

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Image Forgery

*Image forgery* (*Copy-move* atau *Splicing*) dilakukan hanya dengan menyalin dan menempel. Operasi penempelan menyebabkan perubahan struktural pada gambar host. Pola tekstur mikro di dalam dan di sepanjang batas wilayah yang ditempel menjadi berbeda, dan diskontinuitas muncul di sepanjang tepinya. Dengan cara ini, distribusi frekuensi lokal diubah dan tidak ada lagi korelasi antar piksel gambar di wilayah tersebut[12].

##### 2.1.1 Splicing

Pemalsuan penyambungan(*splicing image*) dapat dilakukan dengan menambahkan atau memadukan dua gambar atau kumpulan gambar untuk menghasilkan gambar yang belum pernah ada sebelumnya. Gambar sumber yang digunakan untuk menghasilkan gambar yang disambung mungkin mencakup suhu warna yang berbeda, kondisi pencahayaan, dan tingkat kebisingan berdasarkan berbagai faktor. Pemfilteran rata-rata atau beberapa operasi pemrosesan gambar terkait lainnya dapat diterapkan sebagai pascapemrosesan seperti mengubah ukuran, memotong, memutar, dan memperbaiki setiap gambar sumber agar sesuai dengan atribut visual, bentuk, dan ukuran gambar target sehingga gambar palsu dapat terlihat realistis[13].



**Gambar 2. 1 Contoh gambar splicing**

## **2.2 Deep Learning**

*Deep learning* merupakan bagian dari pembelajaran mesin yang mengajarkan komputer untuk menjalankan tugas dengan cara yang menyerupai cara manusia melakukannya. Perbedaan utama antara pembelajaran mesin dasar dan pembelajaran mendalam terletak pada fakta bahwa pembelajaran mesin mengekstrak fitur secara manual dari data sampel, sementara pembelajaran mendalam memiliki keahlian khusus dalam mempelajari fitur atau representasi

secara otomatis dari data sampel tanpa campur tangan manusia. Pembelajaran mendalam melibatkan beberapa lapisan tersembunyi, dan data mentah dapat diolah dan dipelajari secara langsung dari fitur dan representasi yang berasal dari input. [14].

### 2.2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN, atau Convolutional Neural Network, adalah suatu jaringan syaraf tiruan yang terinspirasi oleh sistem saraf biologis. CNN terdiri dari tiga lapisan utama, yakni lapisan konvolusional (*convolutional layers*), lapisan pengelompokan (*pooling layers*), dan lapisan terhubung penuh (*fully-connected layers*)[15]. Berikut adalah penjelasan mengenai tiga lapisan utama pada CNN :

#### A. *Convolutional layers*

*Convolutional layer* memegang peran krusial dalam arsitektur model CNN. Lapisan ini merupakan jenis operasi linier khusus yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur. Sebuah array angka kecil yang disebut kernel diterapkan pada input dari kumpulan data yang berada dalam array angka yang disebut tensor input. Melalui perkalian titik antara setiap elemen kernel dan tensor masukan, sebuah peta fitur kemudian dihasilkan. Operasi konvolusi ini didefinisikan dengan dua elemen kunci[14].

#### B. *Pooling layers*

*Pooling layer* bertugas untuk mengurangi dimensi spasial (lebar  $\times$  tinggi) dari volume masukan, yang diteruskan ke lapisan konvolusional berikutnya. Lapisan penggabungan tidak mempengaruhi dimensi kedalaman dari volume tersebut. Operasi ini sering disebut sebagai subsampling atau downsampling, karena pengurangan ukuran menyebabkan kehilangan informasi secara bersamaan. Meskipun terdapat kerugian informasi, ini bermanfaat bagi jaringan karena mengurangi overhead komputasi untuk lapisan jaringan selanjutnya dan juga membantu mencegah overfitting.

Penggabungan rata-rata dan penggabungan maksimal adalah strategi yang paling umum digunakan[16].

### C. *Full-connected layers*

Lapisan ketiga adalah *full connected layer*, biasa disebut lapisan keluaran konvolusional. Lapisan ini biasanya ditemui di lapisan bawah jaringan. Lapisan tersebut menerima input dari hasil penggabungan terakhir atau lapisan keluaran konvolusional, kemudian diratakan sebelum diteruskan ke lapisan berikutnya. Dengan meratakan distribusi output, semua nilai hasil yang dihasilkan setelah penggabungan terakhir atau lapisan konvolusional diubah menjadi vektor (matriks 3D). Metode ini merupakan cara sederhana untuk mempelajari kombinasi non-linier tingkat tinggi dari fitur yang direpresentasikan oleh output lapisan konvolusional[17].

## **2.3 Transfer Learning**

Transfer learning adalah teknik dalam machine learning yang menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya untuk menyelesaikan suatu tugas, dan kemudian menerapkannya untuk menyelesaikan tugas lain yang terkait. Teknik ini umumnya digunakan ketika dataset yang tersedia terbatas. Proses transfer learning melibatkan pembekuan beberapa lapisan konvolusional di awal model dan hanya melatih beberapa lapisan terakhir yang digunakan untuk klasifikasi. Lapisan yang dibekukan bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur umum seperti sudut, gradien, dan pola yang dapat diterapkan pada berbagai gambar. Sementara itu, lapisan yang tidak dibekukan terlibat dalam mengekstraksi fitur khusus dari dataset baru. Dengan cara ini, model yang telah dilatih awalnya dengan kategori dataset yang berbeda dapat diadaptasi dan digunakan untuk tugas pada dataset yang baru[15].

### **2.3.1 ResNet50**

ResNet atau disebut residual network merupakan sebuah neural network yang dibuat untuk mengatasi masalah degradasi yang disebabkan

oleh neural network yang menggunakan banyak layers. ResNet menerapkan konsep skip connections untuk meningkatkan akurasi yang menurun yang disebabkan oleh degradasi. Skip connections bekerja dengan 2 cara, yaitu pertama dengan mengurangi permasalahan menghilangnya gradient dengan membuat sebuah jalan pintas alternatif untuk gradient tersebut dan yang kedua membuat model dapat mempelajari identity function. Dengan begitu layers pada neural network dapat mempelajari identity function dengan lebih mudah sehingga meningkatkan efisiensi dari deep neural network yang memiliki layers yang banyak, selain itu juga dapat mengurangi tingkat error yang dihasilkan. Hal ini memungkinkan untuk membuat sebuah deep neural network dengan lapisan yang jauh lebih banyak tanpa menghadapi masalah degradasi. ResNet50 merupakan salah satu dari variasi ResNet[18].

#### **2.4 Error Level Analysis (ELA)**

ELA diakui sebagai salah satu metode yang signifikan untuk membedakan gambar yang telah mengalami pengaruh dengan menyimpannya pada tingkat kualitas tertentu dan kemudian mengevaluasi variasi dari tingkat kompresi. Meskipun gambar JPEG disimpan awalnya, masih mungkin untuk melakukan kompresi tambahan setelahnya. ELA berperan sebagai teknik untuk menonjolkan perbedaan antara gambar asli dan gambar yang dimanipulasi dengan menganalisis tingkat kesalahan yang terjadi selama proses kompresi[11].

#### **2.5 Alat yang digunakan**

##### **2.5.1 Python**

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif multiguna dengan filosofi perancangan yang menekankan tingkat keterbacaan kode. Python dianggap sebagai bahasa yang menggabungkan kapabilitas dan kemampuan dengan sintaksis kode yang sangat jelas. Selain itu, Python dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka standar yang luas dan komprehensif.

Python mendukung berbagai paradigma pemrograman, terutama dalam pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional, tanpa batasan khusus. Salah satu fitur kunci Python adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis dengan manajemen memori otomatis. Sebagaimana umumnya dalam bahasa pemrograman dinamis, Python sering digunakan sebagai bahasa skrip, tetapi dalam praktiknya, penggunaannya meluas ke berbagai konteks pengembangan perangkat lunak yang tidak terbatas pada skrip. Python dapat digunakan untuk berbagai keperluan pengembangan perangkat lunak dan mendukung berbagai platform sistem operasi[19].

## 2.6 Penelitian Terdahulu

Berikut merupakan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini :

**Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu**

No	Penulis	Judul	Jurnal	Metode	Dataset	Hasil Akurasi
1	Mallick et al	Copy Move and Splicing Image Forgery Detection using CNN	ITM Web of Conferences	ELA,VG G16,VGG 19	CASIA V2 dan NC2016	ELA 70%, VGG16 71%, VGG19 72%.
2	Muniapan et al.	An Evaluation of Convolutional Neural Network (CNN) Model for Copy-Move and Splicing	International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING	CNN	MICCF 2000,CASIA V1,CASIA V2	MICCF2000 76% CASIA V1 79% CASIA V2 89%

		Forgery Detection				
3	Nath & Naskar	Automated image splicing detection using deep CNN-learned features and ANN-based classifier	Signal, Image and Video Processing, <a href="https://doi.org/10.1007/s11760-021-01895-5">https://doi.org/10.1007/s11760-021-01895-5</a>	ResNet50	CASIA V2	96%
4	Pandey & Mitra	Detecting and Localizing Copy-Move and Image-Splicing Forgery	arxiv	ELA	CASIA V2	88%
5	Vijayalakshmi K et al.	Copy-paste forgery detection using deep learning with error level analysis	Multimedia Tools and Applications	ELA	MICCF 200	99%

Penelitian ini telah dilakukan oleh beberapa peneliti untuk mendeteksi copy move dan splicing image menggunakan algoritma convolutional neural network. Dalam jurnal yang ditulis oleh Mallick et al[20], cnn digunakan dengan beberapa model seperti ELA,VGG16,VGG19 untuk mendeteksi copy move dan splicing. Metode tersebut diuji dengan menggunakan dataset CASIA V2 dan NC2016, dan menghasilkan nilai akurasi untuk model ELA sebesar 70%, VGG16 sebesar 71%, VGG19 sebesar 72%.

Penelitian selanjutnya yang ditulis oleh Muniappan et al[14], Cnn digunakan untuk mendeteksi copy move dan splicing. metode tersebut diuji dengan menggunakan dataset MICCF2000,CASIA V1,CASIA V2. Pada dataset MICCF2000 CNN digunakan untuk mendeteksi gambar copy move menghasilkan nilai akurasi 76%. Pada dataset CASIA V1 CNN digunakan untuk mendeteksi gambar splicing menghasilkan nilai akurasi 79%. Pada dataset CASIA V2 CNN digunakan untuk mendeteksi gambar copy move dan splicing menghasilkan nilai akurasi 89%.

Penelitian selanjutnya yang ditulis oleh Nath & Naskar[21]. Penelitian ini menggunakan ResNet50 dengan hasil akurasi 96% dan hanya memakai *splicing image* dan juga penelitian tersebut belum melakukan optimasi. Untuk penelitian ini dilakukan optimasi pada model ResNet50 dan juga menggunakan gambar *splicing*.

Pada penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Pandey & Mitra[22]. ELA digunakan untuk mendeteksi gambar yang telah dirusak. metode tersebut diuji dengan menggunakan dataset CASIA V2. Pada penelitian ini dataset CASIA V2 dilakukan proses localization.Pada dataset tersebut menghasilkan nilai akurasi untuk mendeteksi gambar yang dirusak sebesar 88%.

Penelitian selanjutnya yang ditulis oleh Vijayalakshmi K et al[11].ELA digunakan untuk mendeteksi gambar copy paste. metode ini diuji menggunakan dataset MICCF200. Pada penelitian ini dataset MICCF200 dilakukan proses augmentasi untuk memaksimalkan ukuran gambar. Pada dataset menghasilkan nilai akurasi untuk mendeteksi copy paste gambar sebesar 99%.