lebih lanjut oleh *Fully Connected Layer* (FC). Di sinilah semua neuron saling terhubung untuk mengambil keputusan akhir. Lapisan FC ini juga menggunakan *Activation Function* seperti *ReLU* agar tetap bisa belajar pola-pola *non-linear*. Terakhir, hasil dari jaringan dikirim ke *Output Layer* yang menggunakan fungsi *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas dari masing-masing kelas, misalnya memutuskan apakah sebuah sertifikat tergolong asli atau palsu.

2.1.9 EfficientNet

EfficientNet merupakan salah satu *pre-trained* model *CNN* yang dikembangkan oleh Google pada tahun 2019. *EfficientNet* ini dirancang untuk mengatasi permasalahan pengenalan objek/gambar. *EfficientNet* ini memiliki 8 arsitektur, yaitu *EfficientNet* -B0 hingga *EfficientNet* -B7. Dimana semakin tinggi blok yang

digunakan maka akan semakin tinggi juga jumlah parameter yang dihasilkan, namun hal ini juga diikuti oleh semakin tinggi akurasi yang diperoleh (Fadhillah, 2024). *EfficientNet* ini terbukti mampu memprediksi gambar yang terdiri dari 1000 kelas dengan baik, bahkan mampu mengungguli *pre-trained model* yang telah ada sebelumnya.



Gambar 2.3 Struktur *EfficientNet*

EfficientNet dirancang untuk mencapai efisiensi komputasi dan akurasi tinggi dengan menerapkan metode *Compound Scaling*. Metode ini menggabungkan penskalaan secara seimbang pada tiga aspek utama: lebar (*width*), kedalaman (*depth*), dan resolusi (*resolution*). Pada gambar 2.3 dijelaskan bahwa model dasar (*baseline*) terdiri dari lapisan-lapisan neural network dengan resolusi input tertentu (HxW). Sebelum *EfficientNet*, penskalaan biasanya dilakukan secara terpisah, seperti memperlebar jaringan (*width scaling*) dengan menambah channel, memperdalam jaringan (*depth scaling*) dengan menambah layer, atau meningkatkan resolusi input

(*resolution scaling*). Namun, pendekatan terpisah ini seringkali tidak optimal karena dapat menyebabkan ketidakseimbangan dalam kinerja model.

Dari sini, dimensi diskalakan. Ide utama di balik penskalaan gabungan adalah untuk menskalakan dimensi model dasar (lebar, kedalaman, dan resolusi) secara seimbang dan terkoordinasi. Faktor penskalaan untuk setiap dimensi diturunkan dari koefisien gabungan ϕ .

1. Skala Lebar : Lebar jaringan saraf diskalakan secara proporsional dengan menaikkan ϕ ke pangkat eksponen tertentu (biasanya dilambangkan sebagai α).
2. Penskalaan Kedalaman : Demikian pula, kedalaman jaringan diskalakan dengan menaikkan ϕ ke eksponen lain (umumnya dilambangkan sebagai β).
3. Skala Resolusi : Resolusi atau ukuran gambar input diskalakan dengan mengalikan resolusi asli (r) dengan ϕ yang dipangkatkan ke eksponen yang berbeda (biasanya dilambangkan sebagai γ).

Selanjutnya, eksponen optimal perlu ditentukan. Eksponen α , β , dan γ adalah konstanta yang perlu ditentukan untuk mencapai skala yang paling optimal. Nilai eksponen ini biasanya diperoleh melalui pencarian grid empiris atau proses optimasi. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kombinasi eksponen yang menghasilkan keseimbangan terbaik antara akurasi model dan efisiensi komputasi. Setelah faktor skala untuk lebar, kedalaman, dan resolusi ditentukan, faktor tersebut diterapkan pada

model dasar. Model yang dihasilkan sekarang adalah *EfficientNet* dengan nilai ϕ tertentu.

Bergantung pada kasus penggunaan tertentu dan sumber daya komputasi yang tersedia, peneliti dan praktisi dapat memilih dari berbagai model *EfficientNet*, yang masing-masing sesuai dengan nilai ϕ yang berbeda. Nilai ϕ yang lebih kecil menghasilkan model yang lebih ringan dan hemat sumber daya, sedangkan nilai ϕ yang lebih besar menghasilkan model yang lebih canggih tetapi membutuhkan komputasi yang intensif.

$$d = \alpha\phi \tag{1}$$

$$w = \beta\phi \tag{2}$$

$$r = \gamma\phi \tag{3}$$

dengan syarat:

$$\alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2 \tag{4}$$

dan:

$$\alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1 \tag{5}$$

Dengan mengikuti metode penskalaan gabungan, *EfficientNet* dapat secara efisien mengeksplorasi berbagai arsitektur model yang mencapai keseimbangan sempurna antara akurasi dan konsumsi sumber daya. Kemampuan luar biasa untuk melakukan penskalaan secara efektif ini telah menjadikan *EfficientNet* sebagai pengubah

permainan dalam bidang pembelajaran mendalam, yang memungkinkan kinerja mutakhir pada berbagai tugas visi komputer sekaligus tetap dapat beradaptasi dengan berbagai kendala perangkat keras.

2.1.10 Pemodelan Sistem UML

Unified Modeling Language (UML) adalah bahasa standar yang digunakan untuk memodelkan sistem perangkat lunak, yang mencakup berbagai diagram untuk menggambarkan struktur, perilaku, dan interaksi sistem. *UML* memungkinkan pengembang untuk mendokumentasikan desain dan arsitektur sistem secara visual, yang mempermudah komunikasi antar tim pengembang dan pemangku kepentingan lainnya. Dalam pengembangan aplikasi berbasis *machine learning* untuk deteksi keaslian sertifikat keterampilan pelaut, pemodelan sistem menggunakan *UML* dapat membantu merancang dan merencanakan keseluruhan arsitektur serta alur data dalam aplikasi.

Beberapa diagram *UML* yang relevan dan digunakan dalam penelitian ini antara lain:

1. *Use Case Diagram*: Diagram ini menggambarkan interaksi antara pengguna dan sistem dari perspektif fungsional. Dalam konteks aplikasi deteksi keaslian sertifikat, use case diagram akan menunjukkan berbagai fitur yang disediakan sistem, seperti unggah sertifikat, verifikasi keaslian, dan menampilkan hasil verifikasi kepada

pengguna. Aktor utama dalam diagram ini adalah pengguna (misalnya, admin atau staf yang memverifikasi sertifikat) dan sistem.

2. **Class Diagram:** Diagram kelas menggambarkan struktur statis sistem dengan memodelkan objek, atribut, dan hubungan antar objek. Dalam aplikasi ini, class diagram dapat menggambarkan entitas-entitas seperti *User*, *Certificate*, *Verification*, dan *Model*, beserta relasi antar kelas tersebut. Misalnya, kelas *Certificate* akan memiliki atribut seperti nomor sertifikat, nama pelaut, dan tanggal berlaku, sedangkan kelas *Model* akan merepresentasikan algoritma *machine learning* yang digunakan untuk memverifikasi sertifikat.
3. **Sequence Diagram:** Diagram urutan menggambarkan alur eksekusi interaksi antara objek dalam sistem seiring berjalannya waktu. *Sequence* diagram dalam aplikasi ini akan menunjukkan alur proses verifikasi sertifikat, dimulai dari pengunggahan gambar sertifikat oleh pengguna, pemrosesan gambar menggunakan model *Deep learning* (misalnya *VGG16* atau *EfficientNet*), hingga pengembalian hasil verifikasi (palsu atau asli) kepada pengguna. Diagram ini membantu dalam memahami bagaimana berbagai komponen sistem berinteraksi selama proses.
4. **Activity Diagram:** Diagram aktivitas menggambarkan alur kerja (*workflow*) sistem secara keseluruhan. Diagram ini akan menggambarkan alur proses dalam sistem verifikasi, mulai dari tahap input data (pengunggahan sertifikat) hingga output (hasil verifikasi). Aktivitas yang dapat digambarkan termasuk *data preprocessing*, *training model*, verifikasi, dan *feedback* ke pengguna. Diagram aktivitas ini

memberikan gambaran visual mengenai urutan tugas yang harus dilakukan dalam sistem.

2.2 Software dan Pemrograman Terkait

Dalam pengembangan sistem deteksi keaslian sertifikat keterampilan pelaut berbasis *machine learning*, berbagai software dan bahasa pemrograman digunakan untuk membangun, melatih, dan menerapkan model, serta untuk mengembangkan aplikasi berbasis web yang dapat digunakan oleh pengguna. Setiap perangkat lunak dan teknologi yang digunakan memiliki peran penting dalam memastikan sistem dapat berjalan dengan baik, mulai dari pengolahan data hingga interaksi pengguna dengan aplikasi.

2.2.1 *Flask*

Flask merupakan sebuah *micro web framework* yang ringan dan fleksibel berbasis bahasa *Python*. *Flask* digunakan untuk membangun antarmuka layanan atau API (*Application Programming Interface*) yang memungkinkan komunikasi antara pengguna dengan sistem. Dalam penelitian ini, *Flask* berperan sebagai penghubung antara pengguna (user interface) dengan model *Deep learning* yang sudah dilatih. Melalui *Flask*, pengguna dapat mengunggah gambar sertifikat melalui antarmuka web, yang kemudian diproses oleh model klasifikasi. Hasil klasifikasi berupa informasi

apakah sertifikat tersebut asli (*Authentic*) atau palsu (*fake*) akan dikembalikan melalui *API Flask* ke tampilan pengguna. Keunggulan *Flask* adalah kesederhanaannya, mudah dikembangkan, dan sangat cocok untuk kebutuhan prototipe hingga skala produksi ringan.

2.2.2 Pillow

Pillow adalah pustaka turunan dari *Python Imaging Library (PIL)* yang digunakan untuk pengolahan dan manipulasi gambar. Fungsi utama *Pillow* dalam sistem ini adalah untuk mempersiapkan data citra yang diunggah pengguna agar sesuai dengan format dan dimensi input model *Deep Learning*. Misalnya, gambar perlu diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel (ukuran standar input *VGG16* dan *EfficientNet*), dikonversi ke format RGB, serta dinormalisasi sebelum dimasukkan ke dalam proses klasifikasi. Dengan adanya *Pillow*, semua tahapan *preprocessing* gambar menjadi lebih praktis dan efisien dilakukan.

2.2.3 NumPy

NumPy (Numerical Python) adalah pustaka fundamental dalam *Python* untuk komputasi ilmiah dan numerik. Pustaka ini digunakan untuk membuat dan mengelola *array* multidimensi, serta menyediakan berbagai fungsi matematika untuk pengolahan data. Dalam konteks penelitian ini, *NumPy* digunakan untuk mengonversi citra digital

yang telah diproses oleh *Pillow* ke dalam bentuk array numerik (angka-angka piksel), sehingga dapat dibaca dan dianalisis oleh model jaringan saraf tiruan. Tanpa *NumPy*, manipulasi data numerik dalam jumlah besar seperti pada proses *Deep learning* akan menjadi jauh lebih rumit dan tidak efisien.

2.2.4 TensorFlow 2.4.0

TensorFlow adalah salah satu kerangka kerja (*framework*) terpopuler untuk pengembangan dan pelatihan model pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam (*Deep Learning*). Dalam penelitian ini, digunakan *TensorFlow* versi 2.4.0 untuk memastikan kompatibilitas yang optimal dengan pustaka Keras 2.4.3. *TensorFlow* menyediakan berbagai fungsi dan struktur untuk membangun model jaringan saraf konvolusional (*CNN*) seperti *EfficientNet* dan *VGG16*, serta untuk melakukan proses inferensi (prediksi) setelah model selesai dilatih. Dengan menggunakan *TensorFlow*, proses komputasi kompleks dapat dijalankan secara efisien baik di CPU maupun GPU.

2.2.5 Keras 2.4.3

Keras merupakan pustaka *high-level API* untuk membangun model *neural network* dengan lebih mudah dan efisien, yang dalam versi ini berjalan di atas *TensorFlow*. Keras memiliki struktur yang lebih sederhana dan intuitif, sehingga sangat membantu dalam mengimplementasikan arsitektur model *CNN* seperti *VGG16* dan *EfficientNet* .

Dalam sistem ini, Keras digunakan untuk memuat model yang telah dilatih, melakukan klasifikasi gambar, serta menangani proses input-output data ke dalam model. Kemampuan keras dalam mempercepat pengembangan sistem sangat penting terutama dalam tahap prototipe dan pengujian.

2.2.6 OpenCV-Phyton-Headless

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) merupakan pustaka komputer visi yang sangat kuat dan umum digunakan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra. Versi headless dari *OpenCV* yang digunakan dalam penelitian ini dirancang khusus untuk lingkungan server atau backend, karena tidak memerlukan *GUI (Graphical User Interface)*. *OpenCV* digunakan untuk membantu dalam tahap *preprocessing* tambahan pada gambar, seperti pengubahan format, *cropping*, konversi warna, atau validasi citra sebelum diproses lebih lanjut. Penggunaan versi headless ini juga membuat sistem menjadi lebih ringan dan efisien saat dijalankan pada server.

2.2.7 MySQL

MySQL adalah sistem manajemen basis data relasional yang menggunakan bahasa SQL (*Structured Query Language*) untuk mengelola dan mengakses data yang tersimpan dalam basis data. *MySQL* merupakan salah satu sistem database yang paling populer di dunia dan sering digunakan dalam pengembangan aplikasi web,

karena kemampuannya untuk menangani data dengan jumlah besar, fleksibilitas, serta skalabilitas.

Dalam penelitian ini, *MySQL* digunakan sebagai sistem basis data utama untuk menyimpan data terkait verifikasi sertifikat keterampilan pelaut, seperti informasi pengguna, data sertifikat, serta riwayat hasil verifikasi. *MySQL* dipilih karena kemampuannya yang handal dalam mengelola data secara efisien dan cepat, serta kompatibilitasnya dengan *Laravel*, *framework PHP* yang digunakan untuk backend aplikasi ini.

2.2.8 PHP

PHP (Hypertext Preprocessor) adalah bahasa pemrograman server-side yang dirancang khusus untuk pengembangan aplikasi web. *PHP* memungkinkan pembuatan halaman web yang dinamis dengan mengelola data input dari pengguna, mengakses basis data, serta menjalankan logika program di sisi server sebelum hasilnya dikirimkan ke browser pengguna.

Dalam penelitian ini, *PHP* berperan penting sebagai bahasa dasar dalam pengembangan sistem backend aplikasi deteksi keaslian sertifikat pelaut. Framework *Laravel* yang digunakan dalam proyek ini juga dibangun di atas *PHP*, sehingga sebagian besar logika aplikasi, seperti pengelolaan permintaan pengguna, validasi data,

penghubungan ke database, dan pengaturan API prediksi, dijalankan menggunakan *PHP*.

2.2.9 Laravel

Laravel adalah salah satu framework berbasis *PHP* yang digunakan untuk membangun aplikasi web secara efisien dan terstruktur. *Laravel* menerapkan prinsip *Model-View-Controller* (MVC) yang memisahkan antara logika aplikasi, tampilan, dan pengelolaan data, sehingga pengembangan sistem menjadi lebih terorganisir dan mudah untuk dikembangkan.

Dengan menggunakan *Laravel*, pengembangan sistem dapat dilakukan lebih cepat, terstruktur, serta mendukung skalabilitas apabila sistem perlu diperluas di masa depan. *Framework* ini juga dilengkapi dengan dokumentasi yang lengkap dan komunitas pengembang yang besar, sehingga memudahkan dalam pemecahan masalah selama proses pembangunan aplikasi.

2.2.10 Konsep Relevansi

Untuk mempermudah pengolahan dan penyimpanan data transaksi peminjaman serta meningkatkan kinerja operasional, maka dirancanglah sistem informasi peminjaman yang memungkinkan karyawan mengakses informasi kendaraan inventaris yang tersedia pada saat proses peminjaman kendaraan inventaris. Kemudahan dalam proses tersebut yang membedakan yaitu tentang lokasi penelitian dan objek yang akan di teliti dari berbagai bentuk objek yang mudah di cari oleh

masyarakat. Kesamaanya yaitu web yang akan di bangun dari berbagai ide dan gagasan untuk pengembangan web tersebut di ambil dari masalah masalah yang di beri solusi.

2.3 Kajian Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan untuk mengeksplorasi dan mengembangkan teknik-teknik dalam deteksi keaslian dokumen menggunakan *machine learning* dan *Deep Learning*, yang relevansinya sangat mendukung pengembangan sistem deteksi keaslian sertifikat pelaut. Dalam konteks ini, sejumlah jurnal ilmiah memberikan wawasan mengenai penggunaan model-model *Convolutional Neural Networks (CNN)* dan metode lain yang digunakan untuk memverifikasi gambar dokumen secara otomatis.

Berikut ini disajikan beberapa jurnal terkait yang menjadi referensi utama dalam penelitian ini:

Tabel 2.1 Jurnal Terdahulu 1

Judul Artikel	Desain Absensi Mahasiswa Dengan Tanda Tangan Digital Terverifikasi Berbasis di Masa Pandemi Covid-19
Penulisan Pertama dan Program Studi	Asrul Abdullah, Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas

	Muhammadiyah Pontianak, Pontianak (Asrul Abdullah, dkk, 2022)
Nama Jurnal dan ISSN	JURTI dan ISSN: 2579-8790
Volume Halaman	Vol.6 No.1
Bulan, Tahun	Juni 2022
Penerbit Jurnal	Universitas Mulawarman, Samarinda
Alamat URL	https://www.researchgate.net/publication/362349048
Permasalahan	Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana merancang dan mengembangkan sistem absensi mahasiswa berbasis tanda tangan digital terverifikasi yang mampu membedakan antara tanda tangan asli dan palsu secara akurat, guna mengatasi ketidakefektifan dan potensi kecurangan dalam proses presensi selama pembelajaran daring di masa pandemi Covid-19, dengan memanfaatkan metode <i>Siamese Convolutional Neural Network</i> sebagai model pengukuran tingkat kemiripan tanda tangan.
Tujuan Penelitian	Mengembangkan sistem absensi mahasiswa dengan menggunakan tanda tangan digital terverifikasi berbasis <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , khususnya

	menggunakan arsitektur <i>Siamese CNN</i> , untuk membedakan tanda tangan asli dan palsu.
Subjek Penelitian	Data tanda tangan digital asli dan palsu, dengan fokus pada penerapan sistem absensi berbasis tanda tangan digital pada mahasiswa selama pembelajaran daring.
Objek Penelitian	tanda tangan digital mahasiswa
Metode Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Pengumpulan data tanda tangan digital asli dan palsu. 2. Preprocessing data gambar tanda tangan. 3. Membangun dan melatih model <i>CNN</i>, khususnya menggunakan arsitektur <i>Siamese CNN</i>. 4. Menggunakan fungsi <i>loss contrastive</i> untuk mengukur kesamaan tanda tangan. 5. <i>Optimizer</i> yang digunakan adalah <i>RMSProp</i>. 6. Training dan evaluasi model.
Hasil Penelitian	<p>Model <i>Siamese CNN</i> dapat dengan efektif membedakan tanda tangan asli dan palsu.</p> <p>Sistem ini meningkatkan keakuratan dan objektivitas dalam memverifikasi kehadiran mahasiswa, sehingga lebih efektif dalam sistem absensi daring di masa pandemi.</p>

Batasan Penelitian	Penelitian ini dibatasi pada penerapan sistem absensi berbasis tanda tangan digital mahasiswa selama pembelajaran daring, tanpa memperluas implementasi ke sektor pendidikan lain atau metode biometrik lain seperti wajah atau suara. Model yang digunakan hanya sebatas arsitektur Siamese <i>CNN</i> dengan optimasi menggunakan <i>RMSProp</i> .
--------------------	--

Tabel 2.2 Jurnal Terdahulu 2

Judul Artikel	Aspect Based Sentiment Analysis Terhadap Ulasan Produk Skincare di <i>E-Commerce</i> Menggunakan <i>CNN LSTM</i>
Penulisan Pertama dan Program Studi	I Made Treshnanda Masa Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana
Nama Jurnal dan ISSN	Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya (JNATIA) p-ISSN: 2986-3929 e-ISSN: 3032-1948
Volume Halaman	Volume 3, Nomor 2

Bulan, Tahun	Februari 2025
Penerbit Jurnal	Universitas Udayana
Alamat URL	ojs.unud.ac.id
Permasalahan	Meningkatnya volume ulasan produk skincare di platform <i>e-commerce</i> seperti Shopee, Tokopedia, dan Lazada, membuat proses analisis manual menjadi tidak efisien. Diperlukan metode yang mampu memahami aspek spesifik dari ulasan tersebut secara otomatis.
Tujuan Penelitian	Mengembangkan sistem <i>Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA)</i> menggunakan kombinasi model <i>CNN</i> dan <i>LSTM</i> , dengan teknik fitur <i>TF-IDF</i> dan <i>Bag of Words</i> , untuk mengklasifikasikan aspek produk ke dalam 5 kategori dan sentimen menjadi 2 kategori.
Subjek Penelitian	Ulasan-ulasan produk skincare yang tersedia di platform <i>E-Commerce</i> di Indonesia.
Objek Penelitian	Teks ulasan (review) konsumen terhadap produk skincare yang diposting di <i>E-Commerce</i> .
Metode Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Pra-pemrosesan data ulasan. 2. Ekstraksi fitur menggunakan <i>TF-IDF</i> dan <i>Bag of Words</i>.

	<ol style="list-style-type: none"> 3. Pembangunan model klasifikasi menggunakan kombinasi <i>CNN</i> dan <i>LSTM</i>. 4. Pengklasifikasian aspek ke dalam 5 kelas dan sentimen ke dalam 2 kelas. 5. Evaluasi performa menggunakan metrik: Akurasi, Presisi, <i>Recall</i>, dan <i>s</i>
Hasil Penelitian	<p>Klasifikasi aspek menghasilkan:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Akurasi: 87.3% • Presisi: 87% • <i>Recall</i>: 87% • <i>F1-Score</i>: 85.9%
Batasan Penelitian	<p>Studi ini secara khusus hanya menganalisis ulasan produk skincare pada platform <i>e-commerce</i>, tidak mencakup kategori produk lain maupun platform sosial media. Model yang digunakan terbatas pada kombinasi <i>CNN</i> dan <i>LSTM</i>, serta teknik ekstraksi fitur menggunakan <i>TF-IDF</i> dan <i>Bag of Words</i> tanpa mengeksplorasi teknik embedding seperti <i>Word2Vec</i> atau <i>BERT</i>.</p>

Tabel 2.3 Jurnal Terdahulu 3

Judul Artikel	Comparison of ResNet-50, <i>EfficientNet</i> -B1, and VGG-16 Algorithms for Cataract Eye Image Classification
Penulisan Pertama dan Program Studi	Ilham Santoso Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang
Nama Jurnal dan ISSN	Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC) e-ISSN: 2548-6861
Volume Halaman	Volume 9, Nomor 2, halaman 284–294
Bulan, Tahun	April 2025
Penerbit Jurnal	Politeknik Negeri Batam (Polibatam)
Alamat URL	http://jurnal.polibatam.ac.id/index.PHP/JAIC
Permasalahan	Katarak adalah penyebab utama kebutaan yang masih dapat dicegah. Namun, jumlah dokter spesialis mata di Indonesia tidak mencukupi untuk menangani volume besar kasus katarak. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem otomatis berbasis pengolahan citra untuk mendeteksi katarak lebih awal.

Tujuan Penelitian	Membandingkan performa tiga model <i>Deep learning</i> — ResNet-50, <i>EfficientNet</i> -B1, dan VGG-16 — dalam klasifikasi gambar mata untuk mendeteksi katarak.
Subjek Penelitian	Gambar mata dari dua kategori: normal dan katarak.
Objek Penelitian	Dataset berjenis <i>UMLah</i> 2.112 gambar mata, terdiri dari 1.074 gambar mata normal dan 1.038 gambar mata dengan katarak.
Metode Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Dataset dibagi menjadi dua kategori: normal dan katarak. 2. Menggunakan tiga arsitektur <i>CNN</i>: ResNet-50, <i>EfficientNet</i> -B1, dan VGG-16. 3. Evaluasi performa model berdasarkan akurasi klasifikasi.
Hasil Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>ResNet-50</i>: Akurasi tertinggi sebesar 98.61% 2. <i>EfficientNet</i> -B1: Akurasi 96.64% 3. <i>VGG-16</i>: Akurasi 93.82% 4. Performa ini lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya yang menggunakan <i>CNN</i> standar dengan akurasi 92.93%.

	5. Kesimpulannya, <i>ResNet-50</i> menjadi model terbaik untuk klasifikasi gambar mata dalam konteks deteksi katarak.
Batasan Penelitian	Cakupan penelitian difokuskan pada dua jenis gambar mata, yaitu normal dan katarak, tanpa melibatkan penyakit mata lainnya. Evaluasi performa hanya mempertimbangkan akurasi klasifikasi, tanpa mengukur sensitivitas, spesifisitas, atau performa dalam lingkungan <i>real-time</i> .

Tabel 2.4 Jurnal Terdahulu 4

Judul Artikel	Penerapan Efficient-Net Dalam Mengklasifikasi Kanker Kulit
Penulisan Pertama dan Program Studi	Mawaddah Harahap Program Studi dari Universitas Prima Indonesia
Nama Jurnal dan ISSN	PUBLIS PENERBIT UNPRI PRESS
Volume Halaman	Volume 1, Nomor 1

Bulan, Tahun	Juli 2024
Penerbit Jurnal	PUBLIS PENERBIT UNPRI PRESS
Alamat URL	https://jurnal.unprimdn.ac.id/index.PHP/ISBN/article/view/5405
Permasalahan	Kanker kulit adalah salah satu penyakit mematikan paling umum di dunia. Diagnosis dini sangat penting karena pengobatan pada stadium awal jauh lebih efektif dan efisien. Oleh sebab itu, diperlukan metode klasifikasi kanker kulit yang akurat.
Tujuan Penelitian	Menerapkan arsitektur <i>EfficientNet</i> (B0 hingga B7) untuk mengklasifikasikan tiga jenis kanker kulit — BCC, SCC, dan melanoma — serta membandingkan performa masing-masing model.
Subjek Penelitian	Citra/gambar kanker kulit dari tiga kategori: BCC (<i>Basal Cell Carcinoma</i>), SCC (<i>Squamous Cell Carcinoma</i>), dan <i>Melanoma</i> .
Objek Penelitian	Dataset citra kanker kulit yang telah diproses (<i>preprocessed</i>) dan diubah ukurannya menjadi 256×256 piksel.
Metode Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Data preprocessing: <i>resizing</i> gambar menjadi 256×256 piksel. 2. Pelatihan model menggunakan seluruh varian <i>EfficientNet</i> : <i>EfficientNet -B0</i> hingga <i>EfficientNet -B7</i>.

	3. Evaluasi performa model berdasarkan metrik: akurasi, presisi, <i>recall</i> , dan <i>F1-score</i> .
Hasil Penelitian	<p>1. Semua varian <i>EfficientNet</i> yang dilatih memberikan hasil klasifikasi kanker kulit yang baik.</p> <p>2. Model <i>EfficientNet -B4</i> menunjukkan performa terbaik dengan:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Akurasi: 79,69% • Presisi: 81,67% • <i>Recall</i>: 76,56% • <i>F1-Score</i>: 79,03%
Batasan Penelitian	<p>Penelitian dibatasi pada tiga jenis kanker kulit (BCC, SCC, dan melanoma) dan hanya menggunakan dataset gambar berukuran 256x256 piksel. Arsitektur model yang dibandingkan hanya berasal dari varian <i>EfficientNet</i> (B0–B7) tanpa membandingkan dengan arsitektur lain seperti <i>ResNet</i> atau <i>DenseNet</i>.</p>

Tabel 2.5 Jurnal Terdahulu 5

Judul Artikel	Implementasi model transfer learning <i>EfficientNet</i> untuk pendeteksian bahasa isyarat indonesia (bisindo) pada perangkat android
Penulisan Pertama dan Program Studi	Irnanda Rizka Fadhillah Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
Nama Jurnal dan ISSN	JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)
Volume Halaman	Volume 8, Nomor 4
Bulan, Tahun	Agustus 2024
Penerbit Jurnal	Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
Alamat URL	https://www.ejournal.itn.ac.id/index.PHP/jati/article/view/10463
Permasalahan	Aksesibilitas informasi untuk komunitas pengguna Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) masih sangat terbatas, dan kurangnya alat bantu otomatisasi penerjemahan memperdalam kesenjangan komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum.
Tujuan Penelitian	Mengimplementasikan model transfer <i>learning EfficientNet</i> pada perangkat Android untuk mendeteksi dan mengenali gestur

	alfabet BISINDO secara otomatis, sehingga meningkatkan aksesibilitas informasi bagi komunitas tunarungu.
Subjek Penelitian	Gambar-gambar gestur alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO).
Objek Penelitian	Dataset citra BISINDO yang berisi sekitar 10.400 gambar mewakili 26 kelas alfabet (A-Z).
Metode Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Data preprocessing</i>: penggunaan dataset citra BISINDO. 2. Pemisahan data dengan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. 3. Pemanfaatan model <i>pre-trained EfficientNet</i> (berbasis <i>ImageNet</i>) dengan teknik <i>transfer learning</i>. 4. Pelatihan dilakukan dengan variasi jumlah epoch (20, 30, dan 40). 5. Evaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, <i>recall</i>, dan <i>F1 score</i>.
Hasil Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> 1. Model <i>EfficientNet</i> pada <i>epoch</i> 20 mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,24%. 2. Model menunjukkan keseimbangan optimal antara kinerja dan efisiensi waktu pelatihan.

	<p>3. Model berhasil diimplementasikan dalam aplikasi Android dengan performa sangat baik, membuktikan potensi sebagai alat bantu yang efisien dan dapat diakses untuk komunitas tunarungu.</p>
Batasan Penelitian	<p>Fokus studi ini hanya pada pengenalan alfabet BISINDO (A-Z) dan belum mencakup kalimat atau gerakan dinamis. Implementasi sistem juga hanya dibatasi pada perangkat Android dan belum diuji pada sistem operasi lain seperti <i>iOS</i> atau <i>desktop</i>.</p>