

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Image Processing/Pengolahan Citra*

Image processing atau Pengolahan citra merupakan suatu sistem dimana proses dilakukan dengan membutuhkan sebuah masukan *input* berupa citra dan hasil yang akan dikeluarkan yaitu *output* juga berupa citra. Image processing biasanya dilakukan untuk memperbaiki kualitas dari citra, namun dengan terus berkembangnya dunia digital dan komputasi yang ditandai dengan munculnya komputer dengan kapasitas besar dan cepatnya proses sebuah komputer, dapat memungkinkan manusia untuk mendapatkan informasi dari suatu citra dengan cepat. Digital image processing atau Pengolahan citra digital merupakan pengolahan citra secara digital dengan menggunakan komputer sehingga dapat mengekstrak berbagai informasi yang berguna dari suatu citra. Dalam melakukan image processing dasar secara digital terdapat beberapa langkah yang akan dilakukan menurut [6] dan [7], yaitu:

- a) Akuisisi Gambar: proses akuisisi gambar melibatkan pengambilan sebuah citra secara analog maupun digital. Pengambilan gambar dapat menggunakan kamera digital ataupun sebuah scanner dokumen. Cara lainnya adalah dengan mengimpor gambar yang ada pada komputer ataupun bisa mencari kumpulan data citra atau dataset pada situs internet. Kemudian pada langkah ini juga dikenal sebagai preprocessing dalam image processing karena menggunakan metode preprocessing seperti scalling, konversi warna, dll.
- b) Representasi dan Deskripsi Gambar: proses representasi dan deskripsi gambar merupakan proses untuk menampilkan gambar yang akan dilakukan pengolahan citra kemudian dianalisa dan dilakukan manipulasi citra pada komputer. Proses ini juga dapat menggambarkan fitur gambar melalui cara yang praktis.

- c) Analisis Gambar: tahap analisa gambar melibatkan penggunaan algoritma serta menggunakan model matematika. Penggunaan keduanya nantinya diaplikasikan untuk mengekstrak informasi yang ada pada gambar. Ekstraksi informasi terdiri dari pengenalan objek, pendeteksi pola, dan pengukuran fitur.
- d) Sintesis dan Kompresi Gambar: proses ini melakukan pembuatan citra baru atau dilakukan kompresi gambar yang sebelumnya sudah ada. Proses ini berfungsi untuk mengurangi persyaratan penyimpanan dan transmisi. Kemudian kompresi gambar dimaksudkan untuk mengurangi penyimpanan yang diperlukan untuk menyimpan citra.
- e) Proses Morfologis: tahap ini merupakan proses untuk mengekstrak komponen gambar yang dapat berguna dalam representasi dan deskripsi bentuk. Tahap ini dilakukan *morphological processing*, yaitu proses untuk memperoleh informasi yang menyatakan dekripsi dari suatu bentuk pada citra. Bentuk hasil dari proses ini biasanya merupakan *grayscale*.
- f) Segmentasi Citra: segmentasi Citra merupakan salah satu tahap pemrosesan gambar dengan mempartisi citra menjadi beberapa segmen dan proses untuk membedakan dan memisahkan objek-objek yang ada pada suatu citra, salah satunya menghilangkan latar belakang citra.
- g) Pengenalan Citra (Recognition): pengenalan citra merupakan proses untuk menetapkan label, seperti jenis barang pada objek berdasarkan deskriptornya atau proses yang dilakukan untuk mengenali objek apa saja yang ada pada citra tersebut.

2.1.1 Canny Edge Detector

Algoritma deteksi tepi banyak digunakan dalam visi komputer untuk menemukan batas objek dalam gambar. Tepi pada gambar menunjukkan perubahan tajam dalam kecerahan gambar, yang merupakan hasil dari perubahan tajam dalam data intensitas piksel [8]. Detektor tepi menghitung dan mengidentifikasi piksel dengan perubahan intensitas yang tajam sehubungan dengan intensitas piksel tetangga. Ada beberapa algoritma pemrosesan gambar deteksi tepi, Salah satunya *Canny Edge Detector*. *Canny Edge Detector*

memberikan deteksi tepi yang sangat baik, karena memenuhi tiga kriteria untuk deteksi tepi, pertama deteksi dengan tingkat kesalahan rendah, kedua titik tepi harus dilokalisasi di tengah tepi, dan ketiga tepi hanya boleh ditandai satu kali dan noise gambar tidak boleh membuat tepi. Deteksi tepi cerdas menggunakan kalkulus variasi untuk mengoptimalkan fungsional yang merupakan jumlah dari empat suku eksponensial, yang mendekati turunan pertama Gaussian. Detektor tepi cerdas adalah algoritma multi-langkah yang dirancang untuk mendeteksi tepi gambar yang dianalisis.

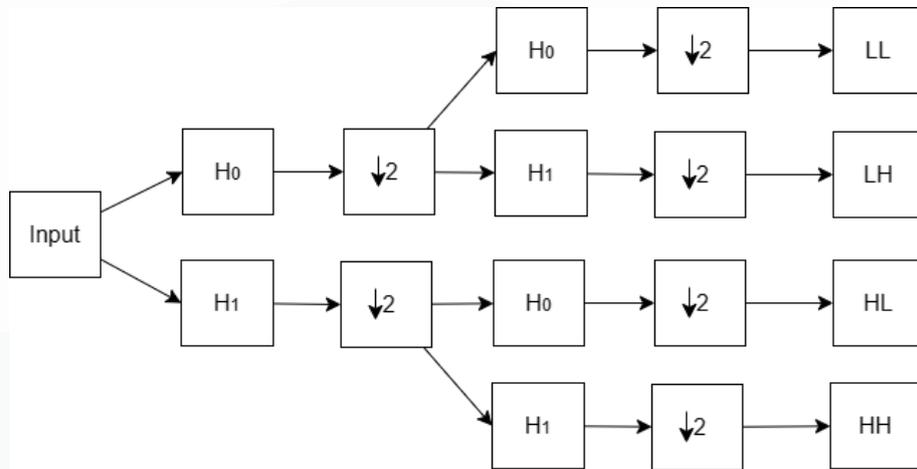
2.1.2 Discrete Wavelet Transform

Wavelet merupakan suatu fungsi transformasi yang dilakukan secara otomatis memotong data ke dalam komponen yang berbeda-beda dan mempelajari tiap komponen dengan resolusi yang sesuai dengan skalanya. Terdapat sebuah metode transformasi untuk wavelet, yang disebut Transformasi Wavelet. Teknik transformasi wavelet merupakan sebuah Teknik dekomposisi multi resolusi untuk mengatasi masalah pemodelan yang menghasilkan sinyal representasi lokal pada sebuah domain waktu dan domain frekuensi.

Transformasi Wavelet terbagi menjadi dua tipe, yaitu Continuous Wavelet Transform (CWT) dan Discrete Wavelet Transform (DWT). Untuk DWT masih menggunakan wavelet Haar yang bisa dikatakan wavelet yang paling tua dan biasanya digunakan untuk mengekstraksi informasi pada data citra atau data *time series*. Untuk penerapan DWT pada sebuah citra, ditentukan terlebih dahulu citra jenis apa yang digunakan, apakah citra 1D atau citra 2D. Perbedaan citra 1D dan 2D sebagai berikut:

1. Citra 1D hanya terdiri dari salah satu komponen baris atau kolom saja, sedangkan citra 2D terdiri dari baris dan kolom.
2. Komposisi warna dari citra 1D tidak memiliki banyak ragam, sedangkan untuk citra 2D biasanya lebih beragam dan mempunyai setidaknya elemen warna RGB untuk membentuk sebuah citra.

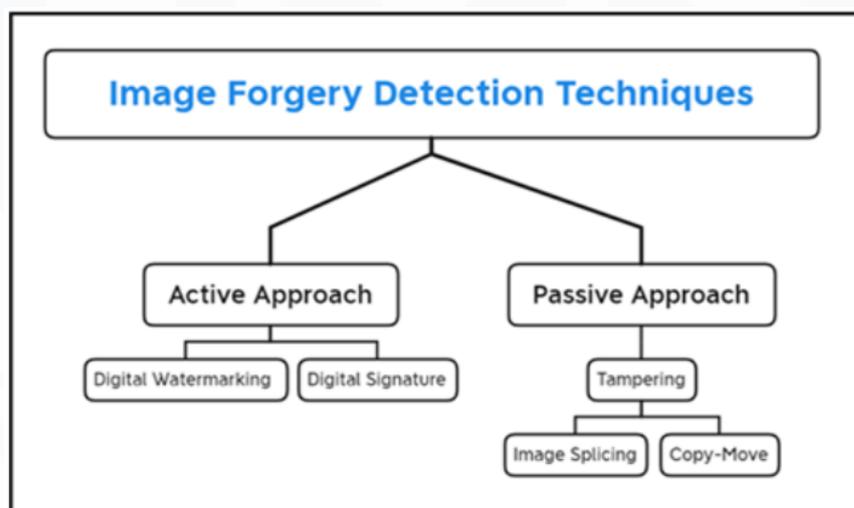
Untuk mengetahui bagaimana cara kerja dari DWT untuk citra 2D bisa dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Diagram Tranformasi Wavelet 2D

2.2 Image Forgery

Sebuah citra yang telah dilakukan manipulasi atau pemalsuan dengan maksud tertentu disebut dengan pemalsuan citra atau *image forgery*. Untuk pendekatan pemalsuan citra terbagi menjadi 2 yaitu pemalsuan aktif dan pemalsuan pasif. Pendekatan aktif dan pasif pada sebuah pemalsuan citra dapat dilihat pada gambar 2.2.

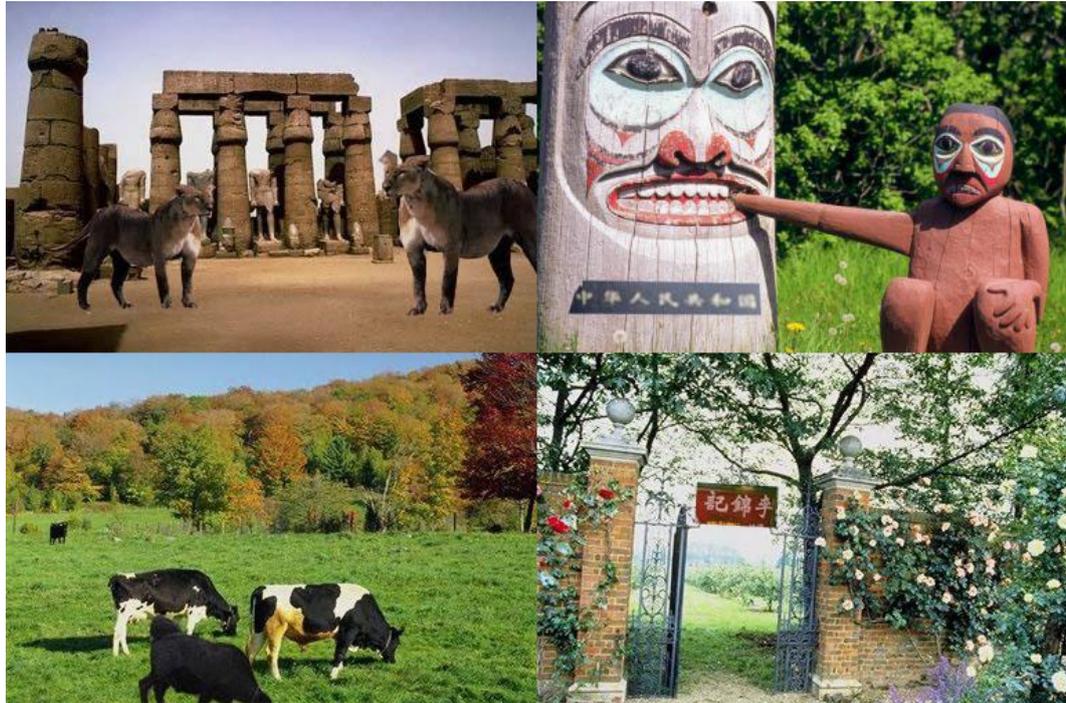


Gambar 2. 2 Diagram pendekatan pemalsuan citra [9]

Pendekatan aktif perlu membutuhkan informasi citra yang telah di proses untuk disematkan ke dalam sebuah citra menggunakan teknik seperti *Digital Watermarking* atau *Digital Signataure*. Kekurangan dari pendekatan aktif adalah perlu tangan dan intrusi dari manusia secara manual atau kamera yang sudah dirancang khusus untuk melakukan pemalsuan gambar. Berkebalikan dengan pendekatan aktif, pendekatan pasif tidak membutuhkan sejumlah informasi mengenai citra untuk keasliannya. Jenis dari pendekatan pasif terbagi menjadi dua berdasarkan metodenya yaitu *copy-move* dan *splicing*. Pendekatan ini mengasumsikan bahwa meskipun manipulasi gambar tidak akan meninggalkan jejak visual apa pun, mereka cenderung mengubah statistik gambar, dan ketidakkonsistenan mendasar ini memainkan peran utama dalam mendeteksi pemalsuan gambar.

2.2.1 Splicing

Splicing merupakan metode pemalsuan citra dengan cara memasukkan suatu elemen citra lain ke dalam sebuah target citra yang ingin dimanipulasi atau dipalsukan. Berbeda dengan *copy-move* yang hanya menduplikasi elemen pada 1 citra yang sama, *splicing* diharuskan mengambil elemen ppada citra yang berbeda. Contoh citra dengan pemalsuan *splicing* bisa dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Citra dengan pemalsuan citra *splicing* menggunakan dataset CASIA-V1

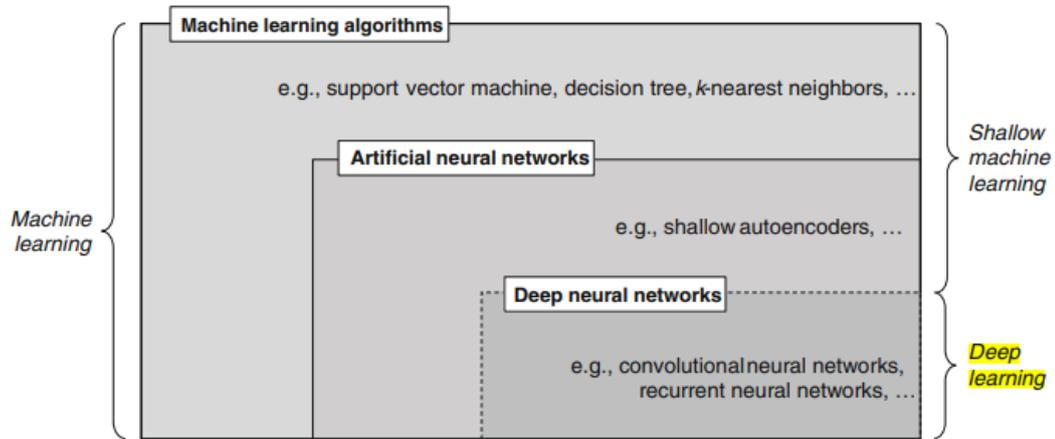
2.2.2 *Copy-move*

Metode *copy-move* merupakan sebuah metode pemalsuan citra dengan memanfaatkan elemen pada suatu citra untuk dilakukan duplikasi elemen kemudian elemen yang telah di duplikasi ditumpuk ke dalam citra tersebut. Terdapat 2 pendekatan dari *copy-move* menurut metodenya, yaitu *block-based* dan *key-point-based*. Berikut contoh dari citra dengan pemalsuan citra *copy-move* pada gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Citra dengan pemalsuan citra *copy-move* menggunakan dataset CASIA-V1

2.3 Deep Learning



Gambar 2. 5 Venn diagram dari konsep *machine learning* [10]

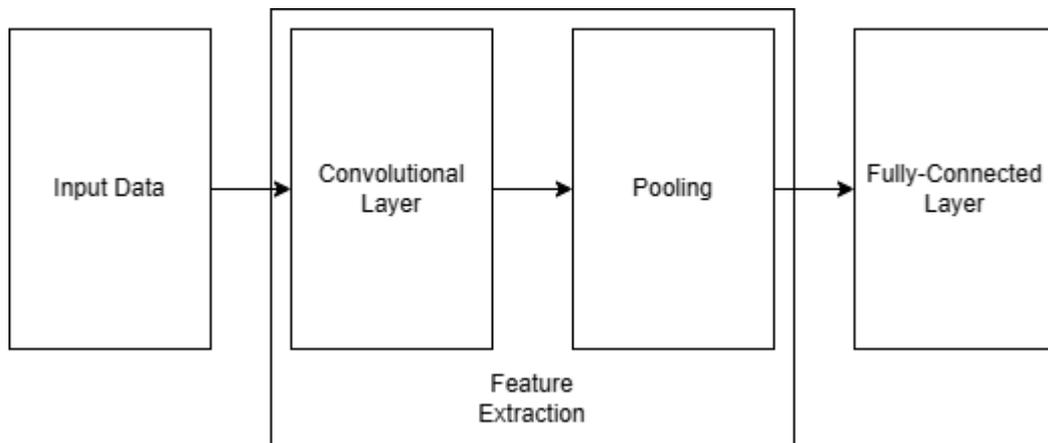
Deep learning merupakan salah satu teknik yang ada pada *machine learning* yang mengarah ke sebuah sistem komputer untuk melakukan pekerjaan layaknya manusia secara natural, bisa dibilang dikerjakan oleh kecerdasan buatan. Kegunaan dari *deep learning* adalah membuat kinerja dari data yang tidak

berstruktur menjadi lebih optimal pada sebuah aplikasi, dan dapat membuat sebuah teknik pendeteksi manipulasi menjadi lebih efektif.

Deep neural networks atau bisa disebut deep learning biasanya terdiri dari lebih satu lapisan yang tersembunyi, yang diatur dalam struktur jaringan dengan bentuk bersarang. Karakteristik ini memungkinkan jaringan saraf dalam untuk diumpankan dengan data input mentah dan secara otomatis menemukan representasi yang diperlukan untuk tugas pembelajaran yang sesuai [11].

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional neural network (CNN) merupakan bagian dari *deep learning* yang mengklasifikasi objek untuk citra dengan operasi konvolusi yang nantinya akan menghubungkan ke beberapa lapisan pemrosesan dengan memakai berbagai elemen yang berjalan secara beriringan dan terinspirasi oleh *neural network* [12]. *Convolutional layer* merupakan *layer* yang menggunakan *filters* untuk melakukan konvolusi ke dalam gambar input dan hasil dari *convolutional layer* adalah *feature map* [13]. CNN biasanya bekerja dengan terdiri dari 3 lapisan, yaitu pada lapisan pertama disebut *convolutional layer*, yaitu bagian terluar yang bertugas untuk mengidentifikasi hal-hal yang bersifat sederhana seputar citra maupun suara. Kemudian lapisan kedua disebut dengan *pooling layer* atau yang biasa dikenal dengan *down sampling* ini bertugas untuk menindaklanjuti identifikasi objek terhadap sebuah citra maupun audio tersebut. Terakhir yaitu lapisan *fully-connected (FC) layer* yang menjadi bagian paling dalam dan inti dari CNN yang mempunyai fungsi untuk mengidentifikasi warna, mengenali objek sehingga dapat menemukan objek yang sebenarnya yang dimaksud. Penggunaan CNN biasanya digunakan untuk penelitian berbasis deep learning yaitu mengenai citra, tetapi pada penelitian [14], penggunaan CNN digunakan untuk melakukan klasifikasi teks untuk aspek dari sentimen pada tinjauan aplikasi PeduliLindungi Untuk gambaran besarnya bisa dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Tahapan kerja CNN

CNN memiliki konsep dasar yang memanfaatkan seluruh struktur lapisan untuk mengambil *feature* penting dari *input* untuk memprediksi atau melakukan segmentasi berdasarkan *feature* penting tersebut. CNN bekerja dengan melakukan konvolusi gambar atau memecah input citra menjadi beberapa bagian kecil kemudian diproses dalam jaringan neural untuk dapat menghasilkan identifikasi dari representasi *feature*. Berikut adalah rumus yang digunakan dalam menghasilkan lembar konvolusi adalah [10]:

$$W_{out} = \frac{W-F+2P}{S} + 1 \quad (1)$$

Keterangan :

W: Ukuran input (lebar atau tinggi, tergantung pada sumbu mana filter diterapkan).

F: Ukuran filter (lebar atau tinggi filter).

P: *Zero-padding* - jumlah padding nol yang ditambahkan ke sekitar input.

S: *Stride* (langkah) - seberapa jauh filter bergerak setiap kali filter bergerak melintasi input.

Kemudian setelah terbuatnya lapisan konvolusi, representasi *feature* yang dihasilkan nantinya akan diproses menggunakan lapisan *max-pooling layer* untuk menyimpan informasi penting yang nantinya akan diteruskan ke lapisan terakhir

yaitu ke *fully-connected layer*. Rumus untuk lapisan *max-pooling* seperti berikut[10]:

$$W_{out} = \frac{W-F}{S} + 1 \quad (2)$$

Keterangan:

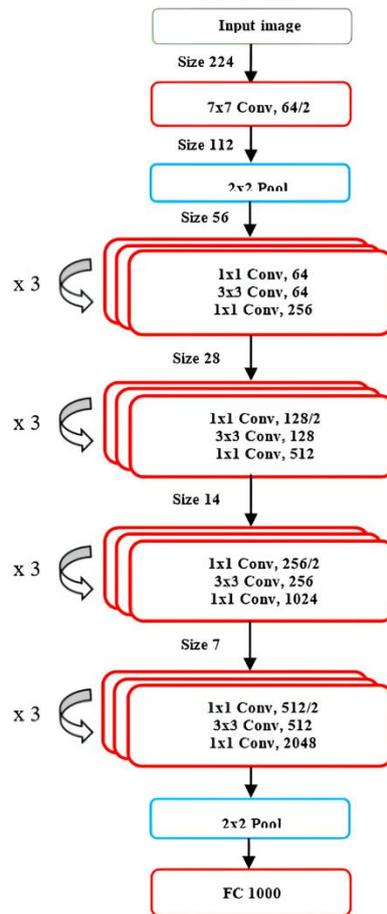
W: Ukuran input (lebar atau tinggi, tergantung pada sumbu mana filter diterapkan).

F: Ukuran filter (lebar atau tinggi filter).

S: *Stride* (langkah) - seberapa jauh filter bergerak setiap kali filter bergerak melintasi input.

2.5 ResNet50

ResNet50 merupakan arsitektur dari CNN yang menggunakan 50 *layer*, yang membuat penelusuran lebih dalam terhadap sebuah data jika dibandingkan dengan arsitektur CNN lainnya, seperti AlexNet dan VGG *series*. Kemudian ResNet50 merupakan arsitektur CNN yang memperkenalkan konsep *shortcut connection* yang memiliki keterkaitan dengan *vanishing gradient* yang terjadi ketika memperdalam struktur *network* [15]. Dengan adanya konsep *shortcut connection* yang ada pada arsitektur ini, dalam konsep ini fitur yang merupakan *input* dari *layer* sebelumnya juga dijadikan sebagai *input* terhadap *output* dari *layer* tersebut. Berikut merupakan arsitektur ResNet50 yang dapat dilihat pada gambar 2.7.



Gambar 2.7 Arsitektur ResNet50

2.6 Tools yang digunakan

Python menjadi bahas pemrograman untuk pembuatan sebuah model deteksi citra palsu pada penelitian ini dengan menggunakan jupyter lab sebagai salah satu fitur yang ada pada anaconda *environment*. Semua proses dan tahapan penelitian dilakukan menggunakan python dan jupyter lab, yakni dari melakukan *pre-processing* data citra hingga melakukan evaluasi pada model yang telah dibuat. Penggunaan python dan jupyter lab dimaksudkan untuk memanfaatkan library yang bisa dengan mudah untuk digunakan seperti NumPy, Pandas, Matplotlib, dan TensorFlow.

2.7 Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul	Jurnal	Kategori Jurnal	Metode	Dataset	Hasil Akurasi
1	Syed Sadaf Ali , Iyyakutti Iyappan Ganapathi , Ngoc-Son Vu , Syed Danish Ali , Neetesh Saxena , and Naoufel Werghi (2022)	Image Forgery Detection Using Deep Learning by Recompressing Images	Electronics (Switzerland)	Q2	Proposed Method (with normal image) CNN	CASIA 2.0	72,37%
2	Thiiban Muniappan, Nor Bakiah Abd Warif, Ahsiah Ismail, Noor Atikah Mat Abir (2023)	An Evaluation of Convolutional Neural Network (CNN) Model for Copy-Move and Splicing Forgery Detection	INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING	Q4	CNN	MICC-F2000, CASIA 1 and CASIA 2	MICC-F2000 = 76, CASIA 1 = 79, CASIA 2 = 89, MICC-F2000 + CASIA 1 = 70
3	Muhammad Hameed Siddiqi , Khurshed Asghar, Umar Draz , Amjad Ali , Madallah Alruwaili , Yousef Alhwaiti , Saad Alanazi , and M. M. Kamruzzaman (2021)	Image Splicing-Based Forgery Detection Using Discrete Wavelet Transform and Edge Weighted Local Binary Patterns	Security and Communication Networks	Q2	Proposed Method (DWT)	CASIA 1.0, CASIA 2.0, DVMM, Combined	CASIA 1.0 = 97.21, CASIA 2.0 = 98.59, DVMM = 98.88, Combined = 98.95