

## **BAB 2**

### **TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

##### **2.1.1 Tanda Tangan**

Tanda tangan atau dalam bahasa Inggris yaitu *signature*, yang berasal dari bahasa Latin *signare* yang berarti “tanda” atau paraf adalah tulisan tangan, yang diberikan gaya tulisan tertentu dari nama seseorang atau tanda identifikasi lainnya yang ditulis pada dokumen sebagai sebuah bukti dari identitas dan kemauan[9]. Tanda tangan juga berlaku sebagai segel. Sejak berabad – abad lamanya, tanda tangan digunakan untuk membuktikan otentikasi pada dokumen kertas, misalnya : surat, piagam, ijazah, buku, karya seni dan sebagainya[10].

Pengertian tanda tangan elektronik berdasarkan pada Pasal 1 ayat (12) Undang-Undang Nomor 19 Tahun 2016 tentang Informasi dan Transaksi Elektronik adalah sebagai berikut : “Tanda tangan yang terdiri atas informasi elektronik yang dilekatkan, terasosiasi atau terkait dengan informasi elektronik lainnya yang digunakan sebagai alat verifikasi dan autentikasi”. Penanda tangan adalah subjek hukum yang terasosiasi atau terkait dengan tanda tangan elektronik. Definisi tersebut mencakup suatu anggapan, bahwa pada pernyataan yang dibuat secara tertulis harus dibubuhkan tanda tangan dari yang bersangkutan. Digital signature adalah sebuah pengaman pada data digital yang dibuat dengan kunci tanda tangan pribadi (*private signature key*), yang penggunaannya tergantung pada kunci publik yang menjadi pasangannya. Menurut Julius Indra Dwiparyo, tanda tangan elektronik adalah sebuah identitas elektronik yang berfungsi sebagai tanda persetujuan terhadap kewajiban – kewajiban yang melekat pada sebuah akta elektronik. Tanda tangan mempunyai karakteristik sebagai berikut :

1. Tanda tangan adalah bukti yang otentik.
2. Tanda tangan tidak dapat dilupakan.
3. Tanda tangan tidak dapat dipindah untuk digunakan ulang.

4. Dokumen yang telah ditandatangani adalah valid dan tidak dapat diubah.

5. Tanda tangan tidak dapat disangkal (Schaneier, 1996, 34-35).

Penelitian pertama yang dilakukan bertujuan untuk mengenali dan menentukan tanda tangan dari seseorang. Pada tahap pengenalan tanda tangan Dian Kurnia Widya Buana menggunakan metode Jaringan Saraf tiruan Perambatan Balik (Backpropagation) [11]. Dengan langkah pengembangan aplikasi yang meliputi : akuisisi citra tanda tangan, segmentasi citra, ekstraksi ciri citra, pelatihan dan pengujian. Pada saat proses segmentasi digunakan metode klasterisasi rata (*mean clustering*). Setelah proses segmentasi dilanjutkan dengan proses ekstraksi ciri untuk membagi citra menjadi beberapa baris M dan kolom N, pada proses tersebut pada setiap kotak dilakukan pemayaran piksel untuk menentukan piksel dengan nilai intensitas rendah yang ada didalamnya. Dalam kasus ini intensitas rendah identik dengan warna gelap, misal hitam. Apabila kotak tersebut memiliki intensitas rendah (hitam) maka akan bernilai 1, dan apabila intensitas tinggi (putih) maka akan bernilai 0. Dalam proses JST Perambatan Balik Backpropagation digunakan untuk bisa mendapatkan nilai bias, bobot yang digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut: Pertama, Jaringan syaraf tiruan perambatan-balik yang sudah dilatih dengan data citra tanda-tangan seseorang, dapat digunakan untuk mengenali pemilik tanda-tangan tersebut. Kedua, untuk mendapatkan arsitektur dan parameter jaringan saraf tiruan yang terbaik perlu memperhatikan jumlah simpul lapis tersembunyi, laju pembelajaran, momentum, toleransi galat, dan jumlah epoch. Ketiga, bertambahnya jumlah simpul pada lapis tersembunyi mengakibatkan jumlah epoch kadang berkurang atau bertambah, sedangkan rata-rata lama waktu tiap epoch yang semakin bertambah seiring dengan bertambahnya jumlah simpul. Keempat, sistem akan bekerja maksimal dengan laju pembelajaran sebesar 0,3 karena pada keadaan ini jumlah epoch paling sedikit dan waktu yang dibutuhkan paling cepat saat proses pelatihan. Kelima, semakin bertambahnya nilai momentum akan berpengaruh pada berkurangnya jumlah epoch yang menyebabkan proses pelatihan/pengujian jaringan akan semakin cepat.

Penelitian kedua yang dilakukan bertujuan untuk mengklasifikasikan pengenalan tanda tangan menggunakan algoritma VFI5 melalui praproses wavelet dan diperoleh hasil akurasi sebesar 97,5% setelah dilakukan dekomposisi wavelet level 1[12].Pengenalan tanda tangan dengan menggunakan metode modified direction feature (MDF) Dan euclidean distance dan diperoleh hasil akurasi tertinggi sebesar 72%[13]. Dampak reduksi sampel menggunakan principal component analysis (PCA) pada pelatihan jaringan saraf tiruan terawasi yang dibagi menjadi dua tahap proses. Proses pertama, ekstraksi fitur menggunakan metode Principal Component Analysis PCA dan menghasilkan akurasi sebesar 86,75% dan proses kedua ekstraksi fitur menggunakan teknik zoning dan menghasilkan akurasi sebesar 81%. Metode Modified Direction Feature (MDF) merupakan teknik hasil pengembangan metode Direction Feature (DF). Teknik ini menggabungkan antara teknik Direction Feature (DF) dan Transition Feature (TF). Modified Direction Feature (MDF) akan menghasilkan vektor ciri dengan pedoman arah horizontal dan vertikal, kemudian melakukan penggabungan untuk menghasilkan vector ciri yang spesifik, selanjutnya dilakukan perhitungan klasifikasi dengan menggunakan metode algoritma Voting Feature Intervals 5 (VFI5) untuk mengenali tanda tangan.

Penelitian ketiga yang dilakukan bertujuan untuk melakukan klasifikasi tanda tangan menggunakan metode *Support Vector Machine*[14]. Tahap pertama dari penelitian ini adalah mengumpulkan *dataset* yang nantinya digunakan untuk data *training* dan data *testing*. Penelitian ini menggunakan pendekatan model *supervised learning* dimana model ini membutuhkan data *training* untuk fase pelatihan. Setiap data *training* dan data *testing* akan dilakukan segmentasi dan ekstraksi agar mendapatkan fitur-fitur yang diinginkan Kesimpulan dari penelitian tentang pengenalan pola tanda tangan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) memiliki rata-rata dalam mengidentifikasi akurasi 94.5%. Sedangkan pada citra tanda tangan yang tidak dilakukan proses pelatihan menggunakan metode SVM, citra tanda tangan masih bisa diidentifikasi dengan baik dengan rata-rata akurasi 48 %. Saran dari penelitian ini dengan metode yang digunakan pada penelitian ini diharapkan dikembangkan dan dicoba untuk sample yang berbeda bukan dengan citra tanda tangan.

Penelitian keempat yang bersesuaian yaitu Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Algoritma Single Layer Perceptron [9]. *Dataset* untuk penelitian ini diakses melalui *database* Kaggle. Data *testing* yang digunakan sebanyak 90 citra. Semua citra ini akan diubah ukurannya menjadi 300x300 piksel agar memiliki ukuran yang sama sekaligus agar mempercepat proses *training*. Kesimpulan yang diperoleh setelah melalui tahap-tahap dari pengenalan tanda tangan menggunakan algoritma Perceptron yang pertama yaitu Pengenalan tanda tangan dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma Single-layer Perceptron Dalam menentukan *non-disease*, akurasi cenderung mengalami penurunan, hal ini karena jenis coretan tanda tangan sangat mempengaruhi karakteristiknya, sehingga ketika memilih data latih dan data uji untuk jenis *non-disease* harus dipilih dengan sangat hati-hati, Kedua hasil pengenalan menggunakan algoritma Perceptron diukur tingkat akurasi dengan menggunakan metode K fold-cross validation, dengan hasil akurasi algoritma sebesar 78.67%. Ketiga, Aplikasi dari penelitian ini adalah untuk membuat sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi keaslian sebuah tanda tangan untuk mencegah kemungkinan pemalsuan tanda tangan pada dokumen penting.. Perbandingan beberapa penelitian berdasarkan kajian pustaka diuraikan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penelitian yang bersesuaian

No	Judul	Comparing (Persamaan)	Contrasting (Perbedaan dengan Peneliti)	Critize (Kritik)	Summarize (Kesimpulan)
1	Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik (Backpropagation)	Proses dalam mengenali dan menentukan tanda tangan dari seseorang, sampai pada langkah pengembangan aplikasi yang meliputi : akuisisi citra tanda tangan, segmentasi citra, ekstrasi ciri citra, pelatihan dan pengujian	Perbedaan dalam menentukan jumlah epoch yang digunakan, yang mana akan mempengaruhi hasil yang didapatkan	Tidak menunjukkan hasil akurasi berapa persen dalam penelitian yang dilakukan	Apabila kotak tersebut memiliki intensitas rendah (hitam) maka akan bernilai 1, dan apabila intensitas tinggi (putih) maka akan bernilai 0
2	Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Algoritma VFI5 melalui Praproses Wavelet	Melakukan beberapa skenario uji coba terhadap citra tanda tangan.	Penghitungan Teknik ini menggabungkan antara teknik Direction Feature (DF) dan Transition Feature (TF). Modified Direction Feature (MDF) akan menghasilkan vektor ciri dengan pedoman arah horizontal dan	Kurang menampilkan hasil dengan bahasa yang mudah dipahami, karena banyak menggunakan istilah asing	Menghasilkan akurasi sebesar 97,5%

No	Judul	Comparing (Persamaan)	Contrasting (Perbedaan dengan Peneliti)	Criticize (Kritik)	Summarize (Kesimpulan)
			vertikal, kemudian melakukan penggabungan untuk menghasilkan vector ciri yang spesifik		
3	Pengenalan citra tanda tangan menggunakan metode <i>Support Vector Machine</i>	Penelitian ini menggunakan pendekatan model <i>supervised learning</i> dimana model ini membutuhkan data <i>training</i> untuk fase pelatihan. Setiap data <i>training</i> dan data <i>testing</i> akan dilakukan segmentasi dan ekstraksi agar mendapatkan fitur-fitur yang diinginkan	Dalam penyajian hasil penelitian masih kurang lengkap dari cara kerja pengenalan citra tanda tanganya.	Metode yang digunakan pada penelitian ini diharapkan dikembangkan dan dicoba untuk sample yang berbeda bukan dengan citra tanda tangan	Hasil penelitian menunjukkan tingkat keberhasilan mencapai 94,5%

No	Judul	Comparing (Persamaan)	Contrasting (Perbedaan dengan Peneliti)	Criticize (Kritik)	Summarize (Kesimpulan)
4	Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Algoritma Single Layer Perceptron	<p>Pengenalan tanda tangan dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma Single-layer Perceptron</p> <p>Dalam menentukan <i>non-disease</i>, akurasi cenderung mengalami penurunan, hal ini karena jenis coretan tanda tangan sangat mempengaruhi karakteristiknya, sehingga ketika memilih data latih dan data uji untuk jenis <i>non-disease</i> harus dipilih dengan sangat hati-hati</p>	<p>Jumlah dataset untuk testing yang digunakan dalam penelitian ini masih sedikit yaitu 90 citra tanda tangan</p>	<p>Hasil pengenalan tanda tangan belum dijelaskan secara rinci, mulai dari jumlah dataset keseluruhan, hingga langkah-langkahnya.</p>	<p>Pengenalan menggunakan algoritma Single Layer Perceptron diukur tingkat akurasi dengan hasil akurasi algoritma sebesar 78.67%.</p>

## 2.2 Landasan Teori

Berikut adalah beberapa teori yang digunakan dalam penelitian yang dilakukan.

### 2.2.1 Tanda Tangan

Tanda tangan adalah suatu ciri yang dimiliki seseorang dalam bentuk tulisan maupun coretan. Setiap individu memiliki identitas sebagai atribut yang digunakan sebagai tanda pengenal[15]. Salah satu identitas diri yang sering digunakan dan sudah menjadi hal umum untuk identitas diri yang otentik adalah penggunaan tanda tangan atau signature. Karakteristik tanda tangan yang begitu sensitif dan sangat aktif digunakan sebagai identitas maka perlu adanya pengamanan, maka pada penelitian ini akan dirancang sistem untuk identifikasi dan verifikasi [16]. Pada dasarnya ketepatan sistem verifikasi tanda tangan yang membedakan tanda tangan asli dari yang palsu dapat dinyatakan dalam dua jenis kesalahan yaitu akurasi yang tanda tangan asli ditolak sebagai pemalsuan yang juga disebut False Rejection Rate (FRR) dan presentase tanda tangan pemalsuan diterima sebagai tanda tangan asli yang disebut False Acceptance Rate (FAR). Identifikasi tanda tangan adalah proses untuk mengenali dan menentukan tanda tangan seseorang. Identifikasi tanda tangan termasuk biometrik yang menggunakan perilaku alami manusia. Identifikasi tanda tangan dapat digunakan dalam bidang keamanan seperti izin penarikan uang, validasi cek, transaksi kartu kredit dan lainnya. Selama ini identifikasi tanda tangan dilakukan secara manual. Kesulitan dari cara ini, jika tanda tangan yang harus diidentifikasi berjumlah banyak, pemeriksa akan mengalami kelelahan[17]. Jika dilihat dari alat untuk input data, maka terdapat dua kelas dari sistem verifikasi tanda tangan, yaitu:

a) *Online (Dynamic) system*

Tanda tangan online menggunakan informasi yang dinamis seperti tekanan pada ujung pena, arah setiap stroke yang akan diambil sebagai tanda tangan sementara penandatanganan sedang menulis dan dieksekusi oleh system.

b) *Offline (Static) system*

Tanda tangan offline didasarkan pada penggunaan citra pada komputer melalui teknik pengolahan dan pengenalan pola untuk memecahkan berbagai



jenis masalah yang dihadapi dalam *preprocessing*, ekstraksi fitur, *specimen comparison* dan evaluasi kinerja. Orang yang sama atau individu yang sama tidak selalu menandatangani tidak selalu memberikan bentuk tanda tangan yang sama untuk setiap waktunya karena beberapa keadaan yang sangat mungkin mempengaruhinya. Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi bentuk tanda tangan, yaitu :

1. Keadaan fisik dan psikologis seseorang termasuk keadaannya ketika cedera, ketakutan, ketenangan atau keadaan lainnya.
2. Posisi tubuh akan mempengaruhi bentuk tanda tangan karena tidak akan sama jika orang berdiri atau duduk sambil menandatangani dokumen.
3. Permukaan media tulis dan bahan untuk menulis (pena) tanda tangan akan terlihat berbeda pada berbagai jenis kertas. Ini akan terlihat berbeda jika diambil dengan digitalisasi atau pena khusus.
4. Tujuan penandatanganan biasanya secara signifikan berbeda jika diambil dalam lingkungan yang resmi atau informal.
5. Faktor lingkungan dan orang yang mengelilingi penandatanganan.

Lingkungan sangat mempengaruhi karena termasuk adanya gangguan, kebisingan, pencahayaan, suhu, kelembaban dan yang lainnya. Proses pengenalan tanda tangan ini memiliki dua proses yaitu identifikasi dan verifikasi. Verifikasi sangat penting karena dalam hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa penandatanganan adalah pemilik tanda tangan tersebut. Penerapan verifikasi dapat menentukan keaslian suatu tanda tangan sehingga meminimalkan bentuk kecurangan yaitu pemalsuan tanda tangan. Dalam hal ini terdapat tiga jenis pemalsuan, yaitu :

1. *Random forgery*, merupakan jenis pemalsuan tidak disengaja. Pemalsu menggunakan nama seseorang dengan gayanya sendiri untuk memalsukannya.
2. *Simple or casual forgery*, merupakan pemalsuan yang tidak memiliki pengalaman sebelumnya dan meniru tanda tangan dalam gaya amatir. Imitasi ini dilakukan dengan mengamati tanda tangan hanya dalam hitungan waktu.
3. *Expert or skilled or simulated forgery*, merupakan pemalsuan paling sulit yang dibuat oleh pemalsu ahli yang memiliki pengalaman dalam menyalin

tanda tangan. Pemalsuan tanda tangan jenis ini dibuat hampir mirip dengan tanda tangan asli.

Sistem yang digunakan untuk analisis tanda tangan harus menggunakan konsep pengolahan citra. tanda tangan dari penandatanganan biasanya bervariasi namun tetap ada karakteristik yang unik di dalamnya sehingga dapat memudahkan untuk identifikasi. Karakteristik penting ini yaitu :

1. *Invariant*, merupakan karakteristik konstan yang harus dimiliki tanda tangan selama jangka waktu yang panjang.
2. *Singular*, merupakan karakteristik unik untuk setiap individu.
3. *Imitable*, merupakan karakteristik yang irreproducible dengan cara lain.
4. *Reducible and compareble*, merupakan karakteristik tanda tangan yang dapat diubah ke dalam format yang lebih mudah dalam penanganan dan digitalisasi untuk dibandingkan dengan yang lain.

### **2.2.2 Citra Digital**

Citra merupakan fungsi dari intensitas cahaya yang direpresentasikan dalam bidang dua dimensi. Berdasarkan bentuk sinyal penyusunnya, citra dapat digolongkan menjadi dua jenis yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang dibentuk dari sinyal analog yang bersifat kontinyu, sedangkan citra digital adalah citra yang dibentuk dari sinyal digital yang bersifat diskrit. Citra analog dihasilkan dari alat akuisisi citra analog, contohnya adalah mata manusia dan kamera analog. Gambaran yang tertangkap oleh mata manusia dan foto atau film yang tertangkap oleh kamera analog merupakan contoh dari citra analog. Citra tersebut memiliki kualitas dengan tingkat kerincian (resolusi) yang sangat baik tetapi memiliki kelemahan di antaranya adalah tidak dapat disimpan, diolah, dan diduplikasi di dalam komputer [18].

Citra digital merupakan representasi dari fungsi intensitas cahaya dalam bentuk diskrit pada bidang dua dimensi. Citra tersusun oleh sekumpulan piksel (*picture element*) yang memiliki koordinat  $(x,y)$  dan amplitudo  $f(x,y)$ . Koordinat  $(x,y)$  menunjukkan letak/posisi piksel dalam suatu citra, sedangkan amplitudo  $f(x,y)$  menunjukkan nilai intensitas warna citra.

Pada umumnya, berdasarkan kombinasi warna pada piksel, citra dibagi menjadi tiga jenis yaitu citra RGB, citra grayscale, dan citra biner. Sebagai contoh citra RGB truecolor 24-bit, citra tersebut tersusun oleh tiga kanal warna yaitu kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru. Masing-masing kanal warna memiliki nilai intensitas piksel dengan kedalaman bit sebesar 8-bit yang artinya memiliki variasi warna sebanyak  $2^8$  derajat warna.

Pada kanal merah, warna merah sempurna direpresentasikan dengan nilai 255 dan hitam sempurna dengan nilai 0. Pada kanal hijau, warna hijau sempurna direpresentasikan dengan nilai 255 dan hitam sempurna dengan nilai 0. Begitu juga pada kanal biru, warna biru sempurna direpresentasikan dengan nilai 255 dan hitam sempurna dengan nilai 0.

### **2.2.3 Image Classification**

*Image Classification* adalah mengelompokkan objek berdasarkan class (kelas) tertentu. Sehingga kita dapat dengan mudah mengenali objek. Dalam pengklasifikasian gambar, pemerataan fitur dari gambar ke label kelas diwakili oleh vektor fitur atau piksel gambar. Ada 2 jenis klasifikasi gambar yaitu *Supervised* dan *Unsupervised* [19].

*Image classification* sangat penting pada bidang *computer vision* dan *deep learning*, seperti untuk mengkategorikan gerakan dan *image retrieval*. Metode *image classification* berbasis jaringan saraf tiruan atau *artificial neural network* terbukti sangat baik dalam proses pengenalan gambar yang bertujuan untuk mengenali fitur dari gambar pada dataset [19].

### **2.2.4 Image Classification**

*Image Classification* merupakan teknik untuk mengelompokkan sebuah objek berdasarkan jenis atau kelas tertentu sehingga kita dengan mudah dapat mengenali objek tersebut. Dalam pengklasifikasian gambar, vektor fitur atau piksel dari citra mewakili pemerataan fitur dari citra ke label kelasnya. Ada 2 jenis klasifikasi gambar yaitu *Supervised* dan *Unsupervised* [19].

*Image classification* sangat penting pada bidang *deep learning* dan *computer vision*, seperti untuk mengkategorikan gerakan dan *image retrieval*. Metode *image*

*classification* berbasis jaringan saraf tiruan atau *artificial neural network* terbukti sangat baik dalam proses pengenalan gambar yang bertujuan untuk mengenali fitur dari gambar pada *dataset* [20].

### 2.2.5 Preprocessing

*Preprocessing* adalah proses awal dilakukannya perbaikan suatu citra untuk menghilangkan noise. Seperti yang disampaikan oleh [21], *preprocessing* merupakan proses untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak perlu dari *input image* untuk proses selanjutnya.

Praproses citra dilakukan dengan tujuan agar gambar ruangan memiliki pola dan ukuran yang sama. Teknik praproses citra dalam penelitian ini menggunakan *library image data generator* untuk menentukan bentuk dan ukuran yang sama dimana nanti citra akan di *rotate, flip dan resize* dengan skala tertentu [22]. Pada tahap ini citra akan diresize ke ukuran 224x224 untuk memperkecil ukuran citra pada arah horizontal dan vertikal. Kemudian melakukan normalisasi data dengan operasi pembagian setiap piksel nilai gambar dengan 255 untuk mengubah nilai piksel kedalam rentang [0,1] agar mengurangi biaya komputasi. Operasi ini ditunjukkan pada persamaan (2.1).

$$\text{image}_{x,y} = \frac{\text{image}_{x,y}}{255} \quad (2.1)$$

### 2.2.6 Convolutional Neural Network

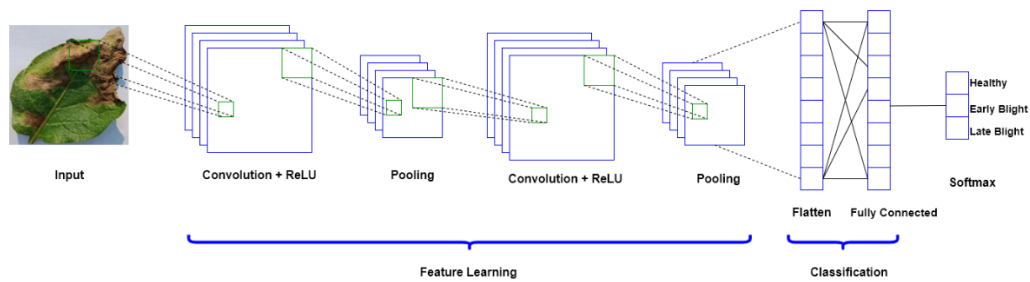
*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu jenis neural network yang biasa digunakan pada data image. CNN bisa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah image. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu algoritma dari deep learning yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya gambar atau suara. Pada dasarnya klasifikasi citra dapat digunakan dengan MLP, akan tetapi dengan metode MLP kurang sesuai untuk digunakan karena tidak menyimpan informasi spasial dari data cita dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik. Penelitian awal yang mendasari penemuan CNN ini pertama kali dilakukan oleh [23] mengenai *visual cortex* pada indera penglihatan

kucing. CNN digunakan untuk mengklasifikasi data yang terlabel dengan menggunakan metode *supervised learning*. Cara kerja dari *supervised learning* adalah terdapat data yang dilatih dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan dari metode ini adalah mengelompokkan suatu data ke data yang sudah ada.

*Convolutional Neural Network* termasuk dalam jenis *deep learning* karena kedalaman jaringannya. CNN merupakan operasi konvolusi yang menggabungkan beberapa lapisan pemrosesan, menggunakan beberapa elemen yang beroperasi secara paralel yang diadaptasi dari sistem saraf biologis. Pada CNN setiap neuron direpresentasikan dalam bentuk 2 dimensi, sehingga metode ini cocok untuk pemrosesan dengan input berupa citra. Metode ini sangat efektif dan biasa digunakan pada aplikasi *computer vision*.

CNN sangat cocok digunakan untuk pengolahan citra karena sifat arsitekturnya yang mendalam sehingga hasil yang diperoleh pun lebih maksimal dibanding menggunakan algoritma dari *machine learning*, selain itu CNN menggabungkan sejumlah lapisan proses sehingga efektif digunakan pada *computer vision* [24].

Lapisan-lapisan pada CNN dibagi menjadi 3 jenis yakni lebar dan tinggi yang merupakan representasi dari ukuran lapisan, serta kedalaman yang merupakan representasi dari jumlah *layer*. CNN mampu memiliki lusinan bahkan ratusan lapisan dimana masing-masing lapisan ini belajar mengenali gambar yang berbeda. Pemrosesan citra diterapkan pada citra data latih dan hasil pengolahan dari setiap citra akan diproses sehingga dapat digunakan sebagai *input* untuk lapisan berikutnya. Langkah pemrosesan citra dimulai dengan fungsi sederhana seperti kecerahan dan tepian, atau peningkatan kerumitan dengan fitur yang mengidentifikasi objek secara unik berdasarkan ketebalan irisan [25]. Gambar 2.1 merupakan ilustrasi dari arsitektur model CNN.



Gambar 2.1 Arsitektur CNN

### 2.2.7 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* merupakan salah satu teknik evaluasi model dengan cara menentukan nilai dari *precision*, *recall*, dan akurasi. Parameter umum yang digunakan pada *confusion matrix* adalah *positive tuple* dan *negative tuple*. Istilah lain yang juga digunakan untuk menentukan skor *precision*, *recall*, dan akurasi adalah *true positive* (TP), *true-negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN) [26]. Gambar 2.2 merupakan *anatomi* dari *confusion matrix*.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2.2 *Confussion matrix*

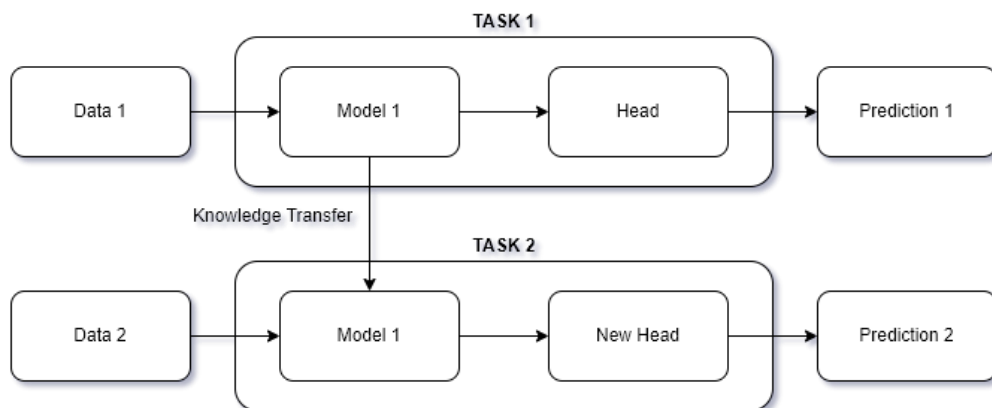
Gambar 2.2 menunjukkan bahwa nilai *true positive* adalah tupel positif yang diprediksi benar oleh model. *True negative* adalah tupel negatif yang diprediksi benar oleh model, sedangkan *false positive* adalah tupel negatif yang diprediksi model sebagai positif. *False negative* adalah tupel positif yang diprediksi model sebagai negatif. Kinerja model dapat langsung dihitung dengan melihat *confusion matrix* seperti pada gambar 2.2.

### 2.2.8 *Transfer Learning*

*Transfer learning* adalah salah satu jenis *deep learning* dengan metode menggunakan model yang dilatih pada *dataset* untuk dapat memecahkan masalah serupa lainnya dengan cara menggunakan model tersebut sebagai arsitektur awal dan memodifikasi serta memperbaharui parameter-parameternya yang dapat disesuaikan dengan kondisi *dataset* yang baru [23]

Tujuan utama dari *transfer learning* adalah untuk menggunakan sebagian dari model yang telah dilatih sebelumnya pada masalah yang baru, sehingga tidak perlu melatih model dari awal lagi. *Transfer learning* dapat dilakukan dengan cara menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya sebagai *base model*, lalu menambahkan lapisan teratas yang akan melakukan *fine-tuning* terhadap model tersebut. Dengan cara ini, proses pelatihan model dapat dipercepat karena hanya lapisan teratas yang harus dilatih ulang, sementara lapisan *base model* yang telah dilatih sebelumnya dapat langsung digunakan.

Selain itu, *transfer learning* juga dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi model pada masalah yang baru. Hal ini dapat terjadi karena lapisan *base model* yang telah dilatih sebelumnya sudah memiliki kemampuan untuk menangani masalah yang serupa, sehingga lapisan teratas yang ditambahkan hanya perlu melakukan *fine-tuning* terhadap model tersebut. Dengan demikian, tujuan utama dari *transfer learning* adalah untuk mempercepat proses pelatihan model dan meningkatkan akurasi model pada masalah yang baru dengan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya sebagai *base model* [7]. Alur algoritma *transfer learning* dapat diilustrasikan pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Alur Algoritma *Transfer Learning*

### 2.2.9 Pendekatan *Transfer Learning*

Menurut [27], setidaknya ada tiga pendekatan utama algoritma *Transfer Learning* diantaranya:

1. *Pretrained as a classifier*, dalam metode ini, terjadi kemiripan antara data sumber dengan kelas target. Metode ini digunakan untuk langsung mengklasifikasikan target dan hanya digunakan untuk memprediksi citra tanpa adanya tambahan pelatihan.
2. *Pretrained as a feature extractor*, adanya kemiripan antara data sumber dengan data target. Model ini akan dilatih menggunakan kumpulan data *ImageNet* yang besar, kemudian model akan dilatih lagi dengan membekukan *layer* ekstraksi fitur, menghapus *layer* klasifikasi dan menambahkan *layer* klasifikasi baru yang disesuaikan dengan gambar target.
3. *Fine-tuning*, terjadi perbedaan antara data sumber dengan data target sehingga diperlukannya ekstraksi peta fitur yang tepat agar dapat disesuaikan antara domain sumber dengan domain target.

### 2.2.10 *Fully Connected Layer*

Lapisan *Fully-Connected* adalah lapisan di mana semua neuron aktivasi dari lapisan sebelumnya terhubung semua dengan neuron di lapisan selanjutnya seperti halnya jaringan saraf tiruan biasa. Setiap aktivasi dari lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum dapat dihubungkan ke semua neuron di lapisan *Fully-Connected*. Lapisan *Fully-Connected* biasanya digunakan pada metode *Multi Lapisan Perceptron* dan bertujuan untuk mengolah data sehingga bisa



diklasifikasikan. Perbedaan antara lapisan *Fully-Connected* dan lapisan konvolusi biasa adalah neuron di lapisan konvolusi terhubung hanya ke daerah tertentu pada input. Sementara lapisan *Fully-Connected* memiliki neuron yang secara keseluruhan terhubung. Namun, kedua lapisan tersebut masih mengoperasikan produk dot, sehingga fungsinya tidak begitu berbeda[25]. Ilustrasi model *fully connected layer* ditunjukkan pada gambar 2.3. Perhitungan dari *fully connected layer* dapat didefinisikan dengan persamaan (2.5).

$$z_j = \sum_{i=1}^c w_{i,j}^T x_i + b_j \quad (2.5)$$

Keterangan :

$z_j$  = nilai keluaran dari jaringan

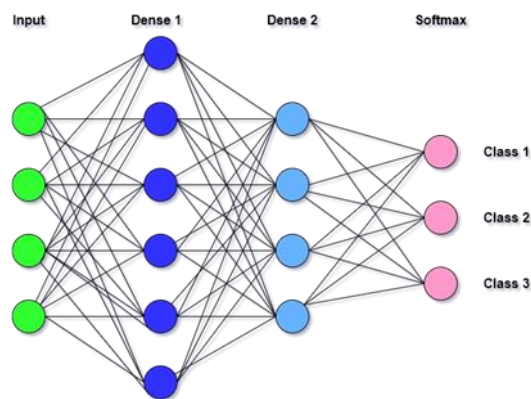
$x_i$  = nilai masukan hasil ekstraksi fitur

$w_{i,j}$  = bobot dari jaringan berukuran  $i \times j$

$i$  = jumlah fitur masukan

$j$  = jumlah target kelas

$b_j$  = bias dari jaringan



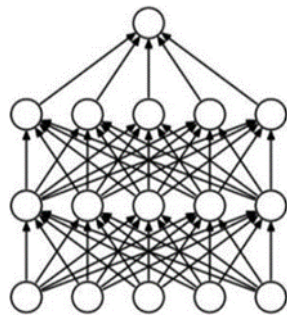
Gambar 2. 4 Proses Fully Connected layer

### 2.2.11 Dropout Regularization

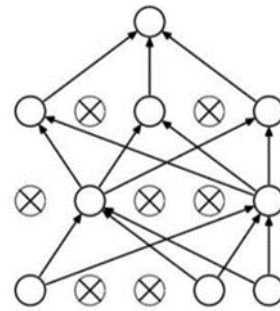
Dropout adalah teknik regularisasi jaringan saraf dimana beberapa neuron akan dipilih secara acak dan tidak dipakai selama pelatihan. Neuron-neuron ini dapat dibuang secara acak. Hal ini berarti bahwa kontribusi neuron yang

dibuang akan diberhentikan sementara jaringan dan bobot baru juga tidak diterapkan pada neuron pada saat melakukan *backpropagation*[28].

Dropout merupakan proses mencegah terjadinya idan juga mempercepat proses learning. Dropout mengacu kepada menghilangkan neuron yang berupa hidden mapun layer yang visible di dalam jaringan[29]. Dengan menghilangkan suatu neuron, berarti menghilangkannya sementara dari jaringan yang ada. Neuron yang akan dihilangkan akan dipilih secara acak. Setiap neuron akan diberikan probabilitas yang bernilai antara 0 dan 1. Gambar 2.6 adalah ilustrasi jaringan saraf biasa dan gambar 2.7 merupakan ilustrasi jaringan saraf setelah proses droupout.



Gambar 2. 6 Jaringan Saraf Biasa



Gambar 2. 7 Jaringan Saraf Setelah Proses Dropout