

## BAB 2

### DASAR TEORI

#### 2.1 KAJIAN PUSTAKA

Penelitian yang bertujuan untuk pengenalan suatu objek banyak dilakukan dan telah diterapkan di berbagai macam bidang di Indonesia. Penelitian yang telah ada sebelumnya menunjukkan seberapa dibutuhkannya penggunaan citra digital untuk memudahkan pengguna dalam memecahkan sebuah masalah. Beberapa penelitian terkait permasalahan tersebut sudah banyak dilakukan menggunakan teknik pengolahan citra atau gambar (*image recognition*). Penelitian ini menerapkan metode dari *Machine learning* dan *Deep learning* yang dianggap dapat menirukan cara kerja dasar dari otak manusia.

Seperti penelitian yang telah dilakukan oleh S Naresh Kumar *et al* (2020) dengan judul *A Novel Approach for Detection of Counterfeit Indian Currency Notes Using Deep Convolutional Neural Network*. Untuk mengidentifikasi mata uang *Rupee* palsu yang di implementasikan berupa aplikasi berbasis *web* dan ponsel yang dikembangkan untuk mengidentifikasi mata uang *Rupee* palsu. Parameter yang digunakan yaitu pecahan mata uang *Rupee* palsu dengan nominal Rs 200, Rs 500 dan Rs 2000 untuk mendapatkan akurasi yang tinggi. Dengan metode yang digunakan yaitu algoritma *deep neural network*, sistem dapat mendeteksi mata uang *Rupee* palsu dengan akurasi mencapai 96,6% dan *learning rate* 0,001 [12].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Kiran Kamble, Anuthi Bhansali, Pranali Satalgaonkar dan Shruti Alagundgi (2019) dengan judul *Counterfeit Currency Detection using Deep Convolutional Neural Network* diadaptasi dari penelitian S Naresh Kumar *et al* [12] yang menggunakan metode *deep neural network*. Namun penelitian ini mengembangkan aplikasi yang dapat mendeteksi uang kertas asli atau palsu dengan mata uang *Rupee*. Dataset diambil sendiri melalui kamera *smartphone* pintar yang digunakan untuk pengujian terhadap sistem yang dapat bekerja dalam mendeteksi uang *Rupee* asli atau palsu dengan akurasi yang tinggi. Parameter yang digunakan yaitu mata uang *Rupee* asli atau

palsu dengan nominal yaitu Rs 500 dan Rs 2000. Hasil dari penelitian ini sistem dapat mendeteksi mata uang *Rupee* asli atau palsu dengan akurasi sebesar 85,6% untuk data *testing*, 98,57% untuk data validasi dan 96,55% untuk data *training* [13].

Pada penelitian Ridha Nur Izah (2018), berjudul Klasifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Tahun Emisi 2017 Dengan Algoritma Convolutional Neural Network Menggunakan MXNET menggunakan metode *deep learning* dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi nominal uang. Proses yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi dengan tujuan untuk membangun sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan nominal uang kertas dengan algoritma *Convolutional Neural Network* menggunakan MXNet dan mendapatkan tingkat akurasi dari hasil klasifikasi nominal uang kertas tersebut. Parameter yang digunakan yaitu uang kertas rupiah tahun emisi 2016 dengan nominal pecahan uang sebesar Rp 1.000, Rp 2.000, Rp 5.000, Rp 10.000, Rp 20.000, Rp 50.000 dan Rp 100.000. Dimana masing-masing uang terbagi dua bagian yaitu sisi depan (gambar pahlawan nasional Indonesia) dan sisi belakang (tarian tradisional Indonesia). Sistem ini berhasil mendeteksi nominal pecahan uang kertas dengan akurasi terbaik sebesar 93,57%, pada arsitektur CNN menggunakan ukuran *kernel* 3x3 untuk konvolusi pertama, 2x2 untuk konvolusi kedua dan jumlah filter yang digunakan yaitu 20 *layer* serta jumlah iterasi (*epoch*) yaitu 50 [18].

Widdha Mellyssa (2019) juga melakukan penelitian terhadap pengenalan nominal uang kertas dengan judul Pengenalan Nominal Uang Kertas menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem yang dapat membaca nominal uang kertas menggunakan pengenalan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan nilai akurasi terbaik. Parameter yang digunakan adalah pecahan uang kertas rupiah dengan nominal Rp 20.000, Rp 50.000 dan Rp 100.000. Sistem ini berhasil mendeteksi nominal uang kertas dengan nilai akurasi sebesar 78,8% dan tingkat presisi mendeteksi nominal pada uang Rp 20.000 sebesar 96,67%, pada uang Rp 50.000 sebesar 73,3%, dan pada uang Rp 100.000 sebesar 66,67% [20].

Penelitian terhadap nominal uang rupiah juga dilakukan oleh Adri Priadana dan Aris Wahyu Murdiyant (2019) menggunakan metode SURF dan FLANN untuk Identifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Tahun Emisi 2016 pada Variasi Rotasi. Tujuan dari penelitian ini untuk menerapkan dan menganalisis tingkat akurasi identifikasi nominal uang kertas rupiah menggunakan metode SURF dan FLANN terhadap variasi rotasi. Penelitian ini menggunakan parameter uang kertas rupiah tahun emisi 2016 dengan parameter yang digunakan pecahan uang Rp 1.000,00, Rp 2.000,00, Rp 5.000,00, Rp 10.000,00, Rp 20.000,00, Rp 50.000,00 dan Rp 100.000,00. Fokus penelitian pada deteksi variasi rotasi dari nominal pecahan uang kertas yaitu  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  dan  $270^\circ$ . Dengan metode identifikasi *feature matching* dengan *Fast Library for Approximate Nearest Neighbors* (FLANN), sistem dapat mendeteksi nominal uang berdasarkan variasi rotasi dengan akurasi mencapai 100% [21].

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Ari Peryanto dengan judul “Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *K Fold Cross Validation*” [19]. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma CNN sebagai metode untuk pengklasifikasian citra menggunakan *library* keras dan *tensorflow* dengan bahasa pemrograman *python*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *sample* acak yang diperoleh dari *google image* dengan jumlah total 2100 citra, dimana 700 citra merupakan kategori bunga mawar, 700 citra bunga tulip dan 700 citra bunga matahari. Tingkat akurasi tertinggi yang didapatkan dari penelitian ini sebesar 80,36% dengan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 76,49%, serta akurasi sistem sebesar 72,02%. Akurasi terendah didapatkan sebesar 66,07%. Sistem yang telah dibuat dapat memprediksi dengan rata-rata prediksi tertinggi yaitu 60,31% dan nilai prediksi tertinggi yaitu sebesar 65,47% [22].

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Febian Fitra Maulana dengan judul Klasifikasi Citra Buah Menggunakan *Convolutional Neural Network* menggunakan arsitektur CNN dengan perpaduan 3 CNN dan 2 *Fully Connected layer*. Metode yang digunakan yaitu *deep learning* dengan proses utama pada penelitian yaitu pengumpulan data, perancangan sistem, *training* dan *testing*. Dataset berasal dari *dataset Fruit-360* dengan jumlah kelas yang digunakan yaitu

15 kelas dari 111 kelas. Proses *testing* pada penelitian ini menggunakan 345 citra yang terdiri dari 23 citra dari 15 kelas citra buah-buahan guna untuk menguji performa dari model CNN yang telah diperoleh dari proses *learning*. Hasil dari proses *learning* didapatkan akurasi sebesar 100% dan *loss* sebesar 0,012. Pada proses pengujian model CNN yang menggunakan 45 sampel citra buah didapatkan akurasi sebesar 97,97% [23].

Berdasarkan penelitian yang telah dipaparkan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa CNN dapat mengklasifikasikan gambar dengan baik yang ditunjukkan pada hasil akurasi yang tinggi. Dalam sistem klasifikasi citra nominal uang kertas rupiah dapat menggunakan beberapa metode seperti FLANN, SURF, Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*, *deep neural network* dan CNN. Namun, penelitian ini menerapkan metode *deep learning* menggunakan algoritma CNN dengan dataset berupa uang kertas rupiah dalam kondisi rusak, dikarenakan dalam penelitian sebelumnya belum ada yang menggunakan uang rusak sebagai parameter pengujian, sehingga penelitian ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem dapat mengenali nominal dari uang rusak tersebut dengan akurasi tinggi.

## **2.2 DASAR TEORI**

Pada dasar teori berisi tentang beberapa hal teori dasar yang mendukung penelitian ini, diantaranya :

### **2.2.1 Uang Rupiah**

Uang merupakan segala sesuatu yang digunakan sebagai alat tukar dalam proses transaksi atau pembayaran barang dan jasa. Rupiah merupakan mata uang yang dikeluarkan oleh Negara Kesatuan Republik Indonesia, pada keputusan UU No. 23 tahun 1999 [24] membahas mengenai melindungi penggunaan Rupiah. Bank Indonesia merupakan satu-satunya lembaga yang memiliki wewenang untuk melakukan pengeluaran, pengedaran dan atau pencabutan rupiah [25]. Ada dua jenis uang rupiah yaitu uang kertas dan uang logam, dimana setiap uang memiliki gambar dan pola tertentu serta nilai nominalnya ditentukan secara sewenang-wenang oleh negara melalui keputusan politik. Uang kertas yang tersebar di seluruh masyarakat Indonesia yaitu pecahan uang dengan nominal Rp 1.000, Rp 2.000, Rp 5.000, Rp 10.000, Rp 20.000, Rp 50.000 dan Rp 100.000. Sedangkan

pada uang logam rupiah yang tersebar di seluruh masyarakat Indonesia yaitu pecahan uang dengan nominal Rp 100, Rp 200, Rp 500 dan Rp 1000. Setiap uang memiliki dua sisi yaitu gambar pahlawan nasional Indonesia di bagian depan dan gambar semacam Tarian tradisional Indonesia pada bagian belakang [26]. Berikut adalah gambar uang rupiah yang beredar di masyarakat Indonesia.



Gambar 2.1 Citra uang kertas rupiah 2016 [26]

Dalam penelitian ini menggunakan uang kertas rupiah tahun emisi 2016 dengan pecahan Rp 2000, Rp 5000 dan Rp 10.000, dengan sisi depan terdapat gambar pahlawan nasional Indonesia serta sisi belakang terdapat tarian tradisional Indonesia yang digunakan sebagai parameter pengujian. Pada gambar 2.1 menunjukkan pecahan uang dengan variasi nominal yang berbeda-beda dan masih dalam kondisi sempurna atau layak edar. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan uang dengan kondisi uang yang sudah rusak, lusuh, bernoda atau tidak layak edar, sehingga uang tersebut harus ditukarkan agar masyarakat mendapatkan uang layak edar dengan kondisi yang sangat baik. Pemilik uang dapat langsung datang ke Bank Indonesia untuk melakukan penukaran uang, yang terlebih dahulu uang tersebut akan di uji kelayakkan seperti, apakah uang tersebut memenuhi syarat untuk mendapatkan uang yang layak edar atau akan dilakukan penarikan pada uang yang telah ditukarkan yang artinya pemilik uang tidak mendapatkan pengembalian uang sejumlah yang telah ditukarkan. Hal tersebut

bergantung pada beberapa faktor seperti, keaslian uang, kondisi dan kualitas dari uang yang ditukarkan, baik pada uang kertas maupun uang logam.

### **2.2.2 Bank Indonesia**

Pada tanggal 17 Mei 1999 terdapat undang-undang baru yaitu Undang-Undang No 23/1999 yang telah diamandemen oleh hukum Republik Indonesia 6/2009 [24] mengenai Bank Indonesia. Dimana, Bank Indonesia merupakan bank sentral independen yang menjalankan tugas dan wewenangnya. Undang-undang tersebut menetapkan status dan posisi sebagai lembaga negara yang independen dalam melaksanakan tugas dan kekuasaannya. Tugas dan wewenang tersebut tanpa campur tangan dari pemerintah dan/atau pihak lain, kecuali untuk hal-hal yang secara tegas diatur dalam undang-undang ini. Bank Indonesia memiliki otonomi kebijakan penuh dan melaksanakan setiap tugas serta wewenang yang telah ditentukan oleh undang-undang. Pihak luar dilarang untuk mengganggu pelaksanaan tugas Bank Indonesia dan Bank Indonesia juga wajib untuk menolak atau mengabaikan segala bentuk campur tangan dari pihak manapun [26].

Bank Indonesia merupakan satu-satunya lembaga yang memiliki wewenang untuk mengeluarkan dan mengedarkan uang Rupiah serta mencabut, menarik dan memusnahkan uang dari peredaran masyarakat [25]. Mengingat pentingnya peran Bank Indonesia dalam mengeluarkan dan mengedarkan uang, Bank Indonesia selalu berusaha untuk memenuhi kebutuhan masyarakat akan uang kartal seperti jumlah uang yang cukup, pecahan nominal yang tepat dan cukup, ketepatan waktu serta uang dalam kondisi yang layak edar (*clean money policy*). Untuk hal mewujudkan kebijakan mengenai *clean money policy* tersebut, pengelolaan peredaran uang dilakukan oleh Bank Indonesia meliputi pengeluaran uang, pengedaran uang, pencabutan dan penarikan uang hingga pemusnahan uang. Sebelum melakukan pengeluaran uang Rupiah, terlebih dahulu dilakukan perencanaan agar uang jumlah uang yang dikeluarkan memiliki kualitas baik guna menjaga kepercayaan masyarakat. Uang yang tak layak edar akan dicabut atau ditarik dari peredaran masyarakat dengan cara menukarnya ke pihak Bank Indonesia atau pihak lain yang telah ditunjuk oleh Bank Indonesia. Sementara itu,

untuk menjaga kualitas uang Rupiah dalam kondisi yang layak edar di masyarakat, Bank Indonesia telah melakukan kegiatan pemusnahan uang untuk mencegah penyalahgunaan uang, seperti pemalsuan uang. Terdapat dua kriteria uang yaitu uang layak edar dan uang yang tak layak edar dimasyarakat dengan masing-masing kriteria mencakup kedua jenis uang rupiah yaitu uang kertas dan uang logam.

### **2.2.3 Uang Layak Edar**

Berdasarkan peredaran uang dimasyarakat terbagi jenis yaitu uang yang sesuai dengan standar kualitas yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia. Sedangkan untuk uang tak layak edar akan dijelaskan berikutnya. Persyaratan dari standar kualitas uang, guna sebagai tolak ukur agar masyarakat dapat menentukan apakah uang tersebut masih layak edar atau tidak layak edar, sebagai berikut [1].

#### **1. Uang Kertas Rupiah**

Uang kertas Rupiah yang layak edar yaitu uang yang memenuhi kriteria layak edar seperti yang dijelaskan dalam di bawah ini:

- a) Uang Rupiah asli bukan uang Rupiah palsu atau yang diduga palsu atau sengaja dipalsukan oleh beberapa oknum yang tidak bertanggung jawab.
- b) Emisi uang yang masih berlaku dalam kurun waktu 10 tahun kedepan dan dapat dilihat pada bagian uang yang bercetakkan tahun emisi, guna sebagai alat pembayaran yang sah dan belum dinyatakan dicabut dan ditarik dari peredaran.
- c) Peredaran uang tersebut tidak mengalami kerusakan pada bagian uang seperti, berlubang, robek, selotip, terbakar, dan hilang sebagian serta untuk ukurannya tidak melebihi batas toleransi yang telah ditetapkan Bank Indonesia [27].

Jika uang tidak memenuhi salah satu kriteria dan standar yang telah ditentukan oleh Bank Indonesia, maka uang tersebut dapat dikategorikan dalam Uang Tidak Layak Edar [1] Dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 2.2 Kriteria Kualitas Uang Layak Edar pada Uang Kertas [1]

No	Kriteria	Standar Kualitas
1.	Lubang	Max 10 mm <sup>2</sup> .
2.	Sobek	Max 8 mm.
3.	Sebagian hilang	Max 50 mm <sup>2</sup> .
4.	Selotip	Max 225 mm <sup>2</sup> .
5.	Perubahan ukuran uang	Max 8%.
6.	Unsur pengamanan hilang	Tidak ada unsur pengamanan yang hilang.
7.	Noda dan coretan	Tidak ada noda, coretan dan stempel.
8.	Lusuh	Perubahan warna atau perubahan yang disebabkan oleh jamur, minyak, bahan kimia dan coret-coretan
9.	Uang disambung	Tidak terdapat bagian uang yang disambung menjadi satu menggunakan perekat atau lem.

## 2. Uang Logam Rupiah

Sama halnya dengan uang kertas, pada uang logam juga memiliki kriteria uang yang layak edar, uang logam dapat dikatakan layak edar apabila memenuhi kriteria sebagai berikut :

- a) Uang logam asli ditunjukkan dengan tidak berubah warna seperti disebabkan oleh zat kimia, terbakar, kotor dan korosi.
- b) Pada permukaan uang tidak terdapat lubang, bagian yang hilang, terpotong dan bengkok/lekuk.
- c) Permukaan uang memiliki bentuk standar.

Jika uang tidak memenuhi salah satu kriteria dan standar yang telah ditentukan oleh Bank Indonesia, maka uang tersebut dapat dikategorikan dalam Uang Tidak Layak Edar [27] ditunjukkan pada tabel dibawah ini :



Tabel 2.3 Kriteria Uang Layak Edar pada Uang Logam [1]

No.	Kriteria
1.	Tidak berubah warna
2.	Tidak berlubang
3.	Tidak hilang sebagian
4.	Tidak kepotong
5.	Tidak bengkok/lekur

#### 2.2.4 Uang Tidak Layak Edar

Berdasarkan pembahasan diatas mengenai jenis uang, adapun jenis uang yang tak layak edar. Artinya uang tersebut asli tetapi, tidak memenuhi persyaratan untuk diedarkan sesuai dengan standar kualitas yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia, diantaranya uang lusuh, uang cacat, uang rusak dan uang yang telah dicabut atau ditarik dari peredaran. Berikut pengertian dari Uang Tidak Layak Edar sebagai berikut :

- a) Uang Lusuh yaitu uang yang ukuran fisiknya tidak berubah dari ukuran aslinya tetapi kondisi dari uang tersebut telah berubah yang disebabkan oleh jamur, minyak, bahan kimia dan coret-coretan.
- b) Uang cacat adalah uang hasil cetak yang spesifikasi teknisnya tidak sesuai dengan yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia atau kode nomor seri yang tertera pada sisi bagian kanan dan kiri uang berbeda.
- c) Uang Rusak yaitu uang yang ukuran atau fisiknya telah berubah dari ukuran aslinya yang disebabkan oleh terbakar, berlubang, hilang sebagian, robek, atau uang yang mengerut.
- d) Uang yang dicabut dan ditarik dari peredaran dikarenakan satu dan lain halnya [1].

Berdasarkan keterangan diatas, adapun ketentuan yang harus diperhatikan ketika ingin menukarkan uang pada pihak Bank Indonesia atau layanan kas keliling diantaranya ditunjukkan pada tabel berikut ini :

Tabel 2.4 Ketentuan Penukaran Uang Tidak Layak Edar [1]

No.	Jenis uang tak layak edar	keterangan
1.	Uang Lusuh	Selama keaslian nya masih bisa dikenali, maka pihak Bank Indonesia akan memberikan penggantian sebesar nilai nominal uang, uang ditukarkan kepada pemiliki uang yang menukarkan.
2.	Uang Cacat	Uang hasil cetak yang spesifikasi teknisnya tidak sesuai dengan yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia maka akan ditukarkan oleh pihak Bank Indonesia dengan uang yang layak edar kepada pemiliki uang tersebut.
3.	Uang yang dicabut dan ditarik dari peredaran	Uang hasil cetak yang spesifikasi teknisnya tidak sesuai dengan yang telah ditetapkan oleh Bank Indonesia maka akan ditukarkan dengan yang layak edar, namun uang yang di cabut atau ditarik masih dalam rentang waktu 10 tahun sejak tanggal pencabutan.
4.	Uang Rusak	Uang yang ukuran atau fisiknya telah berubah dari ukuran aslinya yang disebabkan oleh terbakar, berlubang, hilang sebagian, robek atau uang yang mengerut.

### 2.2.5 Citra Digital

Citra merupakan imitasi dari suatu objek yang berbentuk dua dimensi. Dimana, citra sebenarnya adalah cahaya yang direfleksi dari suatu objek. Citra dibedakan menjadi dua jenis, citra analog (kontinu) dan digital (diskrit). Citra tersusun dari sekumpulan piksel yang memiliki koordinat (x,y) dan amplitudo  $f(x,y)$ . Koordinat (x,y) adalah posisi piksel dalam suatu citra, sedangkan amplitudo  $f(x,y)$  merupakan nilai intensitas warna dari citra [28]. Citra digital merupakan digitalisasi dari citra analog melalui proses *sampling* dan kuantisasi. Sementara pada penelitian ini, citra uang rupiah rusak yang diambil merupakan

sebuah citra digital karena perangkat yang digunakan menghasilkan gambar dalam bentuk digital yang ditunjukkan seperti persamaan dibawah ini:

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (2.1)$$

Dimana :

- F merupakan intensitas cahaya pada koordinat sumbu x dan y.
- (x,y) merupakan perpotongan garis antara sumbu x dan sumbu y.

### 2.2.6 Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan suatu proses dalam pengolahan gambar untuk memodifikasi gambar dengan membuat versi yang tanpa merubah gambar aslinya. Tujuan augmentasi data untuk memberikan informasi lebih banyak terkait model ke berbagai data *training* yang lebih luas [29]. Proses augmentasi data juga dapat membantu dalam mengurangi *overfitting*, karena dalam proses ini memungkinkan generalisasi data meningkat [30]. Beberapa macam proses augmentasi data gambar yang umum digunakan sebagai berikut:

1. *Rotate* berfungsi untuk memutar gambar dengan acak sesuai rotasi yang diinginkan.
2. *Flipping* berfungsi untuk membalikan gambar dengan arah horizontal.
3. *Crop* berfungsi untuk memangkas bagian dari gambar asli dan mengubah ukuran gambar yang dipangkas ke resolusi tertentu jika diperlukan.
4. *Zoom* berfungsi untuk memperbesar ukuran gambar sesuai yang dibutuhkan.
5. *Resize* berfungsi sebagai memberikan perubahan pada ukuran gambar sesuai yang dibutuhkan pada tiap penelitian [31].

Ketika proses augmentasi data telah dilakukan, maka selanjutnya akan dilakukan pembagian dataset menjadi tiga bagian yaitu *training data*, *validation data* dan *testing data*. Masing-masing dataset tersebut dibagi sesuai dengan rasio 80% untuk jumlah data *train*, 10% data validasi dan 10% untuk data *testing*. Pembagian tersebut dilakukan supaya tidak terjadi *overlap* dan merusak proses *training* model, dengan membuat ukuran *training* lebih besar. Untuk pembagian data dapat dilakukan juga dengan rasio 70% *training*, 20% validasi, dan 10% *testing*, sesuai dengan kebutuhan dari penelitian yang akan dilakukan [32].

### 2.2.7 *Deep learning*

*Deep learning* merupakan bagian inti dari *machine learning* yang berperan dalam mempelajari data yang tersedia melalui algoritma yang ada. Metode ini secara signifikan telah berkembang dalam pengenalan suara, pengenalan gambar, deteksi objek, *natural language processing* dan lainnya. Dalam *deep learning*, sebuah komputer dapat belajar mengklasifikasikan gambar, suara, teks atau video. Sebuah komputer dilatih dengan menggunakan dataset yang telah diberi label dengan jumlah yang sangat besar dan nilai piksel dari suatu citra dapat diubah menjadi suatu representasi internal atau *feature vector* guna mendeteksi pola pada masukan *input*.

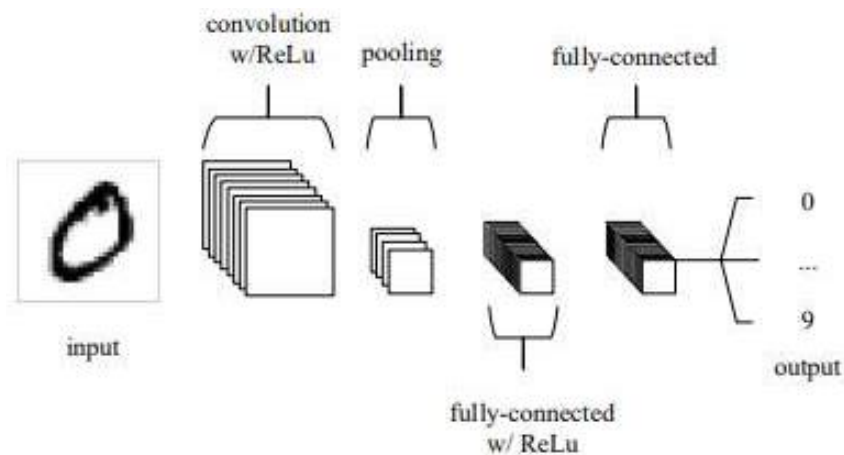
Metode ini memungkinkan untuk melakukan implementasi pada data yang besar [32] dan proses pembelajaran dari *deep learning* ini menggunakan beberapa tingkat representasi dalam bentuk arsitektur jaringan syaraf yang memiliki beberapa *layer*. *Layer* tersebut terbagi menjadi tiga bagian diantaranya *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Dimana, pada *hidden layer* dapat ditambahkan banyak lapisan agar sistem dapat menemukan komposisi algoritma yang tepat, sehingga dapat meminimalisir nilai *error* pada *output*. Banyaknya lapisan yang digunakan akan mempengaruhi besar kecilnya nilai *error* begitupun dengan nilai akurasi yang didapatkan, sehingga semakin banyak *layer* maka semakin kecil nilai *error* yang dihasilkan dan semakin bagus nilai akurasi yang didapatkan pada model. Namun, menggunakan *layer* yang lebih dari satu membuat proses pengolahan semakin lambat. Hal ini dipengaruhi oleh spesifikasi laptop yang digunakan dalam proses pengolahan data.

Menurut Goodfellow, *deep learning* ialah pendekatan penyelesaian masalah yang terdapat pada sistem pembelajaran komputer dengan konsep hierarki dimana komputer dapat mempelajari konsep yang lebih kompleks dari gabungan konsep yang lebih sederhana [33]. Dalam *deep learning* terbagi tiga metode yaitu metode *Long-Short Term Memory (LSTM)*, *Convolutional Neural Networks (CNN)* dan *Recurrent Neural Networks (RNN)*. Penelitian ini menggunakan metode CNN dalam melakukan klasifikasi gambar atau citra uang kertas rupiah dalam kondisi rusak.

### 2.2.8 Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network* (CNN) atau biasa disebut lapisan jaringan konvolusi merupakan algoritma yang didesain untuk mengolah data dua dimensi (2D), sehingga mampu menyelesaikan pengolahan *citra* gambar yang sulit menggunakan arsitektur yang sederhana. *Convolutional Neural Network* (CNN) termasuk dalam jenis *Deep Neural Network* karena memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak digunakan dalam pengolahan data pada gambar (citra) [34]. Tujuan digunakan CNN adalah untuk melakukan klasifikasi data yang berlabel menggunakan metode *supervised learning*, dimana cara kerjanya terdapat *training data* dan variabel yang akan diujikan dengan tujuan untuk mengelompokkan suatu data ke data yang sudah ada. CNN akan belajar langsung dari data citra, sehingga dapat menghilangkan ekstraksi ciri dengan cara manual.

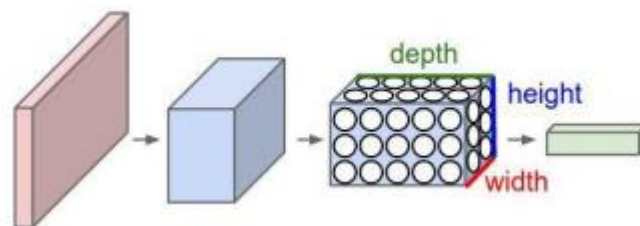
CNN juga merupakan jaringan yang dikhususkan untuk memproses data yang memiliki struktur kotak, seperti data dua dimensi. Hal ini membuat parameter bobot dan operasi linier pada jaringan ini berbeda. Parameter bobot pada CNN merupakan kumpulan *kernel* konvolusi, sedangkan operasi linier yang digunakan adalah operasi konvolusi. Seperti yang disebutkan sebelumnya, CNN digunakan pada data dengan struktur dua dimensi seperti citra dan suara [32].



Gambar 2.2 Arsitektur CNN[34]

Pada arsitektur CNN dibangun dari beberapa blok bangunan dengan jumlah *layer* yang berbeda. *Layer* tersebut digunakan untuk mendapatkan kedalaman suatu jaringan sesuai dengan arsitektur CNN yang akan dibangun. lapisan pertama dari arsitektur CNN adalah konvolusi, dimana pada lapisan ini dilakukan menggunakan sebuah *kernel* berukuran tertentu. Jumlah *kernel* yang

digunakan ketika melakukan perhitungan bergantung pada jumlah fitur yang dihasilkan. Jenis lapisan selanjutnya yaitu *pooling layer* yang digunakan untuk mengambil suatu nilai maksimum (*max pooling*) atau nilai rata-rata (*average pooling*) dari bagian lapisan piksel pada citra. Dalam *pooling layer* terdapat fungsi aktivasi seperti *ReLU*, *softmax*, *Sigmoid* dan lainnya yang berguna dalam mengendalikan *overfitting* pada model. Proses ini dilakukan secara berulang hingga didapatkan *feature maps* yang cukup untuk dilanjutnya menuju *fully connected neural network* untuk menghasilkan *output class* [34].



Gambar 2.3 struktur dari CNN pada citra gambar [23]

Pada gambar 2.3 struktur CNN terdapat lapisan *input*, dimana setiap lapisan *input* memiliki susunan neuron 3 dimensi yaitu lebar, tinggi dan kedalaman. Dimana lebar dan tinggi merupakan ukuran dari lapisan sedangkan kedalaman merupakan jumlah dari tiap lapisan. Setiap nilai besaran didapatkan dari hasil fitrasi pada *layer* sebelumnya dan banyaknya filter yang digunakan. Model jaringan ini sudah terbukti efektif dalam menyelesaikan masalah pada klasifikasi citra. Pengolahan citra diterapkan pada setiap *training data* pada tingkat resolusi yang berbeda dan *output* dari tiap gambar akan diolah dan digunakan sebagai *input* untuk lapisan berikutnya [35].

### 2.2.8.1 Convolutional Layer

*Convolutional layer* adalah lapisan yang melakukan operasi konvolusi pada hasil *output* dari lapisan sebelumnya. Pada pengolahan citra, konvolusi merupakan teknik untuk menghaluskan suatu citra atau memperjelas citra dengan menggantikan nilai piksel dengan sejumlah nilai piksel yang baru melalui ekstrak fitur dari gambar yang disisipkan. Namun, dengan konvolusi sebuah ukuran dari citra tidak berubah. Setiap pergeseran konvolusi akan dilakukan operasi titik (*dot product*) pada *input* dan nilai filter, sehingga akan menghasilkan sebuah *output*

berupa *activation map* atau *feature map* dari *input* citra [36]. Operasi konvolusi dapat dituliskan sebagai berikut :

$$S(t) = (x * t)(t) = \sum_{\alpha}^{\infty} = -\infty x(\alpha) * W(t - \alpha) \quad (2.2)$$

Dimana :

S(t) = Fungsi hasil operasi.

X = Nilai *input*.

W = *Kernel* (bobot).

Untuk *input citra* dua dimensi, (t) direpresentasikan dengan piksel, sehingga dapat diganti dengan i dan j. Maka untuk operasi konvolusi dengan *input* lebih dari satu ditunjukkan sebagai berikut :

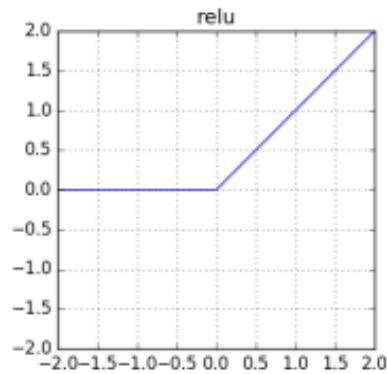
$$S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_{\infty}^{\infty} \sum_{\infty}^{\infty} I(i - m, j - n)K(m, n) \quad (2.3)$$

$$S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_{\infty}^{\infty} \sum_{\infty}^{\infty} I(i + m, j + n)K(m, n) \quad (2.4)$$

Operasi diatas menunjukkan dengan operasi konvolusi yang bersifat kumulatif Dimana K merupakan *kernel* dan I merupakan *input* dan *kernel* yang dapat dibalik terhadap *input* [36]. Dalam jaringan saraf tiruan, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan keluaran suatu neuron, pada penelitian ini menggunakan beberapa fungsi aktivasi yang digunakan sebagai *layer* pada model diantaranya :

### 1. Fungsi Aktivasi ReLU

Fungsi aktivasi adalah fungsi non-linier yang memungkinkan sebuah jaringan dapat menyelesaikan permasalahan non trivila dengan mengambil nilai dan meakukan operasi perhitungan pada nilai tersebut [3]. *Rectified Linear Unit* (ReLU) merupakan salah satu fungsi dari beberapa jenis fungsi aktivasi yang memiliki perhitungan yang sederhana. Dimana, ReLU akan melakukan *threshold* dari nilai 0 sampai tak hingga dan fungsi ini akan menerjemahkan nilai masukan negatif menjadi 0 serta masukan positif akan bernilai dirinya sendiri. Kelebihan dari ReLU yaitu dapat mempercepat proses konfigurasi yang dilakukan dibandingkan dengan fungsi aktivasi lain (*sigmoid* dan *tanh*) [32]. Berikut grafik fungsi aktivasi ReLU :



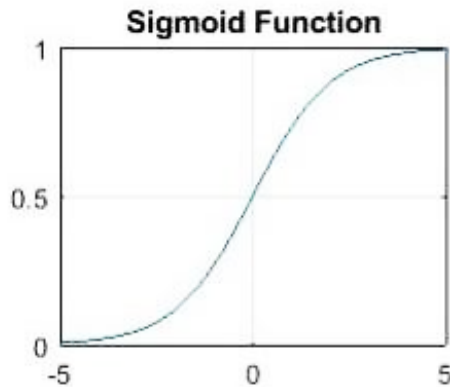
Gambar 2.4 Grafik Fungsi Aktivasi ReLu [32]

Operasi komputasi yang dihasilkan dari grafik diatas adalah sebagai berikut :

$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} x_i, & \text{if } x_i \geq 0 \\ 0, & \text{if } x_i < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

## 2. Fungsi Aktivasi Sigmoid

Fungsi Aktivasi *Sigmoid* merupakan fungsi non linier yang sering digunakan pada algoritma *feedforward neural networks*. Fungsi ini mendefinisikan nilai *input* yang sebenarnya. Fungsi ini biasanya terletak pada *output layer* dari arsitektur *deep learning* yang digunakan untuk memprediksi probabilitas berdasarkan *output* [37]. Berikut grafik fungsi aktivasi *sigmoid* :



Gambar 2.5 Grafik Fungsi Aktivasi Sigmoid [37]

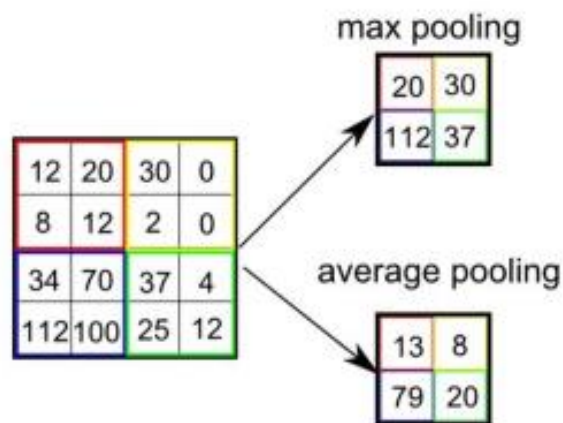
Dari grafik diatas, dapat diketahui bahwa persamaan fungsi aktivasi *sigmoid* dapat dituliskan sebagai berikut :

$$f(x) = \frac{1}{(1 + \exp^{-x})} \quad (2.6)$$



### 2.2.8.2 Pooling Layer

*Pooling layer* bertujuan untuk mengurangi representasi dimensi yang dilakukan secara bertahap pada tiap *activation map*, seperti ukuran volume *output*, mengurangi jumlah parameter dari tensor *input* yang dapat membantu mengurangi *overfitting*. Serta dapat mengurangi kompleksitas komputasi model menjadi lebih efisien. *Overfitting* merupakan suatu kondisi dimana tingkat akurasi saat proses *training data* lebih besar daripada saat proses *testing*. Pada *pooling layer* citra *input* dibagi menjadi suatu kumpulan persegi yang tidak saling tumpang tindih. *Pooling layer* terbagi dua bagian yaitu *max-pooling* dan *average pooling*, dimana *max pooling* akan meringkas data masukan atau *feature map* dengan mengambil nilai maksimum sedangkan *average pooling* akan menghitung nilai rata-rata dari setiap *feature map* pada tiap kali penggeseran *window pooling* [38].



Gambar 2.6 Pooling Layer[23]

### 2.2.8.3 Fully Connected Layer

Pada *Fully connected layer* terdapat neuron dimana setiap *node* dalam lapisan ini langsung terhubung ke setiap *node* baik di lapisan sebelumnya maupun lapisan setelahnya. *Fully Connected layer* merupakan *layer* dimana *layer dense* bekerja. *Dense* pada *layer* ini digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap kelas *output* yang telah ditentukan. *layer* ini merupakan *layer* yang biasa digunakan dalam penerapan MLP untuk melakukan transformasi data, sehingga data tersebut dapat diklasifikasi secara linear. *Fully connected layer* ini memiliki perbedaan dengan *layer* konvolusi biasa, dimana *layer* konvolusi biasa memiliki

neuron yang hanya terhubung ke daerah tertentu pada *input* sedangkan pada *fully connected layer* memiliki neuron yang terhubung secara keseluruhan [38].

### **2.2.9 Bahasa Pemrograman Python**

*Python* merupakan bahasa pemrograman yang dapat mengeksekusi jumlah multi guna sejumlah instruksi multi guna secara langsung (interpretif) dengan metode *object oriented programming* dan juga menggunakan *semantic* dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan *syntax*. Bahasa pemrograman ini merupakan salah satu bahasa yang banyak digunakan pada penerapan *deep learning*, salah satu contoh pada penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *python* yang dijalankan melalui *jupyter notebook* dari *google chrome*, guna membantu peneliti untuk membuat sistem untuk mendeteksi nominal uang kertas rupiah dalam kondisi rusak. Terdapat beberapa *library* yang digunakan pada penelitian ini diantaranya sebagai berikut :

#### **2.2.9.1 Tensorflow**

*Tensorflow* merupakan sebuah *platform open source* guna membantu pengguna dalam mengembangkan dan melatih model *machine learning*. *Tensorflow* dikembangkan oleh perusahaan Google, dimana *tensorflow* dapat melakukan hal seperti *voice recognition*, *image processing*, *video recognition* dan lainnya. Menurut Royani *tensorflow* adalah *library* antarmuka yang digunakan untuk mengekspresikan algoritma *Machine learning*, mengeksekusi perintah menggunakan informasi yang dimiliki dari target atau objek yang dikenali dan berfungsi untuk membedakan antara objek satu dengan objek lainnya [39].

#### **2.2.9.2 Keras**

Keras merupakan *library* jaringan saraf tiruan tingkat tinggi yang ditulis dalam bahasa *Python* dan berjalan diatas *library tensorflow*. *Library* ini dapat menyederhanakan implementasi dari algoritma *Deep learning* yang terdapat pada *tensorflow* dengan fitur yang digunakan mempermudah pengembangan lebih dalam tentang *Deep learning* [40]. Menurut Christopher dkk, Keras merupakan sebuah *high-level neural network API* yang ditulis dalam bahasa pemrograman *python* yang mempunyai kemampuan untuk berjalan diatas *library* CTNK,

*Theano*, dan *Tensorflow*. Keras ditunjukkan untuk menjadikan penelitian menjadi lebih cepat, *user friendly* dan dapat memberikan solusi *machine learning* dengan iterasi tinggi [41].

### 2.2.9.3 Numpy

*Numpy* merupakan sebuah *library* yang terdapat pada *Python* yang digunakan untuk pengolahan data pada *array* dan matriks multidimensi yang memiliki dimensi besar. Seperti pada operasi aljabar linier yaitu operasi *vector* dan matriks.

### 2.2.10 Confusion Matrix

*Confusion matrix* atau *error matix* digunakan untuk memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh model dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Sehingga, semakin rendah jumlah kesalahan klasifikasi pada model, maka semakin baik kinerja dari sistem. *confusion matrix* berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada data uji. berikut merupakan *confusion matrix* dengan 4 istilah pada nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda [42].

		Actual Values	
		1 (Postive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	<p><b>TP</b> (True Positive)</p>	<p><b>FP</b> (False Positive) <i>Type I Error</i></p>
	0 (Negative)	<p><b>FN</b> (False Negative) <i>Type II Error</i></p>	<p><b>TN</b> (True Negative)</p>

Gambar 2.7 *Confusion Matrix*

Dalam *confusion matrix* terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi yaitu:

- TP (*True Positive*) merupakan jumlah data citra dengan nilai nominal sebenarnya positif (benar) dan nilai prediksi positif (benar).
- FP (*False Positive*) merupakan jumlah data citra dengan nilai nominal sebenarnya negatif (salah) dan nilai prediksi positif (benar).

- c) FN (*False Negative*) merupakan jumlah data citra dengan nilai nominal sebenarnya positif (benar) dan nilai prediksi negatif (salah).
- d) TN (*True Negative*) merupakan jumlah data citra dengan nilai nominal sebenarnya negatif (salah) dan nilai prediksi negatif (salah).

Terdapat perhitungan secara manual dalam pengolahan akurasi yang ditunjukkan pada rumus dibawah ini [42] :

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100\% \quad (2.7)$$

Akurasi merupakan jumlah prediksi yang benar dari keseluruhan nilai prediksi yang diuji, sehingga dalam penelitian ini akurasi menunjukkan tingkat ketepatan dari sistem untuk mampu mengklasifikasikan kondisi berlabel benar terklasifikasi kedalam kondisi benar dan kondisi berlabel salah terklasifikasi kedalam kondisi salah dari keseluruhan data yang diuji.