

BAB II LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Literatur

Tinjauan literatur merupakan proses mengumpulkan, menganalisis, dan mengevaluasi sumber-sumber terkait dengan suatu topik. Tinjauan tersebut bertujuan dapat memberikan gambaran yang komprehensif tentang kondisi saat ini dari pengetahuan yang ada pada topik. Berikut pada Tabel 2.1 merupakan tinjauan literatur yang sudah dilakukan penelitian sebelumnya.

Tabel 2. 1 Tinjauan Literatur

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
1	Judul Penelitian	Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Tahun Penelitian	2021
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Penulis	Muhammad Atsil Hanin, Raditiana Patmasari, S.T., M.T., R Yunendah Nur Fu'adah, S.T., M.T.
	Latar Belakang	Kulit adalah organ terluar tubuh manusia yang melindungi organ-organ internal dan menjaga keseimbangan tubuh. Namun tidak dapat dipungkiri bahwa karena kurangnya disiplin dalam menjaga kebersihan diri dan lingkungan, perubahan cuaca yang ekstrim, alergi terhadap zat tertentu merupakan celah terbesar yang dapat menyebabkan penyakit kulit. Salah satu alternative yang baik untuk mengantisipasinya adalah proses klasifikasi penyakit kulit dengan memanfaatkan citra digital.

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Tujuan Penelitian	Tujuannya memberikan solusi alat yang dapat digunakan tenaga medis untuk melakukan diagnosis penyakit kulit. Dengan metode identifikasi ini, pasien dapat diberikan penanganan yang tepat dan dalam waktu yang relatif singkat dan dapat meminimalisir penularan penyakit.
	Hasil Penelitian	Hasil kinerja sistem terbaik pada penelitian ini berdasarkan semua scenario pengujian parameter didapatkan pada saat <i>hidden layer</i> berjumlah 5, dengan menggunakan <i>adam optimizer</i> , dan nilai <i>learning rate</i> sebesar 0,001 dengan sistem mencapai akurasi 96,53%, <i>precision</i> 95%, <i>recall</i> 95%, <i>f1-score</i> 95% dan <i>loss</i> hanya 0,2486%.
	Perbedaan	Penelitian ini menggunakan metode CNN, jumlah data yang digunakan sebanyak 1500 data yang terdiri dari 75% data latih dan 25% data uji, kemudian di <i>resize</i> menjadi 64x64 pixel, dengan dataset kelas kulit normal, penyakit kulit cacar air, campak, jerawat dan scabies.
2	Judul Penelitian	Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i>
	Tahun Penelitian	2021
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i>
	Penulis	Nurkhasanah, Murinto
	Latar Belakang	Salah satu jenis penyakit yang tidak asing bagi banyak orang adalah penyakit kulit. Kulit merupakan organ terbesar pada tubuh manusia yang berfungsi melindungi organ dalam manusia. Permasalahan tidak hanya merugikan kesehatan fisik namun dapat

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
		juga menimbulkan masalah psikologis, terutama jika penyakit kulit terjadi di wajah.
	Tujuan Penelitian	Untuk menghasilkan sistem klasifikasi penyakit kulit wajah menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) sebagai alat untuk membantu diagnosis penyakit kulit wajah.
	Hasil Penelitian	Pada penelitian ini telah mencapai hasil yang sangat baik, dimana hasil dari proses <i>training</i> adalah 98% dan hasil validasi 88% dengan 325 citra data <i>training</i> dan 125 citra data validasi. Hasil akurasi pada pengujian data baru sebesar 90% dengan data uji sebanyak 50 citra.
	Perbedaan	Penelitian ini dilakukan untuk menghasilkan sistem klasifikasi penyakit kulit wajah menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG16, dengan 500 dataset terdiri dari 5 kelas yaitu jerawat, eksim, milia, herpes, dan melisma dengan pembagian 325 data latih, 125 data validasi, dan 50 data uji.
3	Judul Penelitian	Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Tahun Penelitian	2021
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i>
	Penulis	Fani Nurona Cahya, Nila Hardi, Dwiza Riana, Sri Hadianti.
	Latar Belakang	Gangguan mata, juga dikenal sebagai penyakit mata, adalah kondisi yang dapat mempengaruhi jangka waktu hidup bagi sebagian orang. Ada banyak jenis gangguan mata atau penyakit mata, antara lain katarak, glaucoma dan retina disease. Gangguan atau

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
		penyakit mata ini adalah penyebab kebutaan yang paling umum.
	Tujuan Penelitian	Tujuannya untuk melakukan klasifikasi penyakit mata menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) berarsitektur Alexnet.
	Hasil Penelitian	Pada tahap implementasi CNN dengan menggunakan 150 epoch, hasil akurasi dari klasifikasi penyakit mata dengan menggunakan metode CNN adalah 98,37%.
	Perbedaan	Penelitian ini menggunakan 610 dataset penyakit mata yang terbagi menjadi 4 kelas yaitu mata normal, <i>katarak</i> , <i>glaucoma</i> , dan <i>retina disease</i> yang kemudian dilakukan tahapan <i>preprocessing</i> seperti <i>grayscale</i> , <i>thresholding</i> , <i>segmentasi</i> , dan <i>resize</i> .
4	Judul Penelitian	Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i>
	Tahun Penelitian	2022
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i>
	Penulis	Ivan Pratama Putra, Rusbandi, Derry Alamsyah
	Latar Belakang	Jagung merupakan tanaman pangan utama kedua setelah padi di Indonesia. Penyakit tumbuhan biasanya disebabkan oleh aktivitas atau serangan organisme didalam tubuh tumbuhan, di luar tubuh atau di sekitarnya. Organisme ini menginfeksi bagian tubuh tumbuhan, misalnya daun, batang, dan akar, contohnya seperti jamur, bakteri, virus, dan serangga seperti ulat. Gangguan seperti dampak persaingan dengan gulma untuk mendapatkan air, hara, sinar, dan kebutuhan hayati.

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Tujuan Penelitian	Untuk melakukan klasifikasi penyakit daun jagung dengan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dengan arsitektur <i>Resnet 50</i> dengan <i>optimizer Adam</i> , Nadam dan SGD.
	Hasil Penelitian	Hasil akurasi tertinggi untuk arsitektur Resnet 50 menggunakan optimizer Adam mencapai tingkat akurasi sebesar 98,4%.
	Perbedaan	Penelitian ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur Resnet 50 dengan optimizer Adam, Nadam, dan SGD. Dengan menggunakan 4225 dataset citra penyakit daun jagung dengan 3380 data latih dan 845 data uji.
	Judul Penelitian	Analisis Performansi Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>
5	Tahun Penelitian	2022
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i>
	Penulis	Dian Ayu Nurlitasari, Rita Magdalena, R Yunendah Nur Fu'adah
	Latar Belakang	Kanker kulit merupakan salah satu keganasan yang paling banyak terjadi di Indonesia dan dapat menyebabkan kematian. Hal ini karena zat dalam makanan dapat menjadi racun bagi tubuh manusia dan efek pemanasan global. Selain itu, paparan sinar matahari juga merupakan salah satu penyebab utama kanker kulit. Umumnya, diagnosa kanker kulit dilakukan oleh dokter dengan proses biopsi dan mikroskopis.

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Tujuan Penelitian	Sistem klasifikasi yang dihasilkan dapat digunakan untuk mendeteksi kanker kulit dan membantu mengurangi risiko keterlambatan diagnosis dini.
	Hasil Penelitian	Sistem dapat mengklasifikasikan kulit kanker berdasarkan kelasnya, dengan tingkat akurasi 99,50%, nilai presisi dan <i>recall</i> 99,75%, nilai <i>f1-score</i> 99,50%, dan nilai <i>loss</i> 0,0223.
	Perbedaan	Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 4000 citra kondisi kanker kulit berupa dermatofibroma, melanoma, nevus pig-mentosus, dan karsinoma sel skuamosa, yang terdiri dari 1000 citra setiap kelas. Tahap pre-processing, menggunakan <i>Adam optimizer</i> , <i>learning rate</i> 0,0001, <i>epoch</i> 20 dan <i>batch size</i> 16.
6	Judul Penelitian	Metode Deteksi Pokok Pohon Secara Otomatis Pada Citra Perkebunan Sawit Menggunakan Model Convolutional Neural Network (CNN) pada Perangkat Lunak Sistem Informasi Geografis
	Tahun Penelitian	2022
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>
	Penulis	Samuel, Kestrelia Rega Prilianti, Hendry Setiawan, Prasetyo Mimboro
	Latar Belakang	Budidaya kelapa sawit merupakan kegiatan yang diminati industri baik dalam negeri maupun internasional. Namun proses pemantauan menjadi tantangan jika dilakukan secara manual. Oleh karena itu, diperlukan suatu inovasi yang revolusioner agar proses pemantauan dapat dilakukan secara efisien namun akurat. Teknologi penginderaan jauh dapat diterapkan sebagai solusinya. Dengan menggunakan Unmanned Aerial Vehicle (UAV), citra perkebunan dapat direkam. Selain itu, dengan penerapan pemrosesan citra digital dan kecerdasan buatan, citra dapat digunakan untuk melakukan monitoring berdasarkan warna dari pohon sawit. Tahap pertama yang diperlukan dalam akuisisi data untuk berbagai

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
		keperluan monitoring adalah deteksi pokok pohon sawit secara otomatis.
	Tujuan Penelitian	Tujuan dari deteksi pokok pohon adalah untuk melakukan analisis lebih lanjut terhadap kondisi pohon kelapa sawit, seperti status nutrisi, kesiapan panen, dan tanda-tanda serangan penyakit.
	Hasil Penelitian	Model deteksi pokok pohon sawit dibuat menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-34. Model yang dilatih dengan citra UAV perkebunan pada bulan November 2021 ternyata merupakan model terbaik dengan nilai F1-Score untuk pelatihan sebesar 84%. Rata-rata nilai F1-Score untuk data uji sebesar 71%. Kendala yang menjelaskan kurang maksimalnya akurasi dalam mendeteksi pohon kelapa sawit adalah kualitas citra UAV yang berbeda-beda.
	Perbedaan	Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dengan arsitektur ResNet-34 dan ResNet-50 untuk membangun model deteksi pokok pohon sawit dari citra UAV perkebunan sawit PTPN IV.
7	Judul Penelitian	Deteksi Tingkat Kematangan Fermentasi Singkong (Tape Singkong) Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)
	Tahun Penelitian	2021
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Penulis	Abdi Subayu, Supatman
	Latar Belakang	Tape merupakan salah satu jenis makanan yang proses produksinya melibatkan ragi. Berbeda dengan makanan lain, Tape memerlukan proses fermentasi menggunakan ragi yang mengandung <i>kapang Amylomyces Rousi, Mucor sp, Rhizopus sp, Khamir Saccharomycopsis fibuligera, Candida Utilis, Pichia burtonii, Saccharomyces Cerevisiae, Saccharomycopsis Malanga</i> , serta bakteri <i>Pediococcus sp</i> dan <i>Bacillus sp</i> . Masalah muncul ketika masyarakat awam tidak mengetahui kematangan singkong fermentasi. Oleh karena itu, dikembangkan sistem saraf tiruan untuk mendeteksi kematangan fermentasi singkong dengan menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Tujuan Penelitian	Tujuannya adalah merancang sistem menggunakan metode convolutional neural network (CNN) yang dapat digunakan untuk mendeteksi hasil uji fermentasi dengan melakukan proses pelatihan hingga diperoleh hasil dengan presisi maksimal.
	Hasil Penelitian	Tingkat akurasi pada data latih yaitu mencapai 96.88% dengan menggunakan Layer sebanyak 24, Epoch sebesar 300 dengan iterasi 1 per Epoch. Dengan Tingkat akurasi pada data uji mencapai 90% dengan total data sebanyak 30 data uji.
	Perbedaan	Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem syaraf tiruan untuk mendeteksi kematangan fermentasi singkong dengan menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).
8	Judul Penelitian	Deteksi Wajah Jenis Kelamin Dengan Fitur Hijab dan Tidak Berhijab Menggunakan Jaringan Saraf Konvolusi
	Tahun Penelitian	2023
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Penulis	M Fauzan Aziz Ilhami, Aji Supriyanto
	Latar Belakang	Wajah merupakan salah satu bagian tubuh yang dapat digunakan untuk mengenali seseorang. Daerah wajah banyak sekali memuat informasi atau ciri-ciri yang dapat digunakan untuk menentukan jenis kelamin manusia, antara lain bentuk rahang, variasi wajah, rambut, mata, kumis, dan masih banyak lagi. Pada dasarnya manusia dapat membedakan jenis kelamin seseorang berdasarkan ciri wajah dan ciri fisik lainnya. Namun berbeda dengan perangkat komputeryang membutuhkan teknologi seperti pengenalan wajah. Pengenalan wajah merupakan teknologi pemrosesan gambar yang dapat digunakan untuk melatih perangkat komputer mengenali identitas, usia, jenis kelamin, dan lainnya. dari seseorang. Penggunaan teknologi ini menghadapi sejumlah kendala terkait akurasi deteksi yang kurang optimal. Kendala tersebut disebabkan adanya perbedaan ciri-ciri wajah, seperti: perbedaan gaya rambut, perbedaan kulit, perbedaan bentuk wajah, dan penggunaan ciri-ciri tambahan pada area wajah wanita, misalnya wanita berjilbab dan tidak berjilbab.

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Tujuan Penelitian	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi jenis kelamin berdasarkan citra wajah dengan dan tanpa fitur hijab menggunakan arsitektur AlexNet dan SqueezeNet.
	Hasil Penelitian	Hasil pengujian menunjukkan bahwa AlexNet berhasil mengklasifikasikan 37 gambar secara tepat, akurasi yang didapat sebesar 92,5%, sementara SqueezeNet berhasil mengklasifikasikan 36 gambar secara tepat, akurasi yang didapat sebesar 90%.
	Perbedaan	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi jenis kelamin berdasarkan citra wajah dengan fitur hijab dan tanpa hijab menggunakan arsitektur AlexNet dan SqueezeNet. Total ada 170 gambar citra wajah, terdiri dari 127 gambar dari peneliti sebelumnya dan 43 gambar diambil langsung.
9	Judul Penelitian	Deteksi Masker Wajah dengan Metode <i>Convolutional Neural Network</i>
	Tahun Penelitian	2022
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)
	Penulis	Ivan Hartono, Agustinus Noertjahyana, Leo Willyanto Santoso
	Latar Belakang	Penggunaan masker merupakan bagian dari serangkaian tindakan pencegahan dan pengendalian komprehensif yang bertujuan membatasi penyebaran penyakit virus pernapasan tertentu, termasuk COVID-19. Adanya protokol kesehatan yang ditetapkan pemerintah menimbulkan tugas baru bagi petugas keamanan di fasilitas umum dalam memeriksa apakah masyarakat memakai masker dengan benar. Permasalahan yang timbul adalah pengenalan objek dalam video digunakan untuk pengenalan masker. Pendeteksian objek pada gambar bergerak juga dapat digunakan pada kamera pengintai di tempat umum, sehingga penelitian ini lebih banyak membahas tentang gambar bergerak atau video.
	Tujuan Penelitian	Merancang sistem yang mampu mendeteksi masker wajah yang digunakan manusia.
	Hasil Penelitian	Dari hasil perancangan sistem dapat disimpulkan bahwa performa model VGG16Net menggunakan modul ResNet SSD dapat menghasilkan performa secara keseluruhan yaitu akurasi 98% dan f1-score 98%.

Tabel 2.1. Tinjauan Literatur (Lanjutan)

No	Detail Jurnal Tinjauan Literatur	
	Perbedaan	Penelitian ini mengembangkan sistem untuk mengenali deteksi masker menggunakan metode VGG16 Net dan SSD Resnet.
10	Judul Penelitian	Deep Learning Jaringan Saraf Tiruan Untuk Pemecahan Masalah Deteksi Penyakit Daun Apel
	Tahun Penelitian	2023
	Metode Penelitian	<i>Convolutional Neural Networks</i> (CNN) dengan Arsitektur VGG16
	Penulis	Sutriawan, Ahmad Zainul Fanani, Farrikh Alzami, Ruri Suko Basuki
	Latar Belakang	Dalam beberapa tahun terakhir, penyakit daun apel telah menimbulkan kekhawatiran bagi para petani apel. 4-6 minggu setelah pemangkasan cabang dan daun yang tidak produktif, gejala penyakit mulai terlihat pada daun. Mulai dari daun tertua hingga daun termuda, daun mula-mula timbul bintik-bintik putih kecoklatan tidak beraturan dengan titik-titik hitam di bagian atasnya, yang berlangsung hingga seluruh daun rontok.
	Tujuan Penelitian	Merancang model deteksi dengan target penyakit apel yang baru menggunakan teknik DF-Tiny-YOLO dan pendekatan deep learning.
	Hasil Penelitian	Hasil optimasi model Adam dengan nilai parameter $\beta_2 = 0.999$ pada Epoch ke-85/100 dengan akurasi 0.7582, menggunakan nilai parameter epsilon $1E-07$ pada Epoch ke-32/100 dengan presisi 0.7582 dapat mencapai akurasi tertinggi.
	Perbedaan	Penelitian ini mengevaluasi metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) potensi penggunaannya dalam memecahkan masalah identifikasi penyakit daun apel.

2.1.1 Tinjauan Pada Literatur

Berdasarkan tinjauan literatur dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya membahas tentang penerapan algoritma CNN untuk klasifikasi dan deteksi citra, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat beberapa kesamaan dan perbedaan yang dibuat dalam penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, yaitu terletak pada bagian algoritma, sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini juga akan dilakukan menggunakan algoritma tersebut yaitu algoritma CNN. Secara umum hasil akurasi yang diperoleh dari penelitian sebelumnya dapat dikatakan sangat akurat apabila dipresentasikan pada implementasi algoritma *Convolutional Neural Network* antara 88% sampai dengan 99,50%. Selain itu, perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada bagian data yang digunakan seperti penyakit kulit wajah, penyakit mata, penyakit daun jagung, tape singkong, data wajah, dan penyakit daun apel.

2.2 Preprocessing

Data *preprocessing* merupakan tahapan awal dalam pengolahan citra yang diolah dilakukan sebelum data diolah sampai ke proses klasifikasi dengan algoritma pemodelan. *Preprocessing* bertujuan agar data citra lebih mudah untuk diproses pada langkah selanjutnya (Hanin, Patmasari dan Nur, 2021). Adapun tahapan-tahapan *preprocessing* yang dilakukan adalah *Resize*.

2.2.1 Resize

Resize citra adalah pengubahan ukuran piksel suatu citra digital.

Tujuan dilakukan *resize* untuk mengubah ukuran semua gambar dalam

dataset ke ukuran yang seragam. Citra yang sudah diubah ukurannya tersebut kemudian akan direpresentasikan secara numerik dalam bentuk matriks. Sehingga sebuah citra digital akan diubah menjadi 3 buah matriks (sesuai dengan channel *red*, *green*, *blue*) (Wulandari, Yasin dan Widiharih, 2020).

2.3 Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra adalah tugas dalam pemrosesan citra digital dan pembelajaran mesin yang melibatkan pengelompokan atau klasifikasi citra ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan berdasarkan atribut tertentu (Cahya dkk, 2021). Tujuan utama klasifikasi citra adalah mengembangkan model atau algoritma yang mampu membedakan dan mengenali objek, pola, atau fitur dalam citra dan menugaskannya ke salah satu kelas yang ditentukan.

Proses klasifikasi dipecah menjadi dua tahap. Tahap pertama melibatkan pembangunan model klasifikasi dengan menggunakan data pelatihan sebagai input. Langkah selanjutnya adalah menggunakan model klasifikasi yang telah dibuat untuk memprediksi data uji yang dimasukkan, sehingga prediksi dapat dilakukan.

2.4 Citra Digital

Citra digital adalah sebuah matriks dimana indeks baris dan kolom mewakili sebuah titik pada citra dan elemen matriks (disebut elemen citra atau piksel) mewakili tingkat keabuan pada titik tersebut (Wulandari, Yasin dan Widiharih, 2020).

Ada tiga jenis pengelompokan citra digital berdasarkan warnanya, yaitu *Biner*, *Grayscale* dan *RGB* yang memang sebenarnya berbeda. Citra *Biner* (monokrom) memiliki dua warna yaitu hitam dan putih dimana dibutuhkan 1 bit

dalam memori untuk menyimpan kedua warna tersebut, bit 0 untuk putih dan 1 untuk hitam. Pada citra *Grayscale*, warna yang digunakan adalah hitam dan putih namun dengan intensitas yang berbeda seperti abu-abu. Setiap piksel mempresentasikan *grayscale* dengan nilai dari 0 (hitam) hingga 255 (putih), antara 0 hingga 255. Sedangkan citra RGB setiap piksel memiliki 3 komponen warna, yaitu berupa merah (R), hijau (G) dan biru (B). Setiap komponen warna memiliki rentang nilai dari 0 hingga 255. Model citra RGB apabila pada ruangan tidak terdapat cahaya gelap maka tidak ada cahaya yang dapat dihasilkan oleh mata sehingga nilai RGB (0,0,0) dan jika kita tambahkan cahaya yang berwarna merah maka akan menghasilkan nilai RGB (255,0,0) dan semua benda yang ada dalam ruangan tersebut akan berwarna atau terlihat berwarna merah, begitu pula sebaliknya (Hidayat, 2022).

2.5 Deep Learning

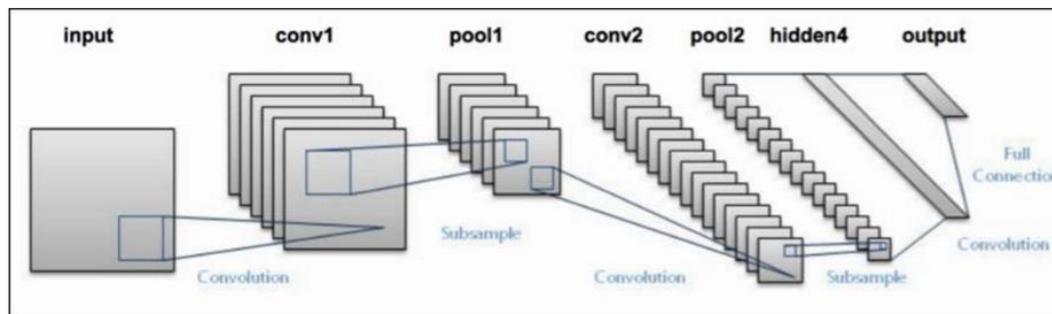
Deep learning merupakan subbidang *machine learning* yang berfokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan (*neural networks*) yang sangat mendalam untuk memodelkan dan mengekstraksi pola dari data yang besar dan kompleks. *Deep learning* menggunakan pemrosesan informasi nonlinier ekstensi untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi (Qotrunnada dan Utomo, 2022).

Deep learning terinspirasi dari cara kerja otak manusia. Ini berusaha memahami dan meniru proses pemrosesan informasi di otak manusia menggunakan model matematis yang dikenal jaringan saraf tiruan. *Deep learning* terutama dengan *Convolutional Neural Network* (CNN), sangat efektif dalam tugas klasifikasi gambar. Keunggulan CNN adalah mampu melakukan proses pembelajaran fitur

dari gambar yang disebut *feature learning*, berbeda dengan *feature extraction* yang memerlukan perolehan fitur sebelum melakukan klasifikasi (Alamsyah, 2019).

2.6 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu pengembangan jaringan syaraf tiruan yang biasa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali suatu objek pada sebuah citra. Arsitektur jaringan dari *convolutional neural network* terdiri dari beberapa bagian mulai dari citra sumber, *input neuron*, *convolution + activation (ReLU) + pooling layer*, *fully connected layer*, dan terakhir hasil deteksi (Aziz dan Fauzi, 2022). CNN termasuk dalam kategori *deep neural network* karena memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan telah banyak diterapkan pada data citra (Hanin, Patmasari dan Nur, 2021). Berikut adalah gambar Arsitektur *Convolutional Neural Network*.



Gambar 2. 1 Arsitektur Convolutional Neural Network
(Sumber : Rasywir, Sinaga and Pratama, 2020)

Cara kerja CNN mirip dengan MLP tetapi di CNN setiap neuron direpresentasikan dalam dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya memiliki satu dimensi. Operasi linier di CNN menggunakan konvolusi, sedangkan bobot tidak lagi satu dimensi saja, tetapi berbentuk empat dimensi sebagai kumpulan partikel konvolusi (Cahaya dkk, 2021)

Perhitungan dalam CNN melibatkan operasi konvolusi dan pooling, dimana informasi yang lebih tinggi tingkatannya diekstrak secara bertahap melalui lapisan-lapisan konvolusi dan pooling.

- Konvolusi

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(i+m, j+n) \cdot K(m,n) \dots \dots \dots (2.1)$$

Keterangan :

- $S(i,j)$ adalah elemen posisi (i, j) dalam matriks hasil konvolusi.
- I adalah matriks gambar input.
- K adalah matriks kernel konvolusi.
- Operasi konvolusi melibatkan perhitungan jumlah elemen hasil perkalian antara elemen-elemen matriks input I dan kernel K , yang digeser dalam semua kemungkinan posisi.
- Pooling (Max Pooling)

$$M(i,j) = \max\{I(2i,2j), I(2i,2j+1), I(2i+1,2j), I(2i+1,2j+1)\} \dots \dots \dots (2.2)$$

- $M(i,j)$ adalah elemen pada posisi (i, j) dalam matriks hasil pooling.
- Operasi max pooling mengambil nilai maksimum dari sekelompok piksel (biasanya ukuran 2x2) dalam matriks input I dan menghasilkan nilai tersebut sebagai elemen dalam matriks hasil pooling M .

2.6.1 Convolutional Layer

Convolutional layer melakukan operasi konvolusi, mengubah input menjadi feature maps dengan melakukan operasi titik antara matriks input dengan filter. Filter terdiri dari banyak matriks dengan bobot K atau biasa disebut kernel. *Convolutional Layer* ini adalah yang pertama menerima input matriks dari citra digital. Setelah melakukan operasi konvolusi,

kemudian dilanjutkan fungsi aktivasi (Wulandari, Yasin dan Widiharih, 2020).

2.6.2 Activation Rectified Linear Units (ReLU) Layer

Aktivasi ReLU berfungsi sebagai pengubah nilai piksel menjadi nol jika terdapat piksel pada gambar dengan nilai kurang dari nol dengan tujuan peningkatan kualitas dengan meminimalkan kesalahan (Hanin, Patmasari dan Nur, 2021).

2.6.3 Pooling Layer

Mengurangi dimensi spasial dari representasi fitur dengan mengambil nilai maksimum dari kelompok piksel dalam area tertentu. *Pooling Layer* bertujuan untuk memperkecil ukuran gambar sehingga dapat dengan mudah diganti oleh *convolution layer* dengan langkah yang sama dengan *Pooling Layer* yang sesuai (Cahya dkk, 2021).

2.6.4 Fully Connected Layer

Pada *Fully Connected Layer* semua node terhubung ke lapisan sebelumnya. Lapisan ini memiliki *hidden layer*, *activation function*, *output layer* dan *loss function*. Dimana setiap layernya memiliki neuron-neuron yang berhubungan dengan neuron-neuron yang berhubungan dengan neuron-neuron layer tetangganya. Output dari hidden layer sebelumnya, berupa feature map yang telah di-reshape menjadi sebuah vektor, dihubungkan dengan output layer untuk diklasifikasikan (Nurdin dkk, 2020). Neuron ini pertama-tama akan diubah menjadi dimensi sebelum dimasukkan ke dalam layer yang terhubung sepenuhnya untuk mempertahankan karakter spasial data (Nurkhasanah dan Murinto, 2021).

2.7 Pengujian Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode yang biasa digunakan untuk menghitung akurasi, *recall*, *precision*, dan tingkat kesalahan. *Precision* mengevaluasi kemampuan sistem untuk menemukan peringkat yang paling relevan dan didefinisikan sebagai presentase dokumen yang diambil yang benar-benar terkait dengan kueri. *Recall* memperkirakan kemampuan sistem untuk menemukan semua item yang relevan dalam kumpulan dokumen dan didefinisikan sebagai persentase dokumen yang relevan dengan kueri.

Tabel 2. 2 Pengujian Confusion Matrix

		Actual Value	
		Positive	Negative
Predict Value	Positive	TP True Positive	FP False Positive
	Negative	FN False Negative	TN True Negative

Keterangan:

- True Positive* (TP) = Banyaknya prediksi positif yang benar
- False Positive* (FP) = Banyaknya prediksi positif yang salah
- True Negative* (TN) = Banyaknya prediksi negatif yang benar
- False Negative* (FN) = Banyaknya prediksi negatif yang salah

Rumus untuk menghitung akurasi, *recall*, *Precision*, dan *error* pada confusion matrix adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \times 100\% \dots\dots\dots(2.3)$$

$$\textit{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(2.4)$$

$$\textit{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(2.5)$$

$$\textit{Error} = 100\% - \textit{Akurasi } 100\% \dots\dots\dots(2.6)$$