

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Studi Literatur

Penelitian terdahulu memberikan pemahaman mengenai berbagai pendekatan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Terdapat beberapa penelitian terdahulu dengan dataset, model, dan studi kasus serupa yang dapat mendukung penelitian ini. Beberapa penelitian sebelumnya melakukan klasifikasi citra dengan menggunakan dataset terkait kesehatan rongga mulut, termasuk gigi dan lidah. Pada penelitian [6] melakukan klasifikasi jenis penyakit gigi dan mulut menggunakan metode SVM dengan strategi One-Agints-All kernel RBF. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan citra dari beberapa macam penyakit gigi dan mulut. Hasil yang didapatkan memiliki rata-rata nilai akurasi sebesar 94.442% dengan dataset sebanyak 122 data. Selain itu pada studi [7] melakukan klasifikasi penyakit mulut menggunakan metode InceptionResNetV2. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan dataset beberapa jenis penyakit mulut seperti Canker Sores, Cold Sores, Gingivostomatitis, Mouth Cancer, Oral Cancer, Oral Lichen Planus, Oral Thrush. Nilai akurasi yang diperoleh sebesar 99.51%. Kemudian penelitian lain [8] melakukan klasifikasi penyakit gigi dengan menggunakan metode Transfer Learning CNN. Klasifikasi dilakukan menggunakan data citra x-ray Radio Visiography (RVG) sebanyak 251 dengan 3 kelas berbeda. Penelitian ini melakukan percobaan dengan metode CNN dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 0.7307, *Transfer Learning* (VGG16) sebesar 0.8846, dan *Transfer Learning with fine tuning* sebesar 0.8846. Berikutnya klasifikasi penyakit gigi karies dan kalkulus dengan menggunakan CNN dilakukan pada penelitian [9]. Hasil pengujian yang dilakukan dengan model yang dibuat memperoleh tingkat akurasi pelatihan sebesar 95% dan pengujian sebesar 94%.

Selanjutnya berdasarkan berbagai metode dan model yang digunakan dalam klasifikasi citra, memberikan pemahaman yang mendalam tentang potensi serta keterbatasan algoritma yang digunakan. Pada penelitian [11], melakukan klasifikasi citra menggunakan teknik Transfer Learning model VGG19 dengan dataset Caltech-101. Pengujian dilakukan dengan menggabungkan fitur dalam VGG19

dengan berbagai metode ekstraksi fitur seperti SIFT, SURF, ORB, dan Shi-Tomasi. Hasil terbaik diperoleh pada metode Random Forest menggunakan fitur gabungan dengan nilai akurasi sebesar 93.73%. Selain itu pada penelitian [12], melakukan komparasi model VGG16 dan VGG19 untuk klasifikasi serangga. Pengujian yang dilakukan memperoleh hasil performa untuk model VGG16 dengan akurasi sebesar 96.28% dan VGG19 dengan akurasi sebesar 97.07%. Penelitian lain juga melakukan perbandingan beberapa model seperti InceptionV3, VGG16, VGG19, CNN, dan ResNet50 untuk mendeteksi penyakit tanaman padi [13]. Studi ini memperoleh hasil performa model-model yang digunakan dengan Inception V3 mencapai akurasi sebesar 98.16%, VGG16 mencapai akurasi sebesar 98.47%, VGG19 mencapai akurasi sebesar 98.56%, dan ResNet50 dalam versi modifikasi mencapai akurasi tertinggi yaitu 99.75% dengan loss rate 0.33.

Tinjauan literatur mengenai studi kasus klasifikasi penyakit pada manusia dalam berbagai penelitian memberikan pemahaman mendalam tentang beragam kontribusi terhadap pengembangan sistem kesehatan berbasis citra digital. Pada penelitian [14], dilakukan klasifikasi pneumonia dengan Faster R-CNN atau menggabungkan teknik RPN dan CNN pada arsitektur VGG16 dan ResNet50. Dari pengujian yang dilakukan dengan 500 data X-ray paru-paru Pneumonia COVID-19, diperoleh hasil akurasi untuk arsitektur VGG16 sebesar 85,8% sedangkan ResNet50 sebesar 84%. Penelitian berikutnya pada [15], klasifikasi dilakukan pada [16] 500 sampel data citra dengan 5 jenis penyakit kulit wajah yang berbeda dengan menggunakan metode CNN arsitektur VGG16. Hasil percobaan pada penelitian ini menunjukkan angka akurasi sebesar 98% pada proses pelatihan dengan hasil validasi sebesar 88%. Penelitian selanjutnya melakukan klasifikasi penyakit kulit menggunakan CNN dengan arsitektur VGG16 dan MobileNet. Performa dari model CNN pada arsitektur VGG16 menunjukkan hasil akurasi yang lebih baik yaitu sebesar 82% dibandingkan dengan MobileNet dengan akurasi sebesar 80%.

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya, convolutional neural network (CNN) telah menjadi metode yang favorit untuk klasifikasi citra karena memberikan hasil akurasi yang relatif tinggi termasuk model VGG16, VGG19, dan ResNet50, terutama dalam studi kasus klasifikasi penyakit pada manusia. Selain itu penelitian terdahulu yang menggunakan dataset penyakit rongga mulut termasuk

gigi dan lidah juga menunjukkan hasil yang baik. Maka dari itu, penelitian ini mengusulkan klasifikasi dengan menggunakan ketiga model seperti VGG16, VGG19, dan ResNet50 untuk data citra penyakit gigi dan lidah.

## **2.2. Kesehatan Gigi dan Lidah**

Penyakit pada gigi dan lidah merupakan masalah kesehatan yang umum terjadi pada populasi secara global. Salah satu penyebab utama penyakit gigi adalah kebersihan mulut yang buruk, sehingga dapat menyebabkan pembentukan plak, tartar, dan masalah lainnya pada gigi. Plak sendiri jika dibiarkan dapat mengakibatkan kerusakan pada enamel gigi dan mengarah ke masalah lain seperti karies gigi dan penyakit gusi. Sedangkan untuk lidah, masalah yang sering terjadi meliputi gejala seperti bau mulut, peradangan, atau bahkan warna lidah yang tidak normal. Kebiasaan buruk dalam menjaga kebersihan mulut terutama gigi dan lidah dapat berdampak sangat fatal dan dapat menyebabkan masalah yang lebih serius seperti gigi kalkulus, gingivitis, peradangan gusi, bahkan kanker lidah.

## **2.3. Preprocessing Dataset**

Setiap proses penelitian pasti terdapat tahapan *preprocessing* dataset, preprocessing dataset merupakan langkah yang berguna untuk meningkatkan kualitas gambar. Tahapan ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas dataset yang ada, karena kualitas gambar yang buruk dapat menurunkan kinerja model arsitektur yang digunakan. *Preprocessing* juga bertujuan untuk menghasilkan data yang baik saat diproses dan mendapatkan hasil klasifikasi yang akurat [17]. Proses ini mengolah data citra dalam suatu dataset yang terdapat *noise*, *overexposure*, dan data *outlier*.

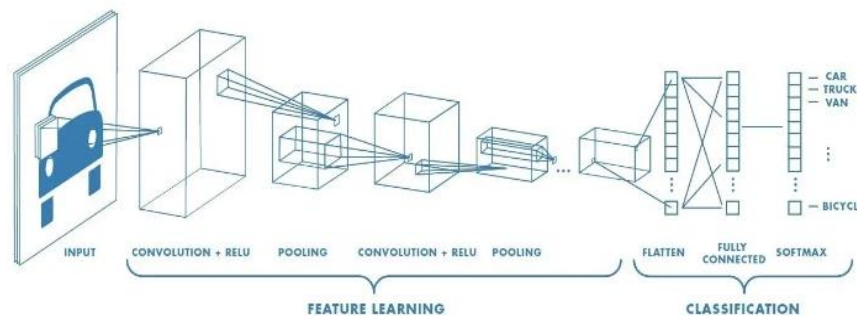
## **2.4. Augmentasi Data**

Augmentasi data merupakan proses untuk memperbanyak jumlah dan variasi citra [18]. Tahapan ini berperan penting dalam menjaga kinerja model atau meningkatkan akurasi selama proses pelatihan data. Salah satunya untuk menangani ketidakseimbangan jumlah kelas dalam dataset yang dapat menyebabkan overfitting selama proses pelatihan model. Implementasi augmentasi

juga dapat meningkatkan jumlah data tanpa memasukkan data baru dan membuat model lebih tahan terhadap variasi citra dan orientasi yang berbeda.

## 2.5. Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network* adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan terutama dalam pemrosesan gambar dan analisis citra. CNN saat ini merupakan model paling efektif dalam mengklasifikasikan data gambar [19]. CNN memiliki lapisan konvolusi yang memungkinkan jaringan untuk secara efisien mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar, seperti tepi, tekstur, dan pola. Ini adalah komponen kunci dalam berbagai aplikasi pengenalan gambar, pengenalan wajah, klasifikasi objek, dan tugas pemrosesan gambar lainnya. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan metode deep learning yang memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra [20]. CNN mengekstrak fitur dari input yang berupa gambar lalu mengubah dimensi gambar tersebut menjadi lebih kecil tanpa merubah karakteristik gambar tersebut [21]. Terdapat empat lapisan utama seperti lapisan konvolusi (*Convolution Layer*), lapisan aktivasi (*Activation Layer*), Lapisan penggabungan (*Pooling Layer*), dan lapisan terhubung penuh (*Fully-Connected Layer*) [22]. Arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 1 [23].

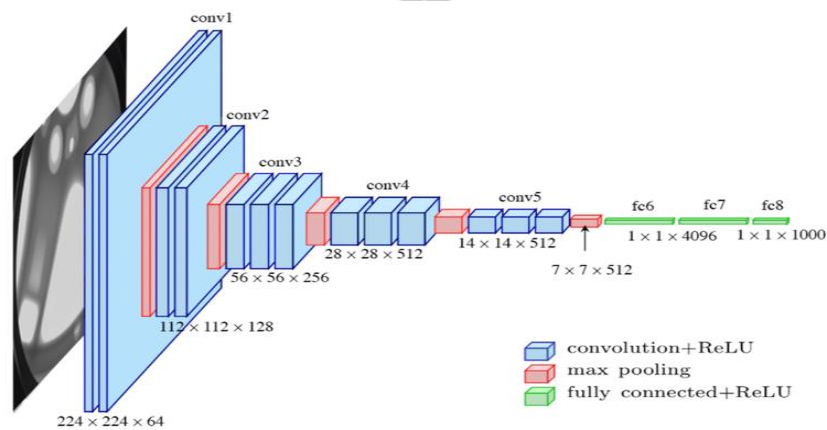


**Gambar 1.** Arsitektur CNN

## 2.6. VGG16

VGG16 adalah salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh *Visual Graphics Group* (VGG) dari Universitas Oxford. Arsitektur VGGNet sendiri merupakan arsitektur pengembangan dari alexnet yang

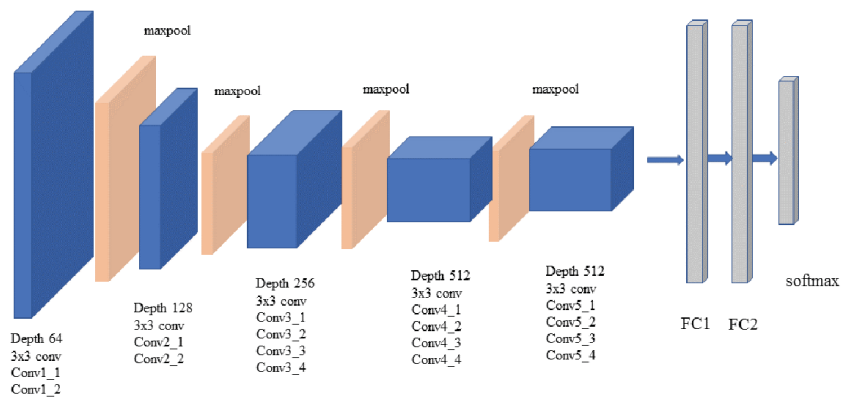
mana terfokus pada proses ekstraksi fitur di layer konvolusi, sehingga mampu mendapatkan representasi citra yang banyak untuk klasifikasi [24]. VGG16 menggunakan pendekatan yang relatif sederhana, di mana arsitektur ini terdiri dari serangkaian konvolusi 3x3 dengan padding yang sama dan lapisan max pooling 2x2, yang disusun secara berurutan. Arsitektur VGG16 dapat dilihat pada Gambar 2 [25].



**Gambar 2.** Arsitektur VGG16

## 2.7. VGG19

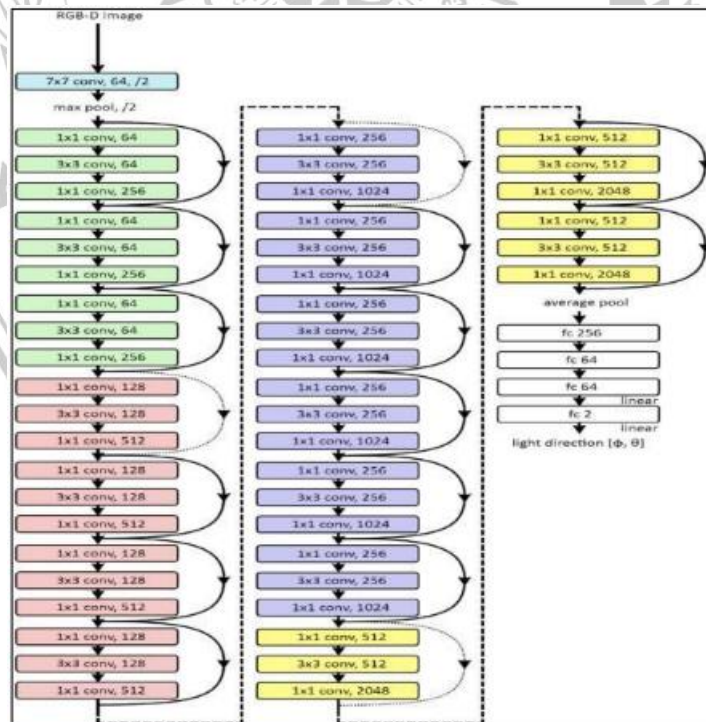
VGG19 merupakan sebuah model CNN yang memiliki jaringan lebih dalam dan menggunakan filter yang kecil [26]. VGG19 merupakan arsitektur yang terdiri dari 47 layer dimana semakin banyak layer akurasi semakin baik [27]. VGG19 menggunakan filter konvolusi 3x3 dengan padding yang sama pada setiap lapisan untuk mengekstraksi fitur dari gambar input secara bertahap. VGG19 dikenal karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur yang mendalam dari gambar, dan penggunaan yang ekstensif dari lapisan konvolusi 3x3 secara berturut-turut membantu dalam menghasilkan representasi fitur yang lebih kompleks. Arsitektur VGG19 dapat dilihat pada Gambar 3 [27].



Gambar 3. Arsitektur VGG19

## 2.8. ResNet50

ResNet50 merupakan salah satu model arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh *Microsoft Research* pada tahun 2015 [28]. Arsitektur ini termasuk dalam jaringan *Residual Network* (ResNet) dan terkenal karena penggunaannya efektif dalam melatih jaringan yang sangat dalam tanpa mengalami masalah degradasi performa. ResNet50 merupakan tipe ResNet yang memiliki 50 layer, terdiri dari 48 convolution layer, 1 maxpool layer, dan 1 average pool layer [29]. Arsitektur ResNet50 dapat dilihat pada Gambar 4 [30].



Gambar 4. Arsitektur ResNet50

## 2.9. Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk mengukur kinerja hasil klasifikasi dari model yang telah dilatih dengan menggunakan hasil dari classification report. Berikut informasi yang ditampilkan dalam matriks evaluasi seperti akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), recall (*recall*), dan *F1-score*. Berikut detail penjelasan mengenai informasi yang ditampilkan dalam metrik classification report:

- a. *Accuracy*, merupakan tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai sebenarnya [31]. *Accuracy* dapat dihitung dengan Persamaan [32].

$$Accuracy = \frac{True\ Positives + True\ Negatives}{True\ Positives + False\ Positives + True\ Negatives + False\ Negatives}$$

- b. *Precision*, mengukur seberapa banyak dari semua sampel yang diprediksi sebagai positif. *Precision* dapat dihitung dengan Persamaan [33].

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives}$$

- c. *Recall*, merupakan tingkat keberhasilan model dalam menentukan kembali sebuah informasi [31]. Recall digunakan untuk mengetahui seberapa banyak dari semua sampel yang seharusnya positif dan berhasil diprediksi sebagai positif oleh model. *Recall* dapat dihitung dengan rumus Persamaan [34].

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives}$$

- d. *F1-Score*, merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan *recall*. Nilai ini memberikan keseimbangan antara presisi dan *recall*. *F1-Score* dapat dihitung dengan Persamaan [35].

$$F1 - Score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$