



**PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI CITRA DAGING
MENGUNAKAN HYBRID QUANTUM CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (HQCNN)**

KUALIFIKASI

DEDE HERMAN SURYANA

99223121

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS GUNADARMA

JAKARTA

2024

Daftar Isi

BAB 1	4
1.1. Latar Belakang Masalah.....	4
1.2. Rumusan Masalah.....	11
1.3. Batasan Masalah.....	12
1.4. Tujuan Penelitian	12
1.5. Kontribusi dan Manfaat Penelitian	13
BAB 2	15
2.1. Citra	15
2.1.1 Citra Digital	15
2.1.2 Jenis Citra	16
2.2. Pengolahan Citra	22
2.3. <i>Artificial Intelligence</i>.....	23
2.4. <i>Machine Learning</i> (ML).....	25
2.5. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	26
2.5.1 Input Layer	26
2.5.2 <i>Convolution Layer</i>.....	27
2.5.3 <i>Activation Layer</i>	29
2.5.4 <i>Pooling Layer</i>	30
2.5.5 <i>Classification</i>	30
2.6. <i>Quantum Computing</i> (QC)	33
2.7. <i>Quantum Machine Learning</i> (QML)	34
2.8. <i>Hybrid Quantum Convolutional Neural Network</i> (HQCNN)	40
2.9. Data Splitting	42
2.10. <i>Confussion Matrix</i>	43
2.11. Daging.....	44
2.12. Penelitian Terdahulu	46
BAB 3	52
3.1. Tahapan Penelitian	52
3.2. Akuisisi Citra	54
3.2.1 Citra Daging	54

3.3.	<i>Preprocessing</i>	55
3.4.	Pemodelan <i>Quantum Convolution</i>	58
3.5.	Pemodelan CNN	59
3.6.	Hasil Evaluasi Model HQCNN.....	61
3.7.	Jadwal Penelitian.....	61
DAFTAR PUSTAKA.....		63

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Daging dapat dihasilkan melalui pemeliharaan ternak besar seperti sapi, kerbau, dan kuda, serta ternak kecil seperti kambing, domba, dan babi. Sementara itu, ternak unggas seperti ayam buras, ayam ras petelur, ayam ras pedaging, itik, dan itik manila, serta aneka ternak seperti kelinci dan puyuh, juga berkontribusi pada produksi daging. Susu, di sisi lain, diperoleh dari sapi perah, sementara telur berasal dari ayam buras, ayam ras petelur, itik, itik manila, dan puyuh (Ditjenpkh 2023). Daging dianggap sebagai makanan berkualitas tinggi karena kandungannya yang kaya akan protein, vitamin, dan berbagai nutrisi lainnya, serta memberikan efek positif yang bermanfaat bagi kesehatan. Dengan pertumbuhan ekonomi dan peningkatan standar hidup masyarakat, daging kini menjadi salah satu komponen penting dalam pola makan manusia. Kriteria kualitas daging, seperti warna, kelembutan, tekstur, dan kelembapan, memiliki dampak signifikan terhadap preferensi konsumen. Oleh karena itu, pemilihan daging terbaik seringkali ditentukan oleh tekstur, sehingga hal ini dapat memengaruhi keputusan konsumen dalam membeli daging dengan kualitas tertinggi. Daging merupakan salah satu sumber protein yang sangat penting dalam diet manusia. Secara umum, daging dibagi menjadi dua jenis utama: daging merah dan daging putih.

Daging merah adalah jenis daging yang berwarna merah saat mentah dan biasanya tetap berwarna gelap setelah dimasak. Warna merah ini disebabkan oleh kandungan mioglobin yang tinggi. Daging merah merupakan salah satu makanan yang banyak dikonsumsi untuk memenuhi kebutuhan protein tubuh. Selain itu, banyak orang mengonsumsi daging merah karena alasan kuliner dan status sosial. Daging merah mengandung sumber protein tinggi, vitamin B, mineral, serta senyawa bioaktif lainnya yang bermanfaat bagi tubuh. Contoh daging merah adalah daging sapi, kambing, domba, babi, dan kuda (Susanti, Isnawati, and Muhaimin 2022)

Daging putih adalah jenis daging yang berwarna lebih terang ketika mentah dan biasanya tetap cerah atau keputihan setelah dimasak. Kandungan mioglobinnya lebih rendah dibandingkan dengan daging merah. Daging putih kaya akan protein yang sangat penting bagi tubuh, serta memiliki kandungan lemak jenuh yang lebih rendah dibandingkan dengan daging merah. Selain itu, daging putih juga mengandung berbagai vitamin dan mineral seperti vitamin B, niasin, fosfor, dan selenium. Contoh daging putih antara lain daging ayam, bebek, kalkun, dan kelinci (Keeton and Dikeman 2017). Berdasarkan data yang tertera di laman simponi ternak untuk penjualan harga daging merah khususnya daging sapi di wilayah Jawa Barat, Kabupaten Bogor harga di pasaran Rp.130.000/kg dan untuk daging babi di harga Rp.120.000/kg, dan daging kuda dengan harga Rp.120.000.

Permintaan terhadap pangan protein hewani di kalangan masyarakat semakin meningkat seiring dengan pertumbuhan ekonomi Indonesia. Pangan asal hewan (PAH) yang paling diminati sebagai sumber protein utama sehari-hari adalah daging segar, termasuk daging sapi. Keterbatasan stok daging sapi yang disertai dengan lonjakan permintaan menjelang hari besar keagamaan nasional (HBKN) seringkali menyebabkan kenaikan harga daging sapi. Situasi ini kadang dimanfaatkan oleh beberapa pedagang nakal untuk mendapatkan keuntungan lebih besar dengan mencampurkan daging sapi dengan daging babi atau daging kuda. Pencampuran ini bertentangan dengan ajaran agama Islam, karena menjadikan produk tersebut haram untuk dikonsumsi. Hal ini dapat mengganggu ketentraman masyarakat, termasuk penduduk Kabupaten Bogor. Penjaminan kehalalan PAH sangat diperlukan, mengingat sebanyak 93,41% penduduk Kabupaten Bogor beragama Islam (BPS Kabupaten Bogor 2023), serta kebijakan Pemerintah Provinsi Jawa Barat yang sejak lama mengutamakan motto penanganan daging yang aman, sehat, utuh, dan halal (ASUH) (Pemprov Jabar 2023). Pemalsuan daging sapi dengan daging babi atau daging kuda juga dapat menimbulkan kerugian ekonomi akibat berkurangnya kepercayaan konsumen serta meningkatkan risiko penularan penyakit zoonosis karena daging babi yang dicampurkan biasanya berasal dari daging babi hutan atau celeng (Cahyaningsari, Latif, and Sudarnika 2019).

Daging dianggap sebagai makanan berkualitas tinggi karena kandungannya yang kaya akan protein, vitamin, dan berbagai nutrisi lainnya, serta memberikan efek positif yang bermanfaat bagi kesehatan. Dengan pertumbuhan ekonomi dan peningkatan standar hidup masyarakat, daging kini menjadi salah satu komponen penting dalam pola makan manusia. Kriteria kualitas daging, seperti warna, kelembutan, tekstur, dan kelembapan, memiliki dampak signifikan terhadap preferensi konsumen. Oleh karena itu, pemilihan daging terbaik seringkali ditentukan oleh tekstur, sehingga hal ini dapat memengaruhi keputusan konsumen dalam membeli daging dengan kualitas tertinggi.

Daging hewan menampilkan variasi warna dan tekstur yang mencirikan jenisnya. Sebagai contoh, daging sapi ditandai dengan warna merah tua yang kenyal, serat kasar dan kencang, lemak kental dan keras, serta memiliki aroma khas dari daging sapi. Di sisi lain, daging babi memiliki warna merah pucat, serat halus dan longgar, serta tekstur yang lembut, dengan lemak yang kental dan lembut, disertai aroma amis yang khas. Sementara itu, daging kuda menunjukkan warna merah tua dengan tekstur tebal dan serat yang renggang (Purnamasari et al. 2023). Meskipun demikian, sebagian besar masyarakat masih kurang mengenali secara visual, sehingga mereka kesulitan membedakan antara daging sapi, daging kuda, dan daging babi. Keadaan ini sering kali menjadi pemicu terjadinya praktik penipuan dalam transaksi jual beli daging konsumsi. Tindakan penipuan ini dilakukan dengan mencampurkan beberapa jenis daging konsumsi yang berbeda, yang kemudian diakui sebagai daging dengan nilai ekonomis tertinggi.

Kemajuan dalam bidang pengetahuan dan teknologi membuat kita bisa mengenal jenis daging itu. Artificial Intelligence (AI) adalah sebuah ilmu dalam bidang komputer yang bertujuan untuk membangun dan mengembangkan sistem-sistem, mesin-mesin, dan peralatan yang dapat melakukan pekerjaan-pekerjaan yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia. AI menggunakan algoritma dan model-model matematika untuk memungkinkan komputer belajar dari data, mengenali pola, dan membuat keputusan cerdas. Konsep-konsep penting dalam AI termasuk Machine Learning (ML), Neural Networks, dan Natural Language Processing. AI

telah membawa pengaruh besar bagi berbagai bidang seperti pengenalan suara, pengenalan wajah, pengenalan gambar dan kesehatan.

Machine Learning adalah cabang dari AI yang mengandalkan data dan algoritma untuk meniru cara manusia belajar, dengan hasil kinerja yang meningkat pelan-pelan. ML adalah proses dari data untuk membuat model yang bisa digunakan prediksi atau tindakan. Ada ialah tiga di Malai murid ini: belajar di supervisi (iaitu menggunakan data yang diketahui untuk membuat prediksi), belajar tidak di supervisi (iaitu mencari pola dalam data yang tidak diketahui), dan belajar kuat (iaitu menggunakan sistem ganjaran dan hukuman supaya tindakan yang dihasilkan tepat).

Neural Network (NN) adalah model komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia, digunakan untuk berbagai tugas seperti pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, dan pengambilan keputusan. Neural Network (NN) adalah sistem komputasi yang terdiri dari banyak unit sederhana yang saling terhubung, yang disebut node, masing-masing bertanggung jawab atas perhitungan dasar. NN berfungsi menyerupai neuron dalam otak manusia dan sering digunakan dalam pembelajaran mesin terawasi. NN dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis utama: pembelajaran urutan, klasifikasi, dan pendekatan fungsi. Setiap jenis memiliki aplikasi dan kegunaan yang spesifik dalam berbagai bidang, mulai dari analisis data hingga pengenalan pola.

Deep learning merupakan teknik pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan (Neural Network) dengan banyak lapisan neuron untuk mengekstraksi fitur yang kompleks dari data input dalam hierarki. Keunggulan deep learning terletak pada jumlah dan kompleksitas lapisan neuronnya, yang membedakannya dari pembelajaran mesin konvensional. Kemampuan deep learning untuk mempelajari pola dari data yang kompleks dan abstrak membuatnya sukses dalam pengenalan citra, pemrosesan bahasa alami, pengenalan suara, dan bidang-bidang lainnya (Eriana and Zein 2019).

Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode pemrosesan data yang menggabungkan beberapa lapisan konvolusi, dimana setiap lapisan menggunakan elemen-elemen yang beroperasi secara paralel, terinspirasi dari sistem saraf

biologis manusia. CNN merupakan salah satu jenis algoritma Deep Learning yang sering diterapkan dalam klasifikasi citra digital (Efendi et al. 2022).

Machine learning kuantum adalah sub-bidang baru dalam komputasi kuantum yang menggabungkan dua bidang spesifik menjadi satu. Proses keseluruhan machine learning kuantum mirip dengan machine learning pada komputer klasik karena merupakan kombinasi komputasi kuantum-klasik. Beberapa komponen kunci dari proses machine learning klasik digantikan oleh output komputer kuantum, terutama dalam menghitung fungsi kesalahan yang dioptimalkan. Pada machine learning kuantum, salah satu nilai ekspektasi dari qubit dalam sirkuit kuantum digunakan untuk fungsi kesalahan, sementara beberapa parameter klasik juga tetap digunakan untuk menyetel dan melatih jaringan kuantum. Dalam pengolahan data pada sirkuit kuantum, operasi multi-qubit diterapkan untuk memanipulasi qubit pembacaan sesuai dengan input data. Operasi-operasi ini biasanya menggunakan gerbang rotasi terkontrol pada qubit pembacaan dan dikendalikan dari qubit data. Setelah menjalankan sirkuit beberapa kali, nilai ekspektasi dari qubit pembacaan digunakan sebagai output akhir untuk menghitung fungsi kerugian. Untuk menemukan nilai parameter optimal dalam machine learning kuantum, metode yang umum digunakan adalah varian dari gradien descent. Namun, perhitungan gradien pada komputer kuantum memerlukan komputasi parsial, yang merupakan perbedaan besar dengan machine learning klasik yang menggunakan backpropagation. Metode lain seperti peraturan pergeseran parameter telah dikembangkan untuk menghitung gradien pada komputer kuantum tanpa mengganggu perilaku kuantum yang dimanfaatkan.

QCNN adalah sebuah inovasi dalam desain CNN yang digunakan untuk vektor multidimensi dengan menggunakan sirkuit kuantum sebagai filter konvolusional. Dalam mengadopsi konsep komputasi kuantum untuk memproses informasi spasial, QCNN menggunakan konvolusi versi kuantum yang disebut quanvolution. Filter quanvolutional pada QCNN terdiri dari tiga bagian utama: encoder, parameterized quantum circuit (PQC), dan pengukuran. Encoder digunakan untuk menghubungkan rangkaian filter kuantum dengan data klasik. Setelah proses pengkodean, PQC dengan gerbang kesatuan digunakan untuk

menggabungkan dan memanfaatkan informasi spasial seperti yang dilakukan oleh lapisan konvolusi dalam CNN klasik. Dengan melakukan pengukuran terhadap output PQC, QCNN dapat menghasilkan data yang telah mengalami proses *quantum entanglement*. Hal penting yang perlu diperhatikan adalah bahwa dengan melakukan pengukuran secara selektif terhadap qubit PQC, QCNN dapat mengurangi dimensi seperti yang dilakukan oleh lapisan penyatuan dalam CNN (Byrne, Cook, and Evans 2023).

Teknologi pemrosesan gambar merupakan salah satu inovasi yang mampu mengenali jenis daging, sehingga tidak diperlukan lagi proses identifikasi secara manual. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Detty Purnamasari, Koko Bachrudin, Dede Herman Suryana, Robert dalam melakukan klasifikasi 3 jenis daging menggunakan CNN. Metode yang digunakan adalah *weighted average grayscale* dan arsitektur MobileNet v2 didapatkan akurasi sebesar 93,15% (Purnamasari et al. 2023). Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk tugas-tugas pengenalan pola visual, terutama pada data berstruktur grid seperti citra. Arsitektur ini terdiri dari beberapa lapisan utama yang bekerja sama untuk mengekstrak dan memahami fitur-fitur penting dalam citra.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Al-Zafar Khan, Nouhaila Innan, Abdullah Al Omar Galib, dan Mohamed Bennai menyelidiki penggunaan Jaringan Saraf Konvolusi Kuantum (QCNN) untuk diagnosis tumor otak. Penelitian ini menggabungkan dua teknik: CNN klasik dan Quantum Machine Learning (QML) untuk menganalisis citra MRI. QCNN bekerja mirip dengan CNN, namun menggunakan jaringan konvolusi kuantum dan fungsi transkripsi untuk mengekstraksi fitur dari gambar. Hasil konvolusi kuantum kemudian diproses oleh *fully connected layer* atau Neural Network dari CNN klasik. Perpaduan ini memanfaatkan kemampuan superposisi qubit dalam komputasi kuantum, di mana qubit dapat berada dalam keadaan campuran 0 dan 1 secara bersamaan, berbeda dengan keadaan bit klasik 0 atau 1. Penelitian ini menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan QCNN mencapai akurasi diagnosis sebesar 99,67% (Khan et al. 2024).

Untuk mengatasi tantangan ini, teknologi pengolahan citra digital menjadi solusi yang efektif. Metode klasik seperti Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti berhasil dalam mengenali pola dan fitur dalam citra, membantu mengidentifikasi jenis daging secara akurat, serta mengurangi risiko penipuan dan kebutuhan identifikasi manual. Seiring perjalanan jaman, teknologi terkini yang mengadopsi konsep dari jaringan syaraf tiruan, seperti CNN, adalah Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN).

HQCNN merupakan terobosan baru dalam pengolahan citra dengan menggabungkan kekuatan mekanika kuantum dan jaringan saraf tiruan. HQCNN memanfaatkan qubit untuk merepresentasikan data citra, memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih kompleks dan akurat dibandingkan metode klasik. Kemampuan ini membuka peluang untuk meningkatkan akurasi klasifikasi gambar, efisiensi pengolahan citra, dan kemampuan generalisasi model. HQCNN memiliki berbagai aplikasi potensial, seperti klasifikasi gambar, pengenalan wajah, segmentasi gambar, dan enhancement gambar. Meskipun masih terkendala oleh ketersediaan perangkat keras dan algoritma pelatihan, HQCNN menunjukkan potensi besar untuk merevolusi berbagai aplikasi pengolahan citra di masa depan (Cong, Choi, and Lukin 2019).

Berdasarkan analisis terhadap CNN klasik dan QCNN di dapatkan kelemahan yang dapat diatasi oleh QCNN. Yang pertama adalah permasalahan “Overfitting”, CNN rentan terhadap masalah "overfitting" karena CNN cenderung belajar distribusi probabilitas data pelatihan dengan sangat baik, bahkan sampai ke tingkat yang memungkinkan CNN mempelajari noise dan outlier yang tidak relevan. Sementara itu, Quantum Convolutional Neural Networks (QCNNs) memiliki potensi untuk menjadi kurang rentan terhadap overfitting. Ini disebabkan oleh sifat-sifat kuantumnya yang memungkinkan mereka untuk menghasilkan representasi yang lebih efisien dari data dan menangani dimensi yang lebih besar tanpa kehilangan fokus pada fitur-fitur penting. Dengan kata lain, QCNNs dapat lebih baik dalam memfilter noise dan outlier yang tidak relevan dalam data pelatihan, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kinerja model dalam tugas-tugas seperti klasifikasi gambar. Yang kedua adalah permasalahan “Biaya komputasi”, CNN

memiliki waktu proses kuadrat, yang berarti waktu prosesnya meningkat secara signifikan seiring dengan bertambahnya jumlah peta fitur dan ukuran filter konvolusi. Hal ini dapat menjadi kendala dalam aplikasi praktis yang membutuhkan pemrosesan gambar yang cepat. Di sisi lain, QCNN memiliki waktu proses yang jauh lama karena superposisi qubit dalam komputasi kuantum. Superposisi qubit memungkinkan QCNN untuk memproses beberapa data secara bersamaan. Yang ketiga adalah permasalahan “Pemetaan Pembelajaran dari Fitur ke Prediktor”, Ketika dataset citra menjadi lebih rumit, dan ukurannya lebih luas, CNN terbatas dalam ekspresivitasnya. QCNN memiliki potensi untuk menjadi lebih ekspresif karena untuk mengeksplorasi sifat mekanika kuantum superposisi dan (entanglement) belitan. Entanglement dalam QCNN mengacu pada keterkaitan kuantum antara qubit-qubit yang membentuk jaringan tersebut. Entanglement digunakan untuk menghasilkan representasi yang lebih kuat dan lebih efisien dari data. Dengan mengintegrasikan entanglement antara qubit-qubit yang mewakili fitur-fitur data, QCNN dapat memperoleh pemahaman yang lebih dalam tentang struktur data dan pola yang ada di dalamnya. Ini dapat menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat atau representasi yang lebih informatif dari data citra.

Berdasarkan analisis di atas, penelitian ini mengusulkan sebuah pengembangan model klasifikasi citra daging menggunakan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN). Penelitian yang dilakukan akan mengembangkan model klasifikasi citra daging yang biasanya menggunakan CNN menjadi menggunakan HQCNN. Data citra klasik yang berbentuk RGB di proses menggunakan konvolusi kuantum (QC) dan dilakukan proses klasifikasi menggunakan fully connected layer (NN) yang di jalankan pada mesin klasik, inilah konsep yang akan dikembangkan dengan menggabungkan algoritma kuantum dan algoritma klasik.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan di atas, penulis memberikan rumusan masalah yang akan dijadikan bahan penelitian sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan model klasifikasi citra daging menggunakan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN)?
2. Bagaimana menerapkan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis daging secara akurat berdasarkan warna, dan tekstur?
3. Bagaimana memvalidasi dan menguji keefektifan model klasifikasi citra daging yang dikembangkan menggunakan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) dalam mengatasi tantangan identifikasi visual pada daging sapi, daging kuda, dan daging babi?

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini, adalah:

1. Penelitian ini terbatas pada pengembangan model klasifikasi citra daging menggunakan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN).
2. Data citra yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra daging sapi, citra daging kuda, dan citra daging babi.
3. Proses pengolahan citra dilakukan dengan mengonvolusi data citra klasik yang berbentuk RGB menggunakan Quantum Convolutional.
4. Pengujian dan validasi model dilakukan menggunakan dataset citra daging yang sudah diketahui jenisnya dan memiliki label yang sesuai.
5. Penelitian ini tidak membahas implementasi HQCNN pada perangkat keras kuantum aktual, melainkan fokus pada penggunaan HQCNN dalam konteks pengolahan citra pada mesin klasik.
6. Penelitian ini mengabaikan kompleksitas waktu karena perangkat keras (komputer) yang digunakan adalah komputer klasik bukan komputer kuantum.
7. Penelitian ini melakukan perbandingan hasil akurasi HQCNN dengan CNN dengan menggunakan paramter yang sama terhadap klasifikasi daging.

1.4. Tujuan Penelitian

Terdapat beberapa tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Mengembangkan model klasifikasi citra daging menggunakan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) untuk meningkatkan akurasi identifikasi jenis daging berdasarkan karakteristik visual seperti warna, dan tekstur.
2. Menerapkan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis daging secara akurat berdasarkan warna dan tekstur bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses klasifikasi citra daging.
3. Memvalidasi keefektifan model klasifikasi citra daging yang dikembangkan dengan mengevaluasi hasilnya diluar data latih serta mengevaluasi menggunakan confusion matrix. Selain itu, model ini juga dibandingkan dengan kinerja algoritma CNN klasik untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang keunggulan dan kelemahan model yang dikembangkan.

1.5. Kontribusi dan Manfaat Penelitian

Kontribusi keilmuan yang didapatkan dari hasil penelitian ini adalah model klasifikasi untuk membedakan citra daging sapi, daging kuda, dan daging babi. Pendekatan yang digunakan adalah Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) yang merupakan inovasi dari Convolutional Neural Network (CNN) dalam konteks ini.

Manfaat dari hasil penelitian ini adalah menghadirkan inovasi dalam penggunaan Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN), yang dapat membuka jalan baru untuk pengembangan teknologi dalam bidang kecerdasan buatan (AI). Dengan memadukan elemen kuantum dan klasik dalam arsitektur jaringan neural, HQCNN dapat memberikan potensi untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi algoritma pembelajaran mesin, memungkinkan pengembangan model-model AI yang lebih kuat dan adaptif. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dan kontribusi dalam identifikasi visual pada produk daging, terutama daging sapi, daging kuda, dan daging babi, dengan lebih tepat dalam memilih jenis daging tersebut. Selain itu, jika model yang dikembangkan dalam

penelitian ini dapat diintegrasikan ke dalam platform Android atau web, hal ini dapat meningkatkan kemampuan pengenalan citra daging secara lebih canggih dan dapat diakses secara lebih luas. Dengan demikian, aplikasi praktis dari penelitian ini dapat memberikan manfaat yang signifikan dalam bidang pengenalan produk daging secara otomatis dan efisien.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Citra

Citra secara visual adalah representasi informasi yang dapat dilihat oleh mata manusia, memungkinkan analisis yang efektif dan pemahaman yang baik. Informasi dalam citra dapat dibagi menjadi dua bagian utama: informasi dasar dan informasi yang bersifat abstrak. Informasi dasar meliputi warna, bentuk, dan tekstur, yang dapat diproses oleh komputer tanpa bantuan khusus. Pengolahan dasar dari informasi ini disebut sebagai analisis citra tingkat rendah. Sementara itu, informasi abstrak memerlukan pemahaman khusus, seperti dalam pengolahan raut wajah untuk menafsirkan kondisi emosional seseorang (Madenda. S, 2015).

Citra terbagi dua jenis, yakni citra kontinu dan citra diskrit. Citra kontinu dihasilkan oleh sistem optik yang menerima sinyal analog, contohnya adalah mata manusia dan kamera analog. Sedangkan citra diskrit dihasilkan melalui proses digitalisasi terhadap citra kontinu. Beberapa sistem optik dilengkapi dengan fungsi digitalisasi sehingga dapat menciptakan citra diskrit, seperti kamera digital dan scanner. Citra diskrit juga disebut citra digital. Komputer yang sering digunakan saat ini mampu melakukan pengolahan citra digital (Gonzalez and Woods 2018).

2.1.1 Citra Digital

Citra digital merupakan representasi dua dimensi (2D) dari suatu gambar yang disimpan dalam bentuk data numerik. Data numerik ini merepresentasikan intensitas cahaya pada setiap titik gambar, yang disebut piksel. Secara matematis citra digital dapat direpresentasikan sebagai matriks dua dimensi $f(x, y)$, dimana x dan y mewakili koordinat piksel dalam citra dan $f(x, y)$ mewakili nilai intensitas piksel pada koordinat (x, y) . Nilai intensitas $f(x, y)$ dapat berkisar antara 0 (hitam) dan 255 (putih) untuk citra grayscale, dan 0 – 255 untuk setiap kanal warna (merah, hijau, biru) pada citra berwarna atau RGB.

Citra digital dapat direpresentasikan sebagai matriks, dimana setiap elemen matriks mewakili nilai intensitas piksel pada koordinat tertentu. Matriks ini memiliki dimensi $N \times M$, dimana N adalah tinggi dan M adalah lebar pada gambar.

$$N = \text{jumlah baris} \quad 0 \leq x \leq N - 1$$

$$M = \text{jumlah kolom} \quad 0 \leq y \leq M - 1$$

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \dots (2.1)$$

Persamaan 2.1 merupakan representasi citra digital dalam bentuk matriks, dimana setiap elemen matriks mewakili nilai intensitas piksel pada koordinat tertentu. Matriks ini memiliki dimensi $M \times N$, dimana M adalah jumlah baris dan N adalah jumlah kolom pada gambar.

2.1.2 Jenis Citra

Jenis citra dibedakan menjadi dua, yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah gambar yang membentuk gelombang kontinu tanpa putus, sementara citra digital memiliki bentuk gelombang yang diskrit. Selain perbedaan tersebut, citra juga dapat dilihat berdasarkan konten visualnya, dibagi menjadi citra berwarna, citra skala gray level, dan citra biner.

2.1.2.1 Citra Berwarna

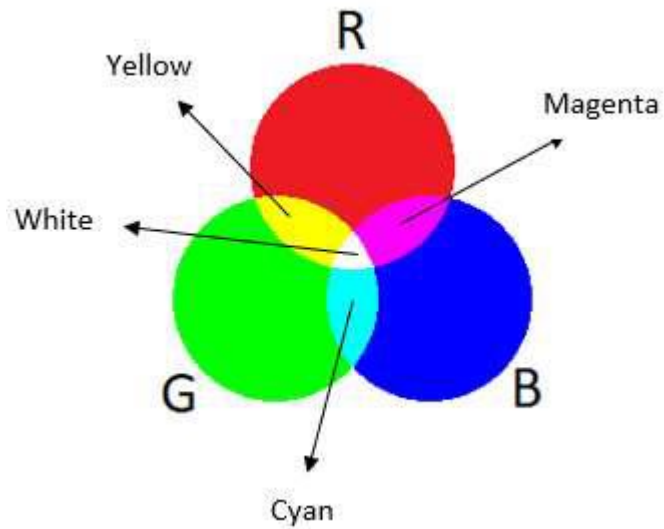
Gambar berwarna (true color image) adalah gambar yang memiliki informasi warna yang lengkap, di mana warna tersebut direpresentasikan dalam nilai-nilai piksel yang mencakup luminansi, hue, dan chrominance/saturasi. Luminansi adalah ukuran tingkat kecerahan warna. Mengubah nilai luminansi akan mengubah tingkat kecerahan warna menjadi lebih terang atau lebih gelap.

Hue merupakan salah satu aspek utama warna yang dinyatakan dalam derajat (0° - 360°). Warna dasar seperti merah memiliki nilai hue 0 atau 360° , hijau memiliki nilai hue 120° , dan biru memiliki nilai hue 240° . Warna lainnya memiliki nilai hue sesuai campuran warna yang ada.

Chrominance atau saturasi mencerminkan tingkat kejenuhan warna. Semakin rendah nilai chrominance, warna akan semakin pudar atau berubah menjadi putih/abu-abu. Sebaliknya, semakin tinggi nilai chrominance, warna akan semakin jenuh. Gambar berwarna direpresentasikan dalam tiga komponen warna: merah (R), hijau (G), dan biru (B). Setiap komponen umumnya diwakili dalam 8 bit, sehingga totalnya adalah 24 bit (tiga byte). Gambar berwarna dapat memiliki hingga 2^{24} variasi warna (16.777.216 variasi warna).

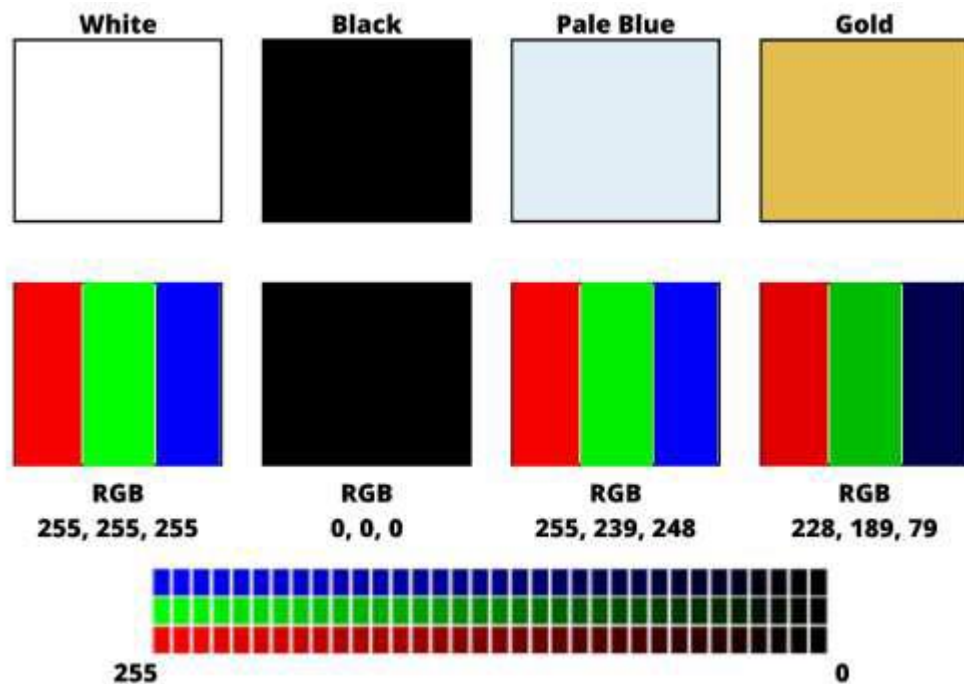
Secara matematis, gambar berwarna direpresentasikan dalam matriks tiga dimensi $f(n, m, k)$, di mana n dan m merupakan koordinat piksel, sedangkan k ($1 = R$, $2 = G$, $3 = B$) adalah komponen warna. Proses pemrosesan gambar berwarna dapat menggunakan berbagai ruang warna, seperti CMYK, HSV, HSL, Lab, Luv, YCbCr, dan HCL, sesuai dengan kebutuhan aplikasi. Misalnya, tampilan monitor menggunakan ruang warna RGB, sedangkan printer berwarna biasanya menggunakan CMYK. Ruang warna tersebut mempengaruhi cara gambar berwarna diproses dan diinterpretasikan (Madenda. S, 2015).

Red, Green, Blue (RGB) adalah struktur tiga dimensi, di mana dimensi pertama, R, merepresentasikan warna merah, dimensi kedua, G, merepresentasikan warna hijau, dan dimensi ketiga, B, merepresentasikan warna biru. Representasi warna ditunjukkan pada Gambar 2.1. Setiap komponen warna memiliki nilai intensitas yang berkisar dari 0 hingga 255, dan warna pada setiap piksel dapat dibentuk dengan mencampur ketiga warna tersebut seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.2 (Al-Azzeh et al. 2019).



Gambar 2. 1 Dimensi Warna

Nilai 0 adalah komponen warna hitam (no intensity), dan nilai 255 yang berarti full intensity sehingga memiliki warna lebih cerah (putih). Jika nilai RGB memiliki nilai 0,0,0 ($R=0, G=0, B=0$), maka menghasilkan objek warna hitam, jika nilai RGB 255,0,0 ($R=255, G=0, B=0$) menghasilkan warna merah terang, jika nilai RGB 0,255,0 ($R=0, G=255, B=0$) menghasilkan warna hijau terang, jika nilai RGB 0,0,255 ($R=0, G=0, B=255$) menghasilkan warna biru terang, jika nilai RGB 255,255,255 ($R=255, G=255, B=255$) menghasilkan warna putih terang, serta nilai RGB 127,127,127 ($R=127, G=127, B=127$) adalah berwarna abu-abu.



Gambar 2. 2 Representasi piksel warna RGB

Gambar 2.3 memperlihatkan contoh citra berwarna berukuran 1381 x 1381 piksel ($N = 1381$ dan $M = 1381$).



Gambar 2. 3 Citra berwarna dengan ukuran 1381 x 1381 piksel

Analisis Citra RGB menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) adalah proses untuk meningkatkan kontras dan ketajaman

citra yang berwarna menggunakan teknik pemrosesan citra. CLAHE adalah metode yang populer dalam pemrosesan citra yang digunakan untuk menyeimbangkan distribusi intensitas piksel di seluruh gambar, khususnya dalam kasus citra dengan variasi pencahayaan yang tidak merata atau citra yang memiliki kontras rendah. Proses CLAHE terdiri dari beberapa langkah, yang meliputi pembentukan histogram citra RGB, penerapan CLAHE untuk meningkatkan kontras dan meningkatkan detail dalam citra, dan konversi kembali citra yang telah ditingkatkan kontrasnya ke format RGB untuk analisis lebih lanjut atau untuk digunakan dalam aplikasi pemrosesan citra. Kelebihan dari analisis citra RGB menggunakan CLAHE meliputi kemampuannya dalam meningkatkan kontras dengan cara adaptif dan lokal, tanpa mengorbankan detail di daerah dengan intensitas yang relatif konstan, serta kemampuannya untuk mempertahankan warna asli dan meningkatkan daya pembeda dalam citra berwarna. Analisis citra RGB menggunakan CLAHE umumnya digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan citra, termasuk dalam diagnostik medis, pengolahan citra satelit, pengenalan pola, dan banyak lagi (Matondang 2018).

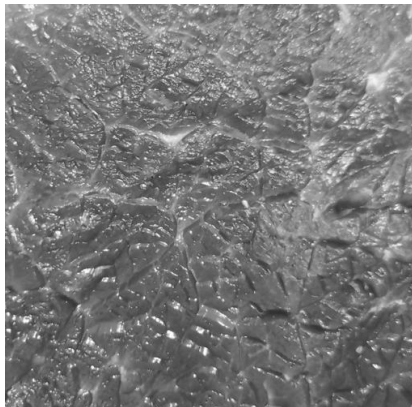
2.1.2.2 Citra Gray level

Citra gray level adalah citra yang hanya memiliki satu saluran (channel). Setiap piksel dalam citra tersebut hanya menunjukkan jumlah cahaya pada gambar, mengangkut informasi intensitas saja. Terdapat berbagai metode untuk mengonversi citra berwarna menjadi citra grayscale, seperti *Average Method* dan *Weighted Method*. Proses konversi citra menggunakan *Average Method* mengikuti formula yang diberikan dalam Rumus (1). Namun, *Average Method* dianggap kurang sesuai dengan persepsi mata terhadap gambar, sehingga perlu pembobotan yang berbeda untuk setiap komponen warna. Oleh karena itu, dikembangkan *Weighted Method*, yang memberikan bobot lebih pada komponen warna hijau karena sensitivitas mata manusia terhadap warna hijau lebih tinggi. Formula yang digunakan dalam Metode Berbobot tercantum dalam Rumus (2).

$$g = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (1)$$

$$g = 0,299 R + 0,587 G + 0,114 B \quad (2)$$

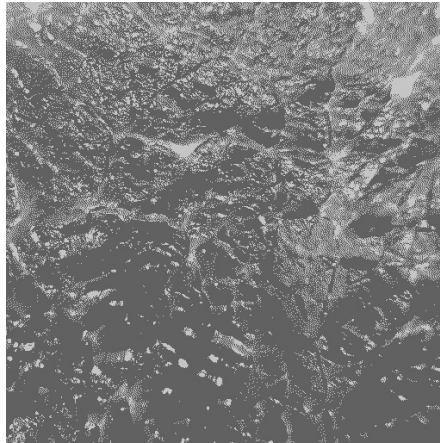
Gambar 2.4 memperlihatkan contoh citra gray level dari hasil konversi RGB ke Gray level.



Gambar 2. 4 Citra Gray level dengan ukuran 1381 x 1381 piksel

2.1.2.3 Citra Biner

Citra biner merupakan bagian dari citra gray-level yang hanya memiliki dua tingkat keabuan, yakni 0 yang mewakili warna hitam dan 1 yang mewakili warna putih. Oleh karena itu, setiap piksel dalam citra biner diwakili menggunakan hanya 1 bit. Proses pembentukan citra biner melibatkan penggunaan nilai ambang (threshold): jika nilai piksel lebih kecil dari ambang batas, maka nilai piksel tersebut diubah menjadi 0 (warna hitam), sedangkan jika lebih besar atau sama dengan nilai ambang, nilai piksel diubah menjadi 1 (warna putih). Gambar 1.10 menampilkan citra biner yang dihasilkan dari citra gray-level pada Gambar 1.8 dengan menggunakan nilai ambang 75 (pemilihan nilai ambang sering disesuaikan dengan kebutuhan karena tidak ada standar tertentu). Gambar 2.5 menampilkan citra biner.



Gambar 2. 5 Citra Biner dengan ukuran 1381 x 1381 piksel

Secara visual, citra biner tidak mengandung banyak informasi dibandingkan dengan citra gray-level. Namun, citra biner sangat penting dalam proses tertentu.

2.2. Pengolahan Citra

Pengolahan citra merupakan operasi yang dilakukan pada citra menggunakan sistem komputer untuk meningkatkan kualitas citra tersebut. Tujuan dari pengolahan citra adalah untuk meningkatkan kualitas citra sehingga lebih mudah diinterpretasikan oleh manusia atau mesin, khususnya komputer. Metode pemrosesan citra melibatkan transformasi citra sehingga citra yang dihasilkan memiliki kualitas yang lebih baik daripada citra awal. Dengan demikian, citra digunakan sebagai input dan output dari proses ini juga merupakan citra dengan kualitas yang ditingkatkan dibandingkan dengan citra input (Nafiah 2019).

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) adalah pengembangan dari metode Adaptive Histogram Equalization (AHE). Metode ini mampu menghasilkan gambar yang lebih baik dibandingkan dengan gambar asli yang belum diproses. Berbeda dengan HE yang bekerja secara global, algoritma CLAHE membagi gambar menjadi area-area yang lebih kecil dan menerapkan HE pada setiap area tersebut. Algoritma CLAHE dapat dijelaskan sebagai berikut.

- a. Citra asli dibagi menjadi sub-citra yang berukuran $M \times N$
- b. Menghitung histogram dari setiap sub-citra

c. *Clipped histogram* dari setiap citra.

Jumlah piksel pada sub-citra di distribusi pada masing-masing derajat keabuan. Rata-rata jumlah piksel pada setiap derajat keabuan dirumuskan pada persamaan 2.2.

$$N_{avg} = \frac{N_{CR-Xp} \times N_{CR-Yp}}{N_{gray}} \dots\dots\dots(2.2)$$

N_{avg} adalah rata-rata nilai piksel, N_{gray} adalah jumlah nilai derajat keabuan pada sub citra, N_{CR-Xp} adalah jumlah piksel pada dimensi X dari sub citra, N_{CR-Yp} adalah jumlah piksel pada dimensi Y dari sub citra.

Selanjutnya menghitung clip limit dari histogram dengan menggunakan persamaan 2.3.

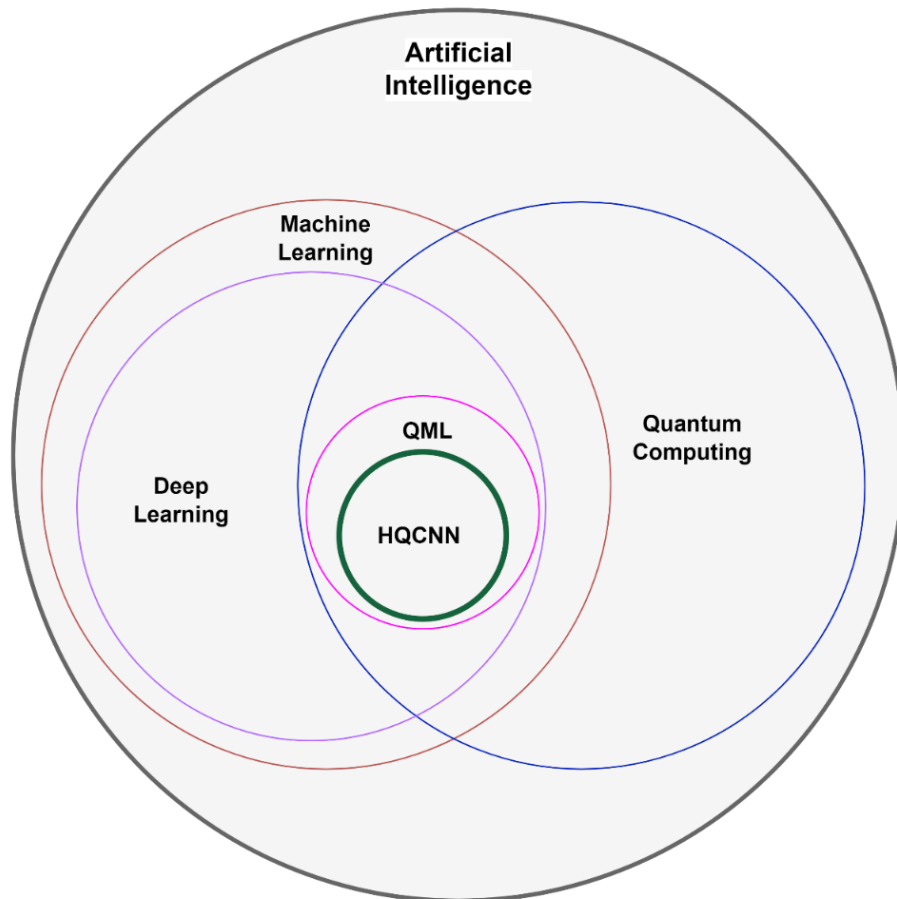
$$\beta = \frac{M}{N} \left(1 + \frac{\alpha}{100} (S - 1) \cos \frac{1}{2} (\alpha \mp \beta) \right) \dots\dots\dots(2.3)$$

Variabel M menyatakan luas region size, N menyatakan nilai grayscale (256) dan α merupakan *clip factor* menyatakan penambahan batas limit suatu histogramnya yang bernilai antara 0 sampai 100. Histogram diatas nilai clip limit dianggap kelebihan (excess) piksel yang akan didistribusikan kepada area sekitar dibawah clip limit sehingga histogram merata. Permasalahan peningkatan kontras yang berlebihan pada AHE dapat diatasi dengan menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram* (CLAHE), yaitu memberikan nilai batas pada histogram. Nilai batas ini disebut dengan *clip limit* yang menyatakan batas maksimum tinggi suatu histogram. Cara menghitung *clip limit* suatu histogram dapat didefinisikan dengan persamaan 2.3.

2.3. *Artificial Intelligence*

Artificial Intelligence (AI) adalah bidang ilmu komputer yang berkembang, yang menciptakan sistem yang meniru kecerdasan manusia. AI memiliki kemampuan untuk belajar, merencanakan, dan memahami, menyerupai kecerdasan manusia. Ini mencakup berbagai tugas seperti pengenalan visual, pemahaman

suara, pengambilan keputusan, dan penerjemahan bahasa. John McCarthy, yang dikenal sebagai bapak AI, mendefinisikan AI sebagai "ilmu dan teknik pembuatan mesin cerdas, terutama program komputer cerdas." (McCarthy 2022).



Gambar 2. 6 Bidang AI

Dalam bidang kecerdasan buatan, terdapat dua algoritma yang sering digunakan, yaitu machine learning dan deep learning. Model-model ini memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan banyak digunakan oleh individu, perusahaan, dan lembaga pemerintahan untuk membangun sistem prediksi khusus. Machine learning (ML) adalah algoritma atau model yang digunakan pada sistem komputer untuk menjalankan perintah tertentu secara efisien tanpa instruksi eksplisit (Chidinma-Mary-Agbai 2020). *Deep learning*, juga dikenal sebagai *deep structured learning* atau *hierarchical learning*, menggunakan transformasi non-linear ganda dan memiliki beberapa lapisan jaringan syaraf yang mendalam. *Deep learning* adalah penggabungan antara *machine learning* dan kecerdasan buatan,

yang juga dikenal sebagai Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) [Primartha, 2018]. Ada beberapa algoritma *deep learning* diantaranya adalah sebagai berikut:

1. *Convolutional Neural Network*
2. *Restricted Boltzmann Machine* (RBM)
3. *Deep Belief Networks* (DBN)

2.4. Machine Learning (ML)

Machine learning adalah penerapan teknologi komputer dan algoritma matematika yang berfokus pada pembelajaran dari data dan menghasilkan prediksi di masa depan. Proses pembelajarannya terdiri dari dua tahap, yaitu pelatihan dan pengujian. Bidang machine learning membahas cara membangun program komputer agar dapat meningkatkan kinerjanya secara otomatis berdasarkan pengalaman. Penelitian terkini mengungkapkan bahwa machine learning terbagi menjadi tiga kategori utama: Supervised Learning, Unsupervised Learning, dan Reinforcement Learning.

Supervised Learning adalah pendekatan di mana model mesin belajar dari data yang telah diberi label dengan benar. Data pelatih terdiri dari pasangan input-output, yang digunakan oleh model untuk memetakan input ke output yang sesuai. Sebagai contoh, dalam klasifikasi gambar, model mempelajari ciri-ciri yang membedakan objek (misalnya, kucing) berdasarkan label yang diberikan pada gambar tersebut.

Unsupervised Learning adalah jenis pembelajaran yang dilakukan tanpa label pada data. Tujuannya adalah untuk menemukan struktur atau pola yang tersembunyi dalam data tanpa bantuan label. Sebagai contoh, klustering adalah teknik di mana model mempelajari kelompok-kelompok data yang memiliki kesamaan tanpa informasi label yang jelas.

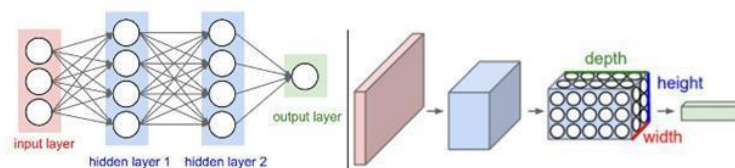
Reinforcement Learning adalah paradigma di mana agen belajar untuk mengambil tindakan tertentu dalam lingkungan untuk mencapai tujuan dan

memaksimalkan reward. Agen berinteraksi dengan lingkungan, mengambil tindakan, dan menerima feedback dalam bentuk reward atau penalty berdasarkan kinerja tindakan tersebut. Contoh aplikasinya adalah dalam permainan video, di mana agen belajar untuk memainkan permainan dengan baik berdasarkan reward yang diberikan saat mencapai tujuan tertentu (Roihan, Sunarya, and Rafika 2020).

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah varian dari Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang merupakan evolusi dari multi layer perceptron (MLP), dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi. CNN termasuk dalam kategori Deep Neural Network karena memiliki struktur yang dalam dan sering digunakan dalam pemrosesan citra.

CNN memiliki kesamaan dasar dengan MLP dalam cara kerjanya, tetapi di dalam CNN, neuron-neuron direpresentasikan dalam bentuk tiga dimensi, berbeda dengan MLP di mana setiap neuron memiliki dimensi satu. Hal ini menyebabkan parameter bobot pada CNN dan MLP berbeda. MLP memiliki bobot satu dimensi, yaitu jumlah neuron input, sementara operasi linear pada CNN menggunakan operasi konvolusi dan bobot direpresentasikan dalam tiga dimensi, yakni tinggi piksel, lebar piksel, dan channel warna. Gambar 2.7 menjelaskan arsitektur dari CNN.

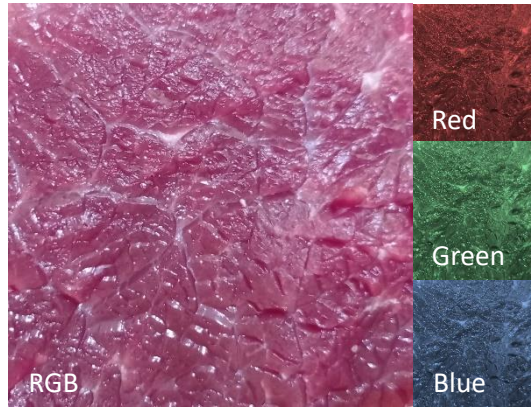


Gambar 2. 7 Arsitektur Convolutional Neural Network (Sumber : medium.com)

2.5.1 Input Layer

Lapisan input ini memuat nilai piksel dari citra yang dimasukkan (Alwanda, Ramadhan, and Alamsyah 2020). Untuk citra dengan resolusi 64x64 piksel dan menggunakan tiga saluran warna RGB (merah, hijau, biru), masukan

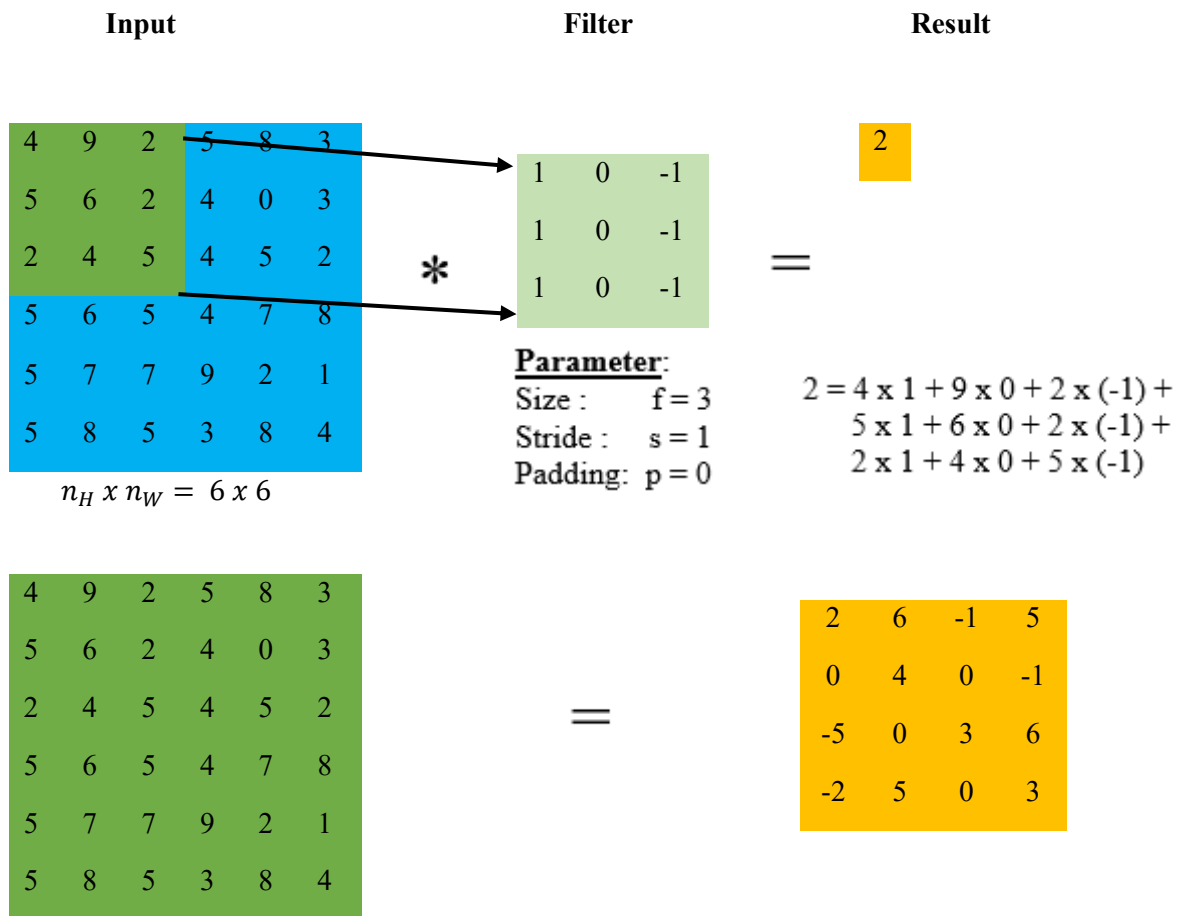
direpresentasikan sebagai matriks piksel dengan ukuran $64 \times 64 \times 3$. Gambar 2.5 mengilustrasikan saluran warna RGB tersebut.



Gambar 2. 8 Proses input layer

2.5.2 *Convolution Layer*

Convolution Layer adalah komponen inti dari CNN, dimana lapisan ini bertugas untuk menciptakan citra baru yang menunjukkan atribut dari citra masukan. Dalam proses ini, lapisan konvolusi menerapkan filter ke seluruh citra masukan. CNN terdiri dari neuron yang membentuk filter dengan ukuran tertentu dalam panjang dan lebar (dalam piksel). Filter ini digeser ke seluruh bagian citra, dan pada setiap pergeseran, dilakukan operasi 'dot' antara input dan filter tersebut. Proses ini menghasilkan nilai output yang dikenal sebagai peta aktivasi atau peta fitur. Gambar 2.6 menggambarkan operasi 'dot' antara input berukuran $6 \times 6 \times 3$ dengan filter berukuran $3 \times 3 \times 3$ pada lapisan konvolusi untuk menghasilkan output.



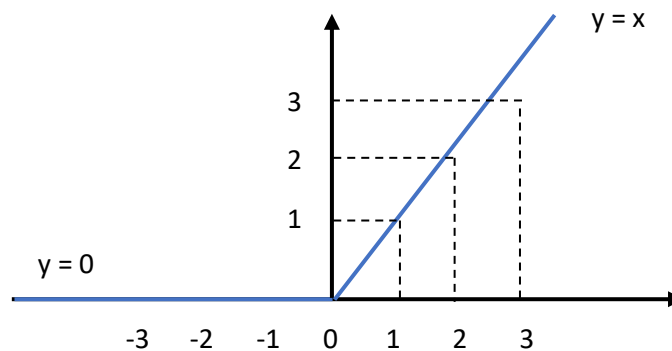
Gambar 2. 9 Alur *Convolution Layer*

Stride adalah parameter yang mengatur jumlah pergeseran filter pada saat melakukan konvolusi. Jika nilai *stride* adalah 1, maka filter konvolusi akan digeser sebanyak 1 piksel secara *horizontal* dan *vertikal*.

Padding, atau sering disebut *zero padding*, adalah parameter yang menentukan jumlah piksel dengan nilai 0 yang ditambahkan di sekeliling input. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengontrol dimensi output dari lapisan konvolusi (*feature map*). *Padding* digunakan untuk memastikan bahwa dimensi output tetap sama dengan input atau setidaknya tidak mengalami penurunan yang signifikan. Hal ini memungkinkan penggunaan lapisan konvolusi yang lebih dalam dan ekstraksi fitur yang lebih banyak. Dengan demikian, penggunaan padding dapat meningkatkan kinerja model karena memungkinkan fokus pada informasi yang relevan yang terdapat di antara area *zero padding* (Ilahiyah and Nilogiri 2018).

2.5.3 Activation Layer

Activation Layer merupakan lapisan di mana feature map diteruskan ke fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi digunakan untuk mengubah nilai-nilai dalam feature map sesuai dengan karakteristik tertentu yang diinginkan. Tujuannya adalah untuk meneruskan nilai-nilai yang mencerminkan fitur utama citra ke lapisan berikutnya. Salah satu jenis layer aktivasi yang umum digunakan adalah ReLU (Rectified Linear Unit). ReLU menghasilkan output dari fungsi aktivasi yang nilainya 0 (nol) jika inputnya negatif, dan nilainya sama dengan input jika inputnya positif. Grafik fungsi aktivasi ReLU dapat dilihat pada Gambar 2.7 (Agarap 2020).



Gambar 2. 10 Activation function ReLU

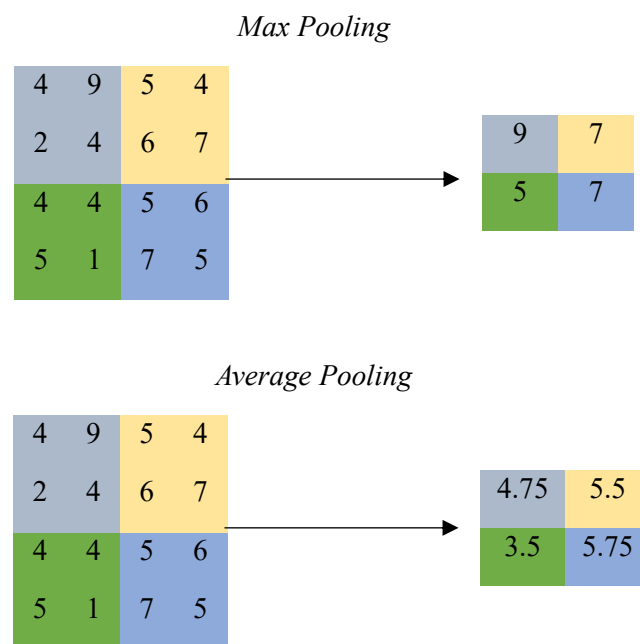
Persamaan matematis dari fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) adalah sebagai berikut:

$$f(x) = \max(0, x)$$

Dimana x adalah input ke fungsi ReLU, dan $f(x)$ adalah outputnya. Ketika x positif, output fungsi ReLU sama dengan input x . Ketika input x negatif, output fungsi ReLU adalah nol, yang mengindikasikan bahwa neuron terkait dengan input tersebut tidak “aktif”. Sifat nol pada bagian negatif dari fungsi ReLU menyebabkan efek yang disebut sebagai “sparsity” dimana hanya sebagian kecil neuron yang aktif pada satu waktu tertentu, yang dapat mengurangi kompleksitas dan mempercepat proses pelatihan dalam jaringan syaraf.

2.5.4 Pooling Layer

Pooling Layer berfungsi untuk mengurangi dimensi spasial dan jumlah parameter dalam jaringan, yang pada gilirannya mempercepat proses komputasi dan membantu mengendalikan overfitting. Layer pooling diterapkan pada blok-blok spasial yang bergerak sepanjang ukuran pola fitur. Pergeseran blok biasanya sejajar dengan ukuran blok itu sendiri ($H \times H$), sehingga tidak terjadi tumpang tindih seperti pada lapisan konvolusi. Pada setiap pergeseran blok, dilakukan operasi pooling pada pola fitur yang dimasukkan. Karena parameter telah ditentukan sebelumnya (fixed), lapisan pooling tidak melibatkan proses pembelajaran. Terdapat beberapa jenis pooling, termasuk average pooling dan max pooling. Gambar 2.8 menunjukkan perbedaan antara kedua jenis pooling tersebut (Gholamalinezhad and Khosravi 2020).



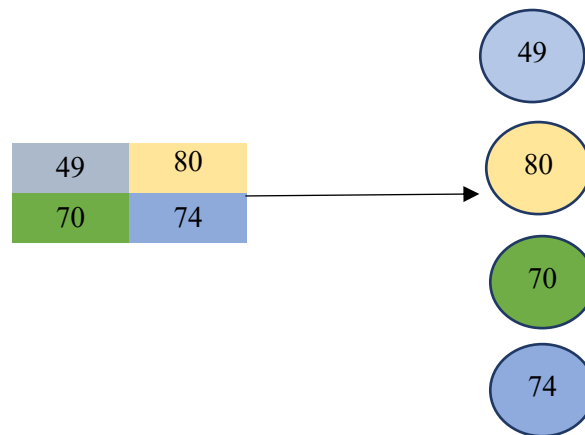
Gambar 2. 11 Perbedaan *max pooling* dan *average pooling*

2.5.5 Classification

Proses klasifikasi bertujuan untuk mengklasifikasikan setiap fitur yang diekstraksi pada proses pembelajaran fitur. Proses ini terdiri dari beberapa lapisan yang saling terkait. Berikut adalah penjelasan tentang setiap fungsi dalam bagian klasifikasi.

1. *Flatten*

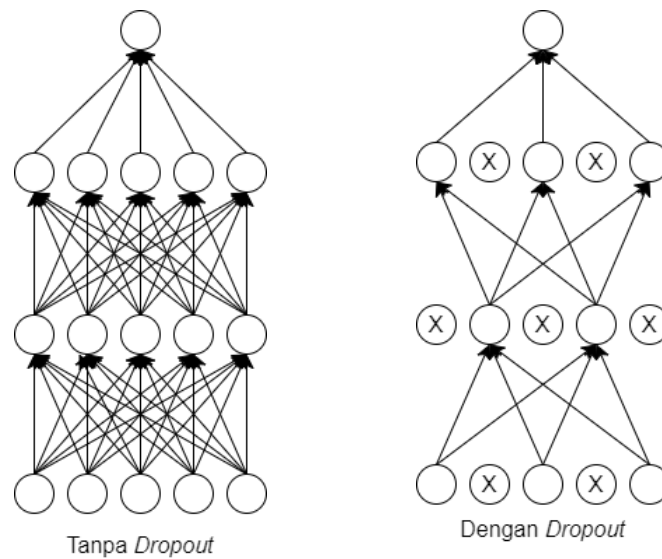
Hasil dari feature map berbentuk array multidimensional, sedangkan fully connected layer memerlukan input dalam bentuk vektor. Flatten berfungsi untuk mengubah (reshape) feature map dari bentuk array multidimensional menjadi vektor (Jeczminek and Kowalski 2021). Hal ini dilakukan agar nilai-nilai tersebut dapat diteruskan sebagai input ke fully connected layer. Gambar 2.9 memberikan contoh proses reshaping feature map menggunakan flatten.



Gambar 2. 12 Proses *reshape feature map* pada *flatten*

2. *Dropout Regularization*

Dropout adalah sebuah teknik regularisasi dalam jaringan saraf yang melibatkan penghapusan secara acak beberapa neuron selama proses pelatihan. Dengan menghilangkan neuron secara sementara, *dropout* membantu mencegah *overfitting* dalam jaringan (Cai et al. 2019). Gambar 2.10 membandingkan antara jaringan saraf yang menggunakan *dropout* dan yang tidak menggunakan *dropout*.



Gambar 2. 13 perbandingan *neural network* tanpa *dropout* dan menggunakan *dropout*

3. *Fully Connected Layer*

Layer ini terdiri dari beberapa node, termasuk hidden layer, fungsi aktivasi, output layer, dan fungsi kerugian. Fully connected layer juga dikenal sebagai lapisan MLP (Multi Layer Perceptron), MLP adalah salah satu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (neural networks) yang terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Jaringan ini dapat mempelajari representasi yang kompleks dari data dengan memproses informasi melalui serangkaian lapisan yang terhubung satu sama lain. MLP memiliki beberapa karakteristik yang Pertama, MLP menggunakan fungsi aktivasi non-linear pada setiap neuron di dalamnya. Fungsi aktivasi ini memungkinkan MLP untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara input dan output, karena tanpa fungsi aktivasi, jaringan tersebut akan menjadi linear dan memiliki keterbatasan dalam kemampuan representasinya. Dan yang Kedua, MLP menggunakan teknik pelatihan yang disebut backpropagation untuk mengoptimalkan parameter-parameter di dalam jaringannya. Backpropagation bekerja dengan menghitung gradien dari fungsi kerugian (loss function) terhadap setiap parameter jaringan, dan kemudian

menggunakan gradien tersebut untuk memperbarui bobot dan bias sehingga mengurangi kesalahan prediksi. Fungsinya adalah untuk menjadikan semua neuron pada lapisan sebelumnya terhubung dengan semua neuron pada lapisan berikutnya. Hal ini dilakukan untuk pengolahan data dan klasifikasi. Input pada fully connected layer adalah data yang berasal dari proses pembelajaran fitur. Data dari proses pembelajaran fitur dijadikan input pada layer ini karena sudah berbentuk vektor setelah diproses oleh flatten (Basha et al. 2020).

4. *Softmax*

Softmax berfungsi untuk mengkomputasi probabilitas dari masing-masing kelas target terhadap seluruh kelas target yang ada. Probabilitas output yang dihasilkan oleh *softmax* berkisar antara 0 hingga 1, dan jika semua probabilitas kelas target dijumlahkan, hasilnya akan sama dengan 1. *Softmax* menggunakan fungsi eksponensial dari nilai input yang diberikan, dan kemudian membaginya dengan jumlah nilai eksponensial dari semua output. Hasil dari *softmax* adalah rasio eksponensial dari nilai input terhadap jumlah dari nilai eksponensial output (Nwankpa et al. 2018).

5. *Loss Function*

Pada layer ini, terjadi koneksi dengan fully connected layers. Loss function berperan dalam menghitung nilai kesalahan dari prediksi model saat proses pelatihan berlangsung.

2.6. *Quantum Computing (QC)*

Perkembangan kecerdasan buatan (AI) dimulai dengan menggunakan algoritma dan teknik komputasi konvensional untuk menciptakan program yang mampu belajar dari data dan menghasilkan keputusan atau prediksi. Machine learning (ML) adalah bagian dari AI yang fokus pada pembelajaran dari data tanpa perlu diprogram secara eksplisit. Ini mencakup pemanfaatan berbagai model dan teknik seperti regresi, klasifikasi, dan klustering untuk memahami dan memanfaatkan pola yang terdapat dalam data.

Deep learning (DL) merupakan sub-bidang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan (neural networks) dengan lapisan-lapisan yang lebih banyak untuk mempelajari representasi yang lebih kompleks dari data. Ini melibatkan konsep seperti convolutional neural networks (CNNs) untuk memproses citra, recurrent neural networks (RNNs) untuk data berurutan, dan transformer networks untuk pemrosesan bahasa alami. Dari sinilah, evolusi teknologi menuju Quantum Computing telah membuka jalan baru dalam pengembangan kecerdasan buatan.

Quantum Computing mengacu pada penggunaan prinsip-prinsip mekanika kuantum untuk melakukan komputasi. Secara tradisional, komputer klasik menggunakan bit sebagai unit dasar informasi, yang dapat berada dalam keadaan 0 atau 1. Namun, dalam Quantum Computing, unit informasi disebut qubit, yang dapat berada dalam keadaan 0, 1, atau superposisi keduanya secara bersamaan.

Qubit adalah informasi dasar dalam komputasi quantum. Qubit dapat berada dalam keadaan superposisi, yaitu kombinasi dari 0 dan 1 secara simultan. Hal ini memungkinkan komputer kuantum untuk mengeksplorasi banyak kemungkinan secara bersamaan dan memberikan keuntungan dalam menangani masalah tertentu.

Operasi pada qubit diatur dalam rangkaian yang disebut circuit. Circuit terdiri dari instruksi khusus yang disebut quantum gate. Quantum gate memanipulasi qubit untuk melakukan operasi tertentu, seperti mengubah keadaannya atau membuat terjerat (entanglement) dengan qubit lain.

Entanglement adalah kejadian dimana dua atau lebih qubit terhubung secara fundamental. Perubahan pada satu qubit secara instan mempengaruhi qubit lain yang terjerat, tidak peduli seberapa jauh jarak mereka. Entanglement memungkinkan komputer kuantum untuk melakukan korelasi antar qubit (Pastorello 2023).

2.7. *Quantum Machine Learning (QML)*

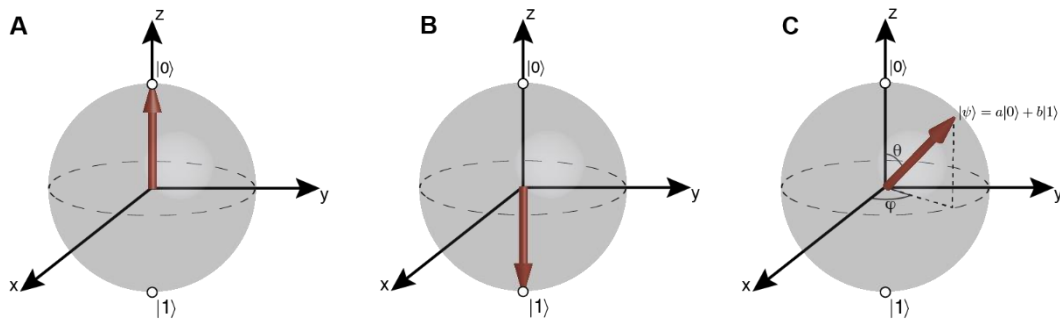
Pengembangan dalam bidang pembelajaran mesin kuantum (QML) sedang berkembang pesat, di mana daya komputasi kuantum digunakan untuk mengatasi tantangan pemrosesan data yang semakin meningkat. Secara umum, QML

menawarkan prospek yang menjanjikan untuk mengeksplorasi peluang baru yang disediakan oleh mesin kuantum, baik yang sudah ada maupun yang belum dikembangkan. Saat ini, menjadi topik yang hangat di kalangan komunitas ilmiah yang terlibat dalam teknologi kuantum dan menarik minat dari industri dan lembaga non-akademik yang tertarik pada gagasan menangani volume data yang besar dengan menjalankan algoritma pembelajaran mesin pada komputer kuantum.

Quantum Machine Learning (QML) adalah bidang penelitian yang menggabungkan konsep-konsep dari mekanika kuantum dan pembelajaran mesin untuk mengembangkan algoritma pembelajaran mesin yang berbasis pada komputasi kuantum. QML bertujuan untuk memanfaatkan keunggulan komputasi kuantum seperti, superposisi dan entanglement untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi algoritma pembelajaran mesin.

Dalam sirkuit quantum, 'wires' secara visual mewakili keadaan qubits sepanjang sirkuit komputasi quantum dan digunakan untuk menggambarkan operasi yang terjadi pada qubits dalam diagram sirkuit.

Qubit adalah unit dasar informasi dalam quantum computing, mirip dengan bit dalam komputasi klasik. Sementara bit klasik bisa berada dalam satu dari dua keadaan (0 atau 1), qubit dapat berada dalam superposisi kedua keadaan tersebut. Superposisi adalah konsep dalam komputasi kuantum di mana qubit dapat berada dalam keadaan campuran dari 0 dan 1 secara bersamaan (Pastorello 2023). Berbeda dengan komputasi klasik, dimana unit komputasi (yaitu, bit) menampung 0 atau 1, unit komputasi dalam sistem kuantum (yaitu, qubit) dapat mewakili superposisi dengan keadaan, $\alpha |0\rangle + \beta |1\rangle$ dimana α dan β merupakan bilangan kompleks. Superposisi keadaan ini memungkinkan sistem kuantum memproses banyak data vektor hanya dengan sejumlah kecil qubit. Qubit direpresentasikan sebagai vektor dalam ruang hilbert dua dimensi. Vektor ini dapat direpresentasikan dengan : $|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle$ dimana $|\psi\rangle$ adalah vektor qubit, α dan β adalah bilangan kompleks, $|0\rangle$ adalah vektor basis yang merepresentasikan keadaan “0” $|1\rangle$, adalah vektor basis yang merepresentasikan keadaan “1”. Gambar 2.14 menunjukkan bola bloch untuk menggambarkan keadaan qubit.



Gambar 2. 14 Bola bloch menjelaskan keadaan qubit

Sumber : <https://www.sainshack.com/2020/08/30/belajar-memprogram-komputer-kuantum-1/>

Berdasarkan Gambar 2.14 menjelaskan bahwa :

Gambar A : Bola Bloch berada di kutub utara, yang menunjukkan bahwa qubit pasti berada dalam keadaan $|0\rangle$. Vektor keadaan qubit menunjuk ke arah atas dengan panjang 1, yang menjelaskan bahwa probabilitas untuk menemukan qubit dalam keadaan $|0\rangle$ adalah **100%**. Tidak ada kemungkinan untuk menemukan qubit dalam keadaan $|1\rangle$ pada kondisi tersebut.

Gambar B : Bola Bloch berada di kutub selatan, yang menunjukkan bahwa qubit pasti berada dalam keadaan $|1\rangle$. Vektor keadaan qubit menunjuk ke bawah dengan panjang 1, yang menegaskan bahwa probabilitas untuk menemukan qubit dalam keadaan $|1\rangle$ adalah **100%**. Tidak ada kemungkinan untuk menemukan qubit dalam keadaan $|0\rangle$ pada kondisi tersebut.

Gambar C : Bola Bloch berada di tengah, menunjukkan bahwa qubit berada dalam **superposisi** antara $|0\rangle$ dan $|1\rangle$. Vektor keadaan qubit menunjuk ke arah horizontal dengan panjang 1, yang menunjukkan bahwa probabilitas untuk menemukan qubit dalam kedua keadaan $|0\rangle$ dan $|1\rangle$ adalah **sama besar**, yaitu **50%**.

Single Qubit Gates atau gerbang single qubit adalah operasi fundamental yang diterapkan pada qubit tunggal (Schuld and Petruccione 2021). Berikut adalah beberapa contoh Single Qubit Gates:

1. Gerbang X (Pauli-X) : Mengembalikan keadaan qubit Jika qubit dalam keadaan $|0\rangle$, gerbang X mengubahnya menjadi $|1\rangle$, dan sebaliknya ini setara dengan rotasi qubit sekitar sumbu X oleh π radian.

$$\text{Rumusnya : } X = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

2. Gerbang Y (Pauli-Y) : Gerbang Y digunakan untuk melakukan rotasi qubit sekitar sumbu Y pada bola Bloch. Gerbang Y juga merupakan gerbang negasi, tetapi pada sumbu Y. Ini menghasilkan rotasi qubit sekitar sumbu Y sebesar π radian.

$$\text{Rumusnya : } Y = \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix}$$

3. Gerbang Z (Pauli-Z) : Gerbang Z digunakan untuk menerapkan fase global terhadap qubit. Gerbang Z tidak mengubah probabilitas dari matriks densitas tetapi memperkenalkan faktor fase (-1) ke keadaan $|1\rangle$. Ini setara dengan rotasi sumbu Z oleh π radian.

$$\text{Rumusnya : } Z = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

4. Rotasi-X (RX Gate) : Gerbang RX digunakan untuk melakukan rotasi qubit sekitar sumbu X dengan sudut θ . Gerbang RX melakukan rotasi terhadap vektor keadaan qubit sekitar sumbu X pada bola Bloch sebesar θ radian.

$$\text{Rumusnya : } RX \theta = e^{-i\frac{\theta}{2}\sigma_x} = \begin{pmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) & -i \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ -i \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) & \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \end{pmatrix}$$

5. Rotasi-Y (RY Gate) : Gerbang RY digunakan untuk melakukan rotasi qubit sekitar sumbu Y dengan sudut θ . Gerbang RY melakukan rotasi terhadap vektor keadaan qubit sekitar sumbu Y pada bola Bloch sebesar θ radian.

$$\text{Rumusnya : } RY \theta = e^{-i\frac{\theta}{2}\sigma_y} = \begin{pmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) & -\sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) & \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \end{pmatrix}$$

6. Rotasi-Z (RZ Gate) : Gerbang RZ digunakan untuk melakukan rotasi qubit sekitar sumbu Z dengan sudut θ . Gerbang RZ melakukan rotasi terhadap vektor keadaan qubit sekitar sumbu Z pada bola Bloch sebesar θ radian.

$$\text{Rumusnya : } RZ \theta = e^{-i\frac{\theta}{2}\sigma_z} = \begin{pmatrix} e^{-i\frac{\theta}{2}} & 0 \\ 0 & e^{i\frac{\theta}{2}} \end{pmatrix}$$

Entanglement adalah konsep dimana dua qubit dapat terhubung secara kuantum, sehingga keadaan salah satu qubit mempengaruhi keadaan qubit lainnya, bahkan ketika mereka dipisahkan secara spasial. Contohnya adalah untuk menggabungkan informasi dari berbagai channel warna yang memungkinkan korelasi antar channel untuk di proses secara kuantum, yang berpotensi meningkatkan kemampuan model untuk mengekstraksi fitur yang lebih kompleks dari data gambar. Entanglement juga memungkinkan operasi kuantum dilakukan pada beberapa qubit secara simultan, yang dapat mempercepat proses komputasi dan meningkatkan efisiensi algoritma (Oh, Choi, and Kim 2020). Entanglement dalam konteks gerbang kuantum CRX (Controlled-Rotation-X) dan CRZ (Controlled-Rotation-Z) mengacu pada ketergantungan keadaan antara dua qubit yang terlibat dalam gerbang tersebut. Entanglement menghasilkan korelasi kuantum yang tidak dapat dijelaskan secara klasik antara qubit-qubit tersebut.

Controlled-Rotation-X (CRX) adalah gerbang kuantum yang melakukan rotasi X pada target qubit (qubit yang ditentukan oleh parameter '**wires[0]**') jika dan hanya jika qubit kontrol (qubit yang ditentukan oleh parameter '**wires[1]**') berada dalam keadaan $|1\rangle$. Jika qubit kontrol berada dalam keadaan $|0\rangle$ tidak ada rotasi yang terjadi (Yeung 2020). Rumus matematis untuk CRX adalah sebagai berikut:

$$CRX(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\theta/2) & \sin(\theta/2) \\ 0 & 0 & -\sin(\theta/2) & \cos(\theta/2) \end{pmatrix}$$

Sudut rotasi (θ) menentukan seberapa banyak qubit berputar. Sudut θ diukur dalam radian, dengan nilai:

- 0 radian : tidak ada rotasi
- $\pi/2$ radian : putaran 90 derajat
- π radian : putaran 180 derajat
- $3\pi/2$ radian : putaran 270 derajat

Contoh sederhananya adalah jika qubit kontrol dalam keadaan $|1\rangle$ dan $\theta = \pi/2$ ini berarti gerbang CRX akan melakukan rotasi pada sumbu X terhadap qubit target sebesar 90 derajat.

Controlled-Rotation-Z (CRZ) adalah gerbang kuantum yang melakukan rotasi Z pada target qubit (qubit yang ditentukan oleh parameter '**wires[0]**') jika dan hanya jika qubit kontrol (qubit yang ditentukan oleh parameter '**wires[1]**') berada dalam keadaan $|1\rangle$. Jika qubit kontrol berada dalam keadaan $|0\rangle$ tidak ada rotasi yang terjadi (Yeung 2020). Rumus matematis untuk CRZ adalah sebagai berikut:

$$\text{CRZ}(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-i\theta/2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-i\theta/2} \end{pmatrix}$$

Sudut rotasi (θ) menentukan seberapa banyak qubit berputar. Sudut θ diukur dalam radian, dengan nilai:

- 0 radian : tidak ada rotasi
- $\pi/2$ radian : putaran 90 derajat
- π radian : putaran 180 derajat
- $3\pi/2$ radian : putaran 270 derajat

Contoh sederhananya adalah jika qubit kontrol dalam keadaan $|1\rangle$ dan $\theta = \pi/2$ ini berarti gerbang CRZ akan melakukan rotasi pada sumbu Z terhadap qubit target sebesar 90 derajat.

2.8. *Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN)*

Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) adalah sebuah kerangka kerja yang menggunakan Variational Quantum Circuits (VQC) untuk melakukan operasi konvolusi. Dalam QCNN, filter konvolusi itu sendiri merupakan VQC, yang akan mentransformasikan vektor berdimensi $n \times n$ menjadi sebuah nilai tunggal. HQCNN menggunakan stack dari VQC untuk menangkap fitur-fitur dengan skala panjang yang berbeda di berbagai lapisan. Cara kerja HQCNN adalah dengan menggunakan VQC untuk melakukan operasi konvolusi pada input gambar, di mana filter konvolusi kuantum akan melintasi piksel-piksel gambar input dan mentransformasikannya menjadi vektor representasi dengan dimensi yang lebih rendah melalui pengukuran.

Dalam HQCNN, filter konvolusi kuantum akan melintasi piksel-piksel gambar input dan mentransformasikannya menjadi vektor representasi dengan dimensi yang lebih rendah melalui pengukuran. Setiap filter konvolusi kuantum menangkap satu jenis fitur, dan beberapa filter dapat ditempatkan dalam satu lapisan konvolusi untuk mengekstrak berbagai fitur. Selain itu, lapisan konvolusi kuantum dapat ditumpuk untuk mengekstrak level-level fitur yang berbeda. Setelah lapisan konvolusi kuantum terakhir, output akan di-flatten dan diproses oleh satu lapisan dari jaringan saraf klasik yang terhubung penuh. Ini adalah cara kerja umum dari Hybrid Quantum Convolutional Neural Network (HQCNN) dalam melakukan konvolusi (Chen et al. 2022).

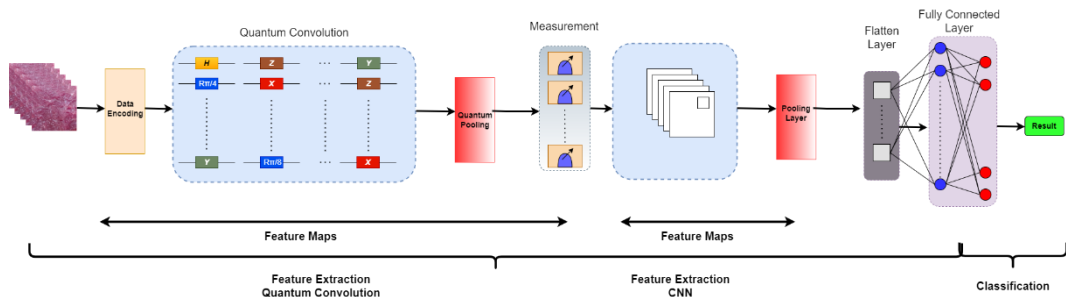
Variational Quantum Circuits (VQC) adalah sirkuit kuantum yang memiliki parameter yang dapat disesuaikan dan dioptimalkan melalui metode klasik berbasis gradien. VQC digunakan dalam HQCNN untuk melakukan operasi konvolusi pada data input. Dalam CNN, lapisan konvolusi menggunakan filter konvolusi untuk melakukan operasi konvolusi pada input citra. Filter ini bergerak secara bertahap (stride) melintasi citra dan mengambil produk titik antara filter dan bagian yang sesuai dari citra. Proses ini dapat dianggap sebagai rotasi dan transformasi pada citra, di mana filter berfungsi sebagai operator rotasi atau transformasi yang diterapkan pada setiap bagian citra (Oh et al. 2020).

Analoginya, dalam sistem kuantum, rotasi dan transformasi terjadi pada lapisan variational quantum circuit (VQC) dalam HQCNN. Dalam HQCNN, VQC digunakan untuk melakukan operasi konvolusi pada input kuantum. VQC terdiri dari serangkaian gerbang kuantum yang dapat melakukan rotasi dan transformasi pada keadaan kuantum.

Dalam kedua kasus, baik pada lapisan konvolusi CNN maupun pada lapisan VQC HQCNN, rotasi dan transformasi digunakan untuk mengubah representasi data dan mengekstraksi fitur-fitur yang relevan. Kedua sistem menggunakan konsep pergeseran (stride) untuk bergerak melalui data input dan menerapkan operasi rotasi atau transformasi pada setiap bagian data. Gambar 2.14 menjelaskan arsitektur HQCNN terdiri dari beberapa tahapan yang melibatkan operasi konvolusi kuantum dan pengolahan klasik. Berikut adalah tahapan-tahapan konsep arsitektur HQCNN:

1. **Preprocessing:** Tahap ini melibatkan pra-pemrosesan data input sebelum dimasukkan ke dalam HQCNN. Pada tahap ini, data input dikonversi menjadi representasi kuantum yang sesuai. Misalnya, dalam pengolahan citra, citra dapat diubah menjadi keadaan kuantum dengan menggunakan teknik seperti encoding piksel ke keadaan kuantum.
2. **Quantum Convolutional Layer:** Tahap ini melibatkan operasi konvolusi kuantum pada data input yang telah diubah menjadi representasi kuantum. Dalam QC, filter konvolusi diimplementasikan sebagai variational quantum circuit (VQC). VQC terdiri dari serangkaian gerbang kuantum yang dapat melakukan rotasi dan transformasi pada keadaan kuantum. Setiap filter konvolusi dalam VQC mengambil input kuantum dan menghasilkan output kuantum yang mewakili fitur-fitur yang diekstraksi dari data input.
3. **Classical Post-processing atau *Fully Connected Layer*:** Setelah tahap konvolusi kuantum, output kuantum dari lapisan konvolusi diubah menjadi representasi klasik. Tahap ini melibatkan pengolahan klasik pada output kuantum, seperti pemetaan ke label kelas atau penghitungan probabilitas kelas menggunakan fungsi softmax. Output klasik ini dapat digunakan untuk klasifikasi atau tugas pengolahan data lainnya.

4. **Training and Evaluation:** HQCNN dilatih menggunakan data latih yang telah diberi label. Data latih digunakan untuk mengoptimalkan parameter dalam HQCNN sehingga HQCNN dapat menghasilkan output yang akurat. Setelah pelatihan, HQCNN dievaluasi menggunakan data uji yang tidak digunakan dalam pelatihan untuk mengukur kinerja dan akurasi model.



Gambar 2. 15 Arsitektur model HQCNN

2.9. Data Splitting

Pembagian data, yang juga dikenal sebagai data splitting, merupakan proses membagi dataset menjadi subset yang berbeda, seperti data pelatihan, data validasi, dan data uji. Ini adalah langkah penting dalam pengembangan model data dalam ilmu data, terutama dalam pembuatan model. Data pelatihan digunakan untuk melatih dan mengembangkan model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan selesai. Data validasi digunakan untuk memvalidasi model dan mencegah overfitting, di mana dataset digunakan untuk menghitung fungsi kerugian tanpa memperbarui parameter model. Proses pelatihan dan validasi dilakukan secara bergantian, dan pelatihan model dihentikan jika kinerja model di data validasi menunjukkan penurunan. Tidak ada aturan tetap dalam pembagian data, namun, rasio umum yang digunakan adalah 80:10:10 atau 70:20:10 untuk pembagian data pelatihan, data validasi, dan data uji (Birba 2020).

2.10. Confussion Matrix

Penentuan baik atau tidaknya performa suatu model klasifikasi dapat dilihat dari parameter pengukuran performanya, yaitu Accuracy, recall, precision, dan f1-score. Untuk menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matriks yang biasa disebut Confussion Matrix. Gambar 2.16 merupakan confusion matrix dengan 4 kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda.

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

Gambar 2. 16 Confussion Matrix

Hasil *accuracy*, presisi, *recall*, dan *f1-score* dapat ditampilkan sebagai persentase (Rizky pratama 2020).

1. *Accuracy*:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2. *Precision*:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. *Recall*:

$$F1 \text{ Score} = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

Dimana:

TP = *True Positive* (Jumlah anggota kelas 1 berhasil diprediksi benar)

TN = *True Negative* (Jumlah anggota kelas 0 berhasil diprediksi benar)

FP = *False Positive* (Jumlah anggota kelas 1 gagal diprediksi benar)

FN = *False Negative* (Jumlah anggota kelas 0 gagal diprediksi benar)

2.11. Daging

Daging didefinisikan sebagai semua jaringan hewan dan semua barang hasil pengolahan jaringan-jaringan tersebut yang cocok untuk dikonsumsi serta tidak menyebabkan masalah kesehatan bagi konsumen. Gambar 2.15 menampilkan citra daging sapi, daging kuda dan daging babi, pada bagian jenis daging yang akan dibahas adalah jenis daging yang digunakan sebagai sampel data untuk penelitian ini antara lain:

1. Daging Sapi

Ciri-ciri daging sapi meliputi tampilan berwarna merah terang, tekstur yang kasar, daging yang padat, marbling yang cukup banyak, dan lemak berwarna putih kekuningan. Daging sapi cenderung berwarna cerah, memiliki aroma dan rasa yang khas, tekstur serat halus dengan sedikit kadar lemak, serta memiliki konsistensi kenyal yang mudah dibentuk, permukaan yang mengilat, dan bersih tanpa adanya bekas darah. Selain itu, kondisi penyimpanan dan pemrosesan juga berpengaruh terhadap kualitas daging sapi. Daging yang disimpan dalam kondisi yang dingin dan higienis cenderung memiliki umur simpan yang lebih lama dan mempertahankan kualitasnya dengan baik. Konsistensi dan tekstur daging juga menjadi penanda kualitasnya, dengan daging berkualitas baik cenderung memiliki tekstur lembut dan serat halus, sedikit lemak yang merata, serta konsistensi yang kenyal.

2. Daging Kuda

Ciri fisik dari daging kuda menunjukkan karakteristik unik yang membedakannya dari jenis daging lainnya. Daging kuda cenderung memiliki warna yang lebih gelap daripada daging sapi, sering kali berwarna merah

kecoklatan atau merah tua. Teksturnya umumnya lebih kasar dan lebih padat daripada daging sapi, dengan serat-serat otot yang terlihat jelas. Marbling, yaitu adanya lapisan lemak yang tersebar merata di dalam daging, cenderung lebih sedikit pada daging kuda daripada daging sapi. Perbedaan ini tidak hanya mencerminkan perbedaan genetik dan diet hewan, tetapi juga mempengaruhi sifat nutrisi dan cita rasa dari daging kuda. Dalam beberapa budaya, daging kuda dianggap memiliki cita rasa yang khas dan nilai gizi yang tinggi, sementara di tempat lain, konsumsi daging kuda dapat dianggap kontroversial karena alasan budaya atau agama.

3. Daging Babi

Daging babi memiliki ciri fisik yang khas yang membedakannya dari jenis daging lainnya. Secara umum, daging babi cenderung memiliki warna merah muda hingga merah jambu, dengan lemak yang terlihat putih dan terkadang sedikit berwarna kekuningan. Teksturnya cenderung lebih lembut daripada daging sapi dan kuda, dengan serat-serat otot yang tidak begitu kentara. Marbling, yaitu adanya lemak yang terdistribusi merata di dalam daging, dapat terjadi dalam berbagai tingkat, tergantung pada faktor-faktor seperti jenis pakan dan genetika hewan. Daging babi juga dikenal memiliki konsistensi yang baik, yang membuatnya cocok untuk berbagai jenis pengolahan dan masakan. Namun, perlu diingat bahwa konsumsi daging babi kadang-kadang dianggap kontroversial dalam beberapa budaya karena alasan agama atau budaya, meskipun secara nutrisi, daging babi adalah sumber protein hewani yang penting dan dapat memberikan berbagai nutrisi penting bagi tubuh manusia.



a. Daging sapi



b. Daging Kuda



c. Daging Babi

Gambar 2. 17 Perbedaan Daging sapi, daging kuda, daging babi

Perbedaan ciri fisik yang mendasar pada daging sapi, daging kuda, dan daging babi mencerminkan karakteristik unik dari masing-masing jenis daging tersebut. Dari segi warna, daging sapi cenderung memiliki warna merah cerah dengan marbling yang cukup dan tekstur yang kasar. Di sisi lain, daging kuda memiliki warna yang lebih gelap, sering kali merah kecoklatan, dan tekstur yang lebih kasar daripada daging sapi. Sedangkan daging babi sering kali memiliki warna merah muda hingga merah jambu dengan lemak yang terlihat putih dan tekstur yang lebih lembut daripada kedua jenis daging lainnya. Perbedaan ini disebabkan oleh faktor genetika, diet hewan, serta karakteristik fisik dan biologis yang unik dari masing-masing jenis hewan. Selain itu, perbedaan ini juga mencerminkan perbedaan dalam komposisi nutrisi dan cita rasa dari ketiga jenis daging tersebut. Meskipun memiliki perbedaan ini, semua jenis daging tersebut merupakan sumber protein hewani yang penting dan memberikan kontribusi nutrisi yang berharga bagi manusia, tergantung pada preferensi dan kebiasaan konsumsi di berbagai budaya.

2.12. Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi citra daging sapi, daging kuda dan daging babi dengan teknologi *Convolutional Neural Network* sudah dilakukan. Mulai dari melakukan ekstraksi fitur warna, tekstur maupun bentuk baru dilakukan klasifikasi atau dengan melakukan CNN secara langsung sudah banyak penelitian melakukan hal tersebut.

Pada penelitian Kusworo Adi, Sri Pujiyanto, Oky Dwi Nurhayati, dan Adi Pamungkas, melakukan penelitian analisis kualitas daging berdasarkan analisis warna dengan menggunakan KNN. Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur warna HSV dimana sebelumnya melakukan pemisahan objek terlebih dahulu antara objek, background, dan lemaknya. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode pendekatan KNN berdasarkan kesamaan data satu dengan lainnya. Hasil penelitian ini adalah sistem yang dibangun mampu mengidentifikasi kualitas daging sapi dengan mengadopsi persyaratan standarisasi

nasional indonesia terhadap mutu karkas daging sapi (Neneng, Adi, and Isnanto 2016).

Pada penelitian Jaza Chairunnisa¹, Tiaz Iskandar Muda, Fari Katul Fikriah, Ricardus Anggi Pramunendar, Guruh Fajar Shidik, Ahmad Zainul Fanani, dan Arief Soeleman, melakukan penelitian mengenai ekstraksi fitur daging babi dan daging sapi menggunakan ekstraksi fitur warna dan ekstraksi tekstur. Ekstraksi fitur warna yang di usulkan dalam penelitian ini adalah Hue, Saturation, Intensity (HSI) sedangkan ekstraksi fitur tekstur yang diusulkan menggunakan fitur tekstur histogram. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah SVM, NN, dan KNN. Hasil dari penelitian terdapat 3 akurasi yang pertama akurasi terhadap SVM sebesar 70%, KNN sebesar 85% dan Neural Network (NN) mendapatkan akurasi terbesar dari pengujian ini sebesar 93.75% (Chairunnisa et al. 2018).

Pada penelitia Sayantan Pramaniky, M Girish Chandra *et al*, melakukan penelitian hybrid quantum klasifikasi dan segmentasi dengan data yang akan digunakan adalah keretakan jalan. Penelitian ini menggunakan segmentasi gambar dengan Quantum Hadamard Edge Detection (QHED), dan klasifikasi menggunakan Quantum Support Vector Machine (QSVM). Penelitian ini menghasilkan pendekatan baru terhadap QHED dan QSVM dengan data keretakan jalan dan penelitian ini tidak menyebutkan berapa akurasi yang didapatkan (Pramanik et al. 2022).

Pada penelitian Javaria Amin, Muhammad Sharif², Nadia Gul, Seifedine Kadry, Chinmay Chakraborty, melakukan pendekatan pembelajaran mesin kuantum (QML) dan pembelajaran mesin klasik (CML) untuk analisis gambar COVID-19. Dataset penelitian ini terdiri atas 2 kelas yaitu kelas COVID-19 dan Non COVID-19. Arsitektur yang diusulkan pada penelitian ini ada 2 tahap yang pertama menggunakan data sintetik yang sudah dilakukan menggunakan CGAN yang akan digunakan sebagai input kedalam arsitektur yang diusulkan QML dan CML. Model CML yang diusulkan mendapatkan akurasi sebesar 85% dan QML sebesar 96%.

Pada penelitian Detty Purnamasari, Koko Bachrudin, Dede Herman Suryana, dan Robert, melakukan penelitian mengenai klasifikasi daging sapi, daging kuda dan daging babi menggunakan segmentasi warna terhadap citra *grayscale*. Metode

CNN *MobileNetV2* digunakan untuk mengklasifikasikan citra daging tersebut. Hasil pengklasifikasian dengan *MobileNetV2* pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 93.15% (Purnamasari et al. 2023).

Pada penelitian Ikhwanul Akhmad DLY, Jasril, Suwanto Sanjaya, Lestari Handayani, dan Febi Yanto, melakukan penelitian klasifikasi citra daging babi dan sapi menggunakan model arsitektur AlexNet dengan melakukan augmentasi data. Penelitian ini melakukan pengujian terhadap 2 jenis data yaitu citra non-augmentasi dan citra teraugmentasi. Hasil penelitian ini terhadap citra teraugmentasi mendapatkan akurasi sebesar 85%, dan citra non-augmentasi mendapatkan akurasi sebesar 80% (DLY et al. 2023).

Pada penelitian Ahmad Awaluddin Baiti¹, Muhammad Fachrie, Saucha Diwandari, melakukan penelitian klasifikasi gambar daging sapi dan babi berdasarkan ciri warna dan menggunakan Pseudo Nearest Neighbor Rule (PNNR). Penelitian ini menggunakan 2 data gambar, yang pertama menggunakan data gambar yang dilakukan ekstraksi fitur warna keruang warna HSV, dan yang kedua menggunakan data gambar RGB. Hasil penelitian ini untuk data gambar HSV mendapatkan akurasi PNNR sebesar 93.78% sedangkan data gambar RGB mendapatkan akurasi PNNR sebesar 87.43% (Awaluddin Baiti¹, Fachrie³, and Diwandari³ 2023).

Pada penelitian Muhammad Al-Zafar Khan, Nouhaila Innan, Abdullah Al Omar Galib, Mohamed Bennai, melakukan penelitian mendiagnosa tumor otak menggunakan Quantum Convolutional Neural Network (QCNN). Pada penelitian ini mengadopsi 2 teknik yaitu CNN klasik dan *Quantum Machine Learning* (QML) dengan menggunakan data citra klasik yang direpresentasikan kedalam pengolahan citra berbasis fisika quantum. Penelitian QCNN mirip dengan CNN, QCNN menggunakan jaringan lapisan konvolusi kuantum dan fungsi transkripsi untuk melakukan ekstraksi fitur dari gambar. Setelah melakukan proses konvolusi kuantum data citra dimasukkan kedalam *fully connected layer* atau *Neural Network* dari CNN klasik. Penelitian ini menggabungkan CNN dan Quantum Convolutional (QC) dikarenakan QCNN dapat menggunakan superposisi qubit, dalam komputasi kuantum di mana qubit dapat berada dalam keadaan campuran dari 0 dan 1 secara

bersamaan yang berbeda dengan keadaan konvolusi bit klasik 0 atau 1. Penelitian ini menghasilkan akurasi QCNN sebesar 99.67% (Khan et al. 2024).

Rangkuman review dari beberapa penelitian terdahulu dapat dilihat pada Tabel 2.1 dibawah ini.

Tabel 2. 1 Penelitian CNN dan QCNN terhadap komputer klasik

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil	Peluang Pengembangan
1	Kusworo Adi, Sri Pujiyanto, Oky Dwi Nurhayati, Adi Pamungkas (2015)	Beef Quality Identification using Color Analysis and K-Nearest Neighbor Classification	<ul style="list-style-type: none"> - Ekstraksi fitur warna HSV - Klasifikasi menggunakan metode pendekatan KNN berdasarkan kesamaan data satu dengan lainnya 	Sistem yang dibangun mampu mengidentifikasi kualitas daging sapi dengan mengadopsi persyaratan standarisasi nasional indonesia terhadap mutu karkas daging sapi	Sampel bisa dilakukan proses cropping terlebih dahulu untuk meningkatkan kualitas citra yang akan dilakukan ekstraksi fitur
2	Jaza Chairunnisa1, Tiaz Iskandar Muda, Fari Katul Fikriah, Ricardus Anggi Pramunendar, Guruh Fajar Shidik, Ahmad Zainul Fanani, Arief Soeleman (2018)	Pork and Beef Features Extractions	<ul style="list-style-type: none"> - Ekstraksi fitur daging babi dan daging sapi menggunakan ekstraksi fitur warna dan ekstraksi tekstur - Ekstraksi fitur warna menggunakan HSI dan ekstraksi tekstur menggunakan fitur histogram - Metode klasifikasi menggunakan SVM, NN, dan KNN 	SVM sebesar 70%, KNN sebesar 85% dan Neural Network (NN) sebesar 93.75%	Pada penelitian tersebut akurasi tertinggi pada Neural Network, penelitian selanjutnya dapat dikembangkan kedalam QCNN

3	Sayantan Pramaniky, M Girish Chandra—, C V Sridhary, Aniket Kulkarniy, Prabin Sahoo, Vishwa Chethan D Vy, Hrishikesh Sharma, Ashutosh Paliwaly, Vidyut Navelkary, Sudhakara Poojaryy, Pranav Shaky, Manoj Nambiar (2021)	A Quantum-Classical Hybrid Method for Image Classification and Segmentation	Quantum Hadamard Edge Detection sebagai proses ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan Quantum Support Vector Machine (QSVM)	Penelitian ini menghasilkan pendekatan baru terhadap QHED dan QSVM dengan data keratakan jalan dan penelitian ini tidak menyebutkan berapa akurasi yang didapatkan	Pada penelitian ini dapat dijadikan referensi dengan melakukan pendekatan QML dan CML dengan data citra lain
4	Javaria Amin, Muhammad Sharif, Nadia Gul, Seifedine kadry, Chinmay Chakraborty (2021)	Quantum Machine Learning Architecture for COVID-19 Classification Based on Synthetic Data Generation Using Conditional Adversarial Neural Network	- Melakukan pendekatan pembelajaran mesin kuantum (QML) dan pembelajaran mesin klasik (CML) untuk analisis gambar COVID-19. Menggunakan data sintetik yang sudah dilakukan menggunakan CGAN sebagai input dalam QCNN	Model CML yang diusulkan mendapatkan akurasi sebesar 85% dan QML sebesar 96%.	Pada penelitian ini dapat dijadikan referensi dengan melakukan pendekatan QML dan CML dengan data citra lain
5	Detty Purnamasari, Koko Bachrudin, Dede Herman Suryana Robert (2023)	Classification of meat using convolutional neural network	- Penelitian ini menggunakan segmentasi warna grayscale untuk citra daging. - Input citra 224 x 224 px - MobileNetV2 digunakan untuk mengklasifikasikan citra daging	Pengklasifikasi dengan MobileNetV2 pada penelitian ini memiliki kinerja yang baik dengan akurasi 93.15%	Untuk penelitian selanjutnya bisa dicoba menggunakan metode lain seperti QCNN
6	Ikhwanul Akhmad DLY, Jasril, Suwanto	Klasifikasi Citra Daging Sapi	- Menggunakan model arsitektur AlexNet dengan	Citra teraugmentasi mendapatkan	Menggunakan arsitektur selain AlexNet

	Sanjaya, Lestari Handayani, Febi Yanto (2023)	dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data	melakukan augmentasi data - Pengujian terhadap 2 jenis data yaitu citra non-augmentasi dan citra teraugmentasi	akurasi sebesar 85%, dan citra non-augmentasi mendapatkan akurasi sebesar 80%	misalnya VGG16, EfficientNet dsb.
7	Ahmad Awaluddin Baitil, Muhammad Fachrie, Saucha Diwandari (2023)	Classification of Beef and Pork Images Based on Color Features and Pseudo Nearest Neighbor Rule	- Ekstraksi fitur warna keruang warna HSV, dan yang kedua menggunakan data gambar RGB - Menggunakan model klasifikasi PNNR	Data gambar HSV mendapatkan akurasi PNNR sebesar 93.78% sedangkan data gambar RGB mendapatkan akurasi PNNR sebesar 87.43%	Pada penelitian ini menggunakan HSV untuk akurasi terbaik, selanjutnya dapat menggunakan klasifikasi lain selain PNNR bisa QCNN atau Quantum Nearest Neighbor (QNN)
8	Muhammad Al-Zafar Khan, Nouhaila Innan, Abdullah Al Omar Galib, Mohamed Bennai (2024)	Brain Tumor Diagnosis Using Quantum Convolutional Neural Networks	Melakukan klasifikasi untuk mendeteksi tumor otak menggunakan Quantum Convolution dan Neural Network klasik	Akurasi QCNN sebesar 99.67%	Pada penelitian ini dapat dijadikan referensi dengan melakukan pendekatan QML dan CML dengan data citra lain

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

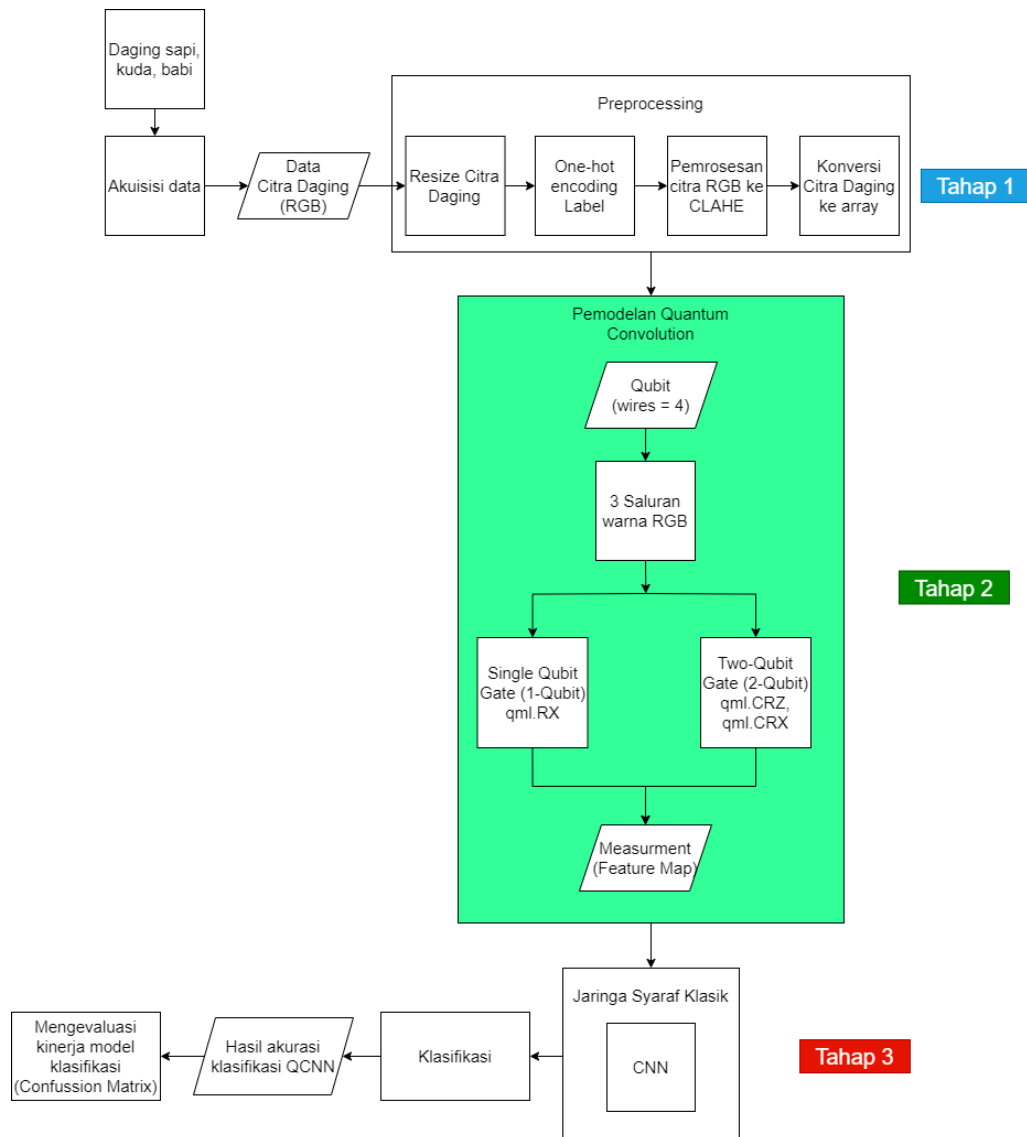
Tujuan utama dari penelitian disertasi ini adalah mengklasifikasikan jenis daging sapi, daging kuda dan daging babi berdasarkan karakteristik warna dan teksturnya. Agar tujuan penelitian tercapai, tahap penelitian dilakukan seperti Gambar 3.1.

Penelitian ini dibagi menjadi 3 tahapan, tahapan pertama dimulai dengan melakukan pengumpulan data (akuisisi data) yang berupa citra daging sapi, daging kuda, dan daging babi yang di peroleh menggunakan kamera *smartphone*. Selanjutnya citra dibedakan berdasarkan kelasnya masing-masing, data citra yang dikumpulkan dalam format RGB. Langkah selanjutnya melakukan *preprocessing* yang terdiri dari proses pelabelan citra (*OnehotEncoding*) kemudian melakukan resize data citra yang bertujuan supaya data citra memiliki keseragaman piksel yang sama. Kemudian melakukan pemrosesan citra dari ruang warna RGB ke *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Tujuan dari proses ini adalah untuk meningkatkan kontras citra dengan memperhatikan distribusi intensitas piksel di dalamnya. Proses ini penting karena data citra daging memiliki warna dan tekstur yang kompleks. Selanjutnya, data citra klasik akan dikonversi ke dalam format array. Dalam format ini, data citra klasik dapat diproses melalui konvolusi kuantum..

Tahap kedua melakukan pemodelan *Quantum Convolutional* terhadap data citra daging sapi, daging kuda dan daging babi dalam ruang warna RGB hasil dari *Quantum Convolution Layer* adalah matriks data yang telah diproses untuk setiap citra dalam dataset yang diberikan. Proses ini menghasilkan representasi fitur dari setiap citra yang digunakan untuk klasifikasi lebih lanjut. Setiap data citra akan melalui proses matrix data yang menghasilkan fitur baru, representasi fitur ini diperoleh dari ekstraksi fitur menggunakan *Quantum Convolution Layer*. Matriks

data tersebut memiliki dimensi yang sesuai dengan ukuran citra yang diproses yang disimpan kedalam format .npz. File .npz tersebut berisikan matriks data hasil proses konvolusi dan label yang sesuai berdasarkan citranya.

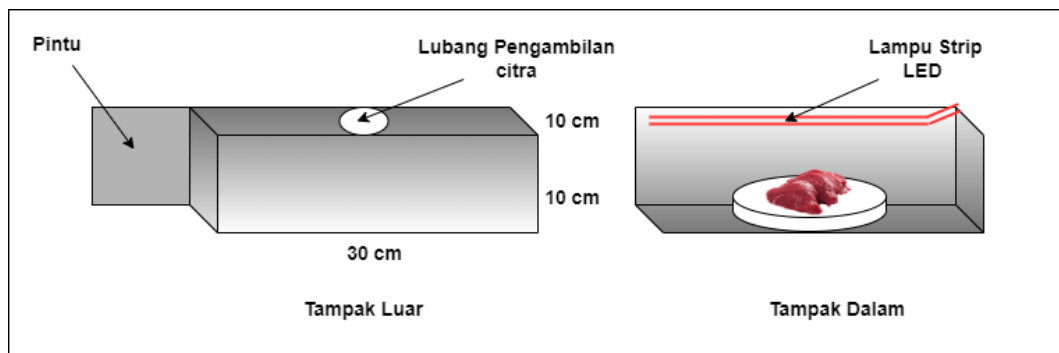
Tahap ketiga adalah proses hibrida yang melibatkan penggabungan antara pemrosesan konvolusi kuantum dengan klasifikasi berbasis jaringan saraf klasik. Tujuannya adalah untuk melakukan HQCNN dengan menggabungkan pemrosesan *Quantum Convolution* dengan *Neural Network* klasik. Langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil akurasi serta mengevaluasi dengan menggunakan *confussion matrix* terhadap penelitian terdahulu yang menggunakan CNN klasik.



Gambar 3. 1 Metode dan Kerangka Penelitian

3.2. Akuisisi Citra

Penelitian ini menggunakan box foto *Do It Yourself* (DIY) yang di dalamnya berwarna hitam, kamera *smartphone* dan pencahayaan menggunakan lampu strip *Light Emitting diode* (LED). Lampu dirangkai pada bagian dalam kotak yang di dalamnya berwarna hitam, kotak hitam tersebut bertujuan untuk menjaga objek penelitian dari cahaya lain selain sumber cahaya yang digunakan. Sehingga data citra yang akan dilakukan pengambilannya terjaga konsistensi pencahayaanya. Gambar 3.2 menampilkan ilustrasi box foto DIY yang akan digunakan.



Gambar 3. 2 Ilustrasi Box DIY

Pada box foto DIY lampu strip LED akan dirangkai melingkar diatas kotak, dimaksudkan supaya pencahayaan fokus kepada objek yang berada di bawahnya. Lubang pengambilan citra berfungsi untuk melihat dan memastikan posisi daging sudah tepat di tengah seperti yang diperlihatkan pada ilustrasi gambar 3.2. Posisi kamera *smartphone* nantinya berada di lubang pengambilan citra yang sudah di sediakan.

3.2.1 Citra Daging

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdapat 3 jenis daging diantaranya adalah daging sapi, daging kuda dan daging babi. Data citra di dapatkan dari pasar swalayan maupun rumah potong. Gambar 3.3 menampilkan ketiga jenis daging yang akan di gunakan pada penelitian ini.



a. Daging sapi

b. Daging Kuda

c. Daging Babi

Gambar 3. 3 Ketiga jenis daging yang akan digunakan pada penelitian ini

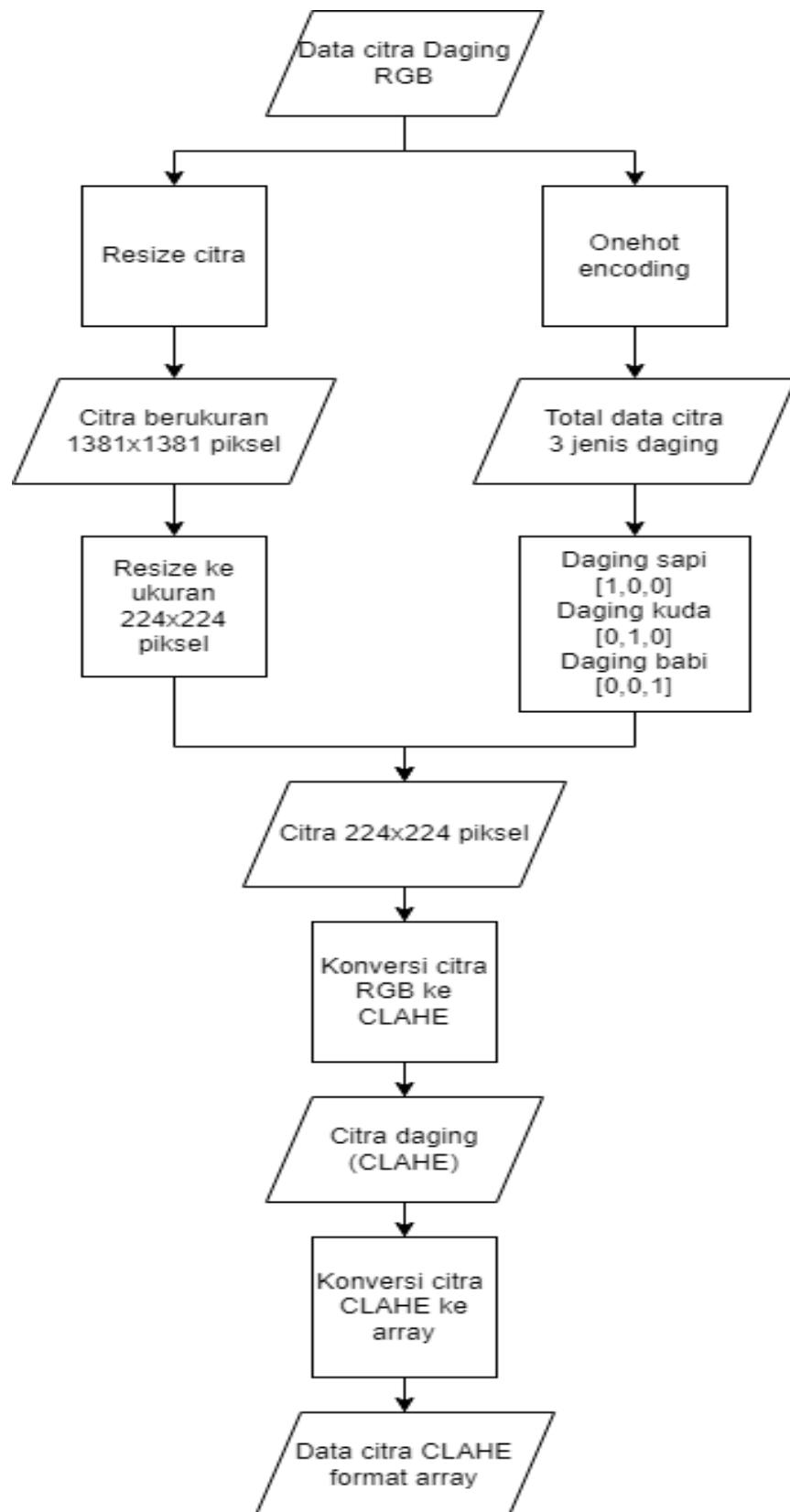
3.3. *Preprocessing*

Sebelum data digunakan untuk Quantum Convolution data tersebut akan dilakukan *preprocessing* data agar data yang akan dilatih sesuai dengan keperluan yang dibutuhkan saat melakukan Quantum Convolution gambar 3.4 menampilkan flowchart proses preprocessing. *Preprocessing* yang dilakukan adalah melakukan *resize* citra untuk memfokuskan citra daging pada bagian tengah daging tersebut dan untuk memperkecil piksel citra guna mempercepat proses selanjutnya. Citra di *resize* kedalam ukuran 224x224 piksel dengan format .jpg

Langkah selanjutnya adalah melakukan one-hot encoding pada label citra daging. One-hot encoding adalah proses mengubah label kategori menjadi vektor biner. Setiap kategori diwakili oleh vektor biner dengan panjang yang sama dengan jumlah kategori. Pada data citra yang digunakan pada penelitian ini, terdapat tiga kategori, yaitu "Daging sapi", "Daging kuda" dan "Daging babi". Vektor biner untuk " Daging sapi " adalah [1, 0, 0], untuk "Daging kuda" adalah [0, 1, 0] sedangkan vektor biner untuk " Daging babi " adalah [0, 0, 1].

Selanjutnya adalah data citra yang digunakan memiliki format RGB, dimana setiap piksel direpresentasikan oleh tiga nilai yang menunjukkan intensitas warna merah, hijau, dan biru. Kekurangan citra RGB adalah memiliki variasi pencahayaan yang tidak merata, sehingga susah untuk di analisis. Oleh karena itu dilakukan konversi citra RGB ke Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Kelebihan CLAHE adalah dapat meningkatkan kontras pencahayaan citra sehingga detail citra lebih jelas dan mudah dianalisis.

Langkah terakhir adalah mengubah citra daging menjadi data array. Data array berisi nilai intensitas setiap piksel pada citra. Nilai intensitas ini yang akan digunakan sebagai input *Quantum Convolution layer*.



Gambar 3. 4 Flowchart Preprocessing

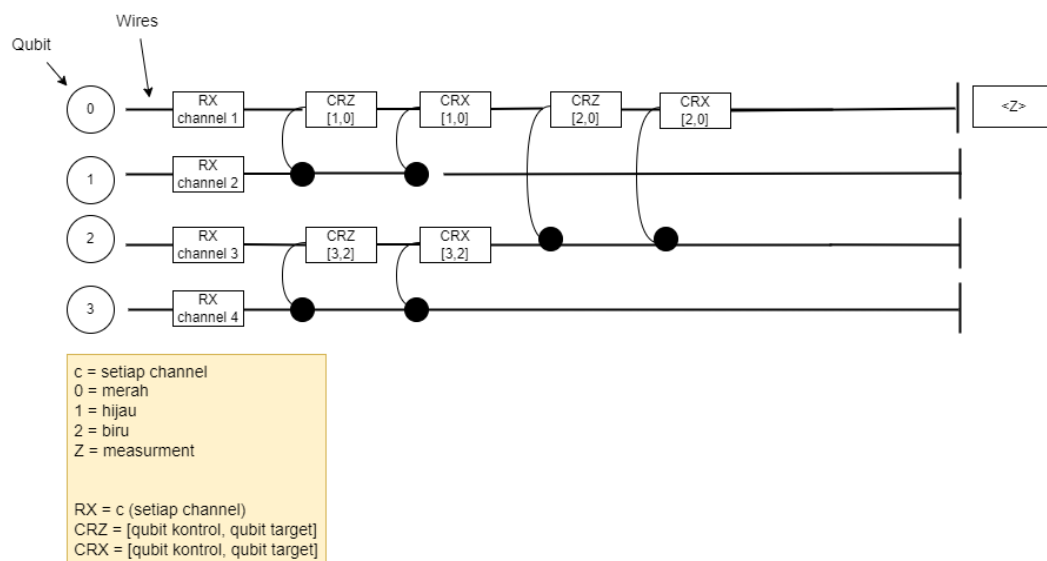
3.4. Pemodelan *Quantum Convolution*

Input yang digunakan pada *Quantum Convolution* adalah data citra yang telah melalui tahap encoding. Tahap encoding salah satunya adalah merubah data citra menjadi data array, karena data array merepresentasikan nilai-nilai piksel yang mewakili intensitas cahaya pada setiap titik citra. Gambar 3.5 menampilkan susunan pembentukan qubit pada proses *Quantum Convolution*.

Qubit adalah unit dasar informasi dalam quantum computing, mirip dengan bit dalam komputasi klasik. Sementara bit klasik bisa berada dalam satu dari dua keadaan (0 atau 1). Sedangkan bit pada kuantum bisa dalam superposisi keadaan 0 dan 1 secara bersamaan. Qubit yang digunakan pada penelitian ini ada 4 qubit atau 4 wires. Berdasarkan literatur review dari jurnal-jurnal terkait, qubit harus merepresentasikan setiap keadaan warna untuk mendapatkan hasil yang optimal. Alasannya menggunakan 4 qubit adalah citra yang digunakan pada penelitian ini dalam format RGB, dimana RGB memiliki kondisi 3 channel, channel pertama Red, channel kedua Green, dan channel ketiga Blue. Dari 4 qubit yang tersedia, 3 qubit tersebut akan digunakan untuk setiap channel warna, dan 1 qubit tersisa untuk menghubungkan setiap channel warna. Seperti yang sudah dijelaskan pada bab 2 terdapat beberapa single qubit yang dapat digunakan, pada penelitian ini menggunakan Rotasi X (RX) untuk mengontrol 3 channel warna RGB. Selanjutnya melakukan entanglement atau kelebihan dari kuantum yaitu superposisi yang sudah dijelaskan pada bab 2 dimana terdapat beberapa two qubit yang dapat digunakan pada kondisi tertentu. Pada penelitian ini menggunakan *Controlled-Rotation-X* (CRX) yang memiliki kelebihan untuk mengontrol Rotasi X pada qubit target untuk memanipulasi informasi dalam sirkuit kuantum dengan tujuan ekstraksi fitur warna maupun tekstur, dan *Controlled-Rotation-Z* (CRZ) sedangkan untuk CRZ digunakan untuk memodulasi fase relatif dari komponen kuantum yang merepresentasikan informasi dalam citra.

Setelah melakukan operasi-operasi kuantum selanjutnya melakukan *measurment* atau pengukuran pada qubit terakhir dalam sirkuit kuantum untuk memberikan informasi tentang keadaan kuantum yang telah di proses oleh sirkuit.

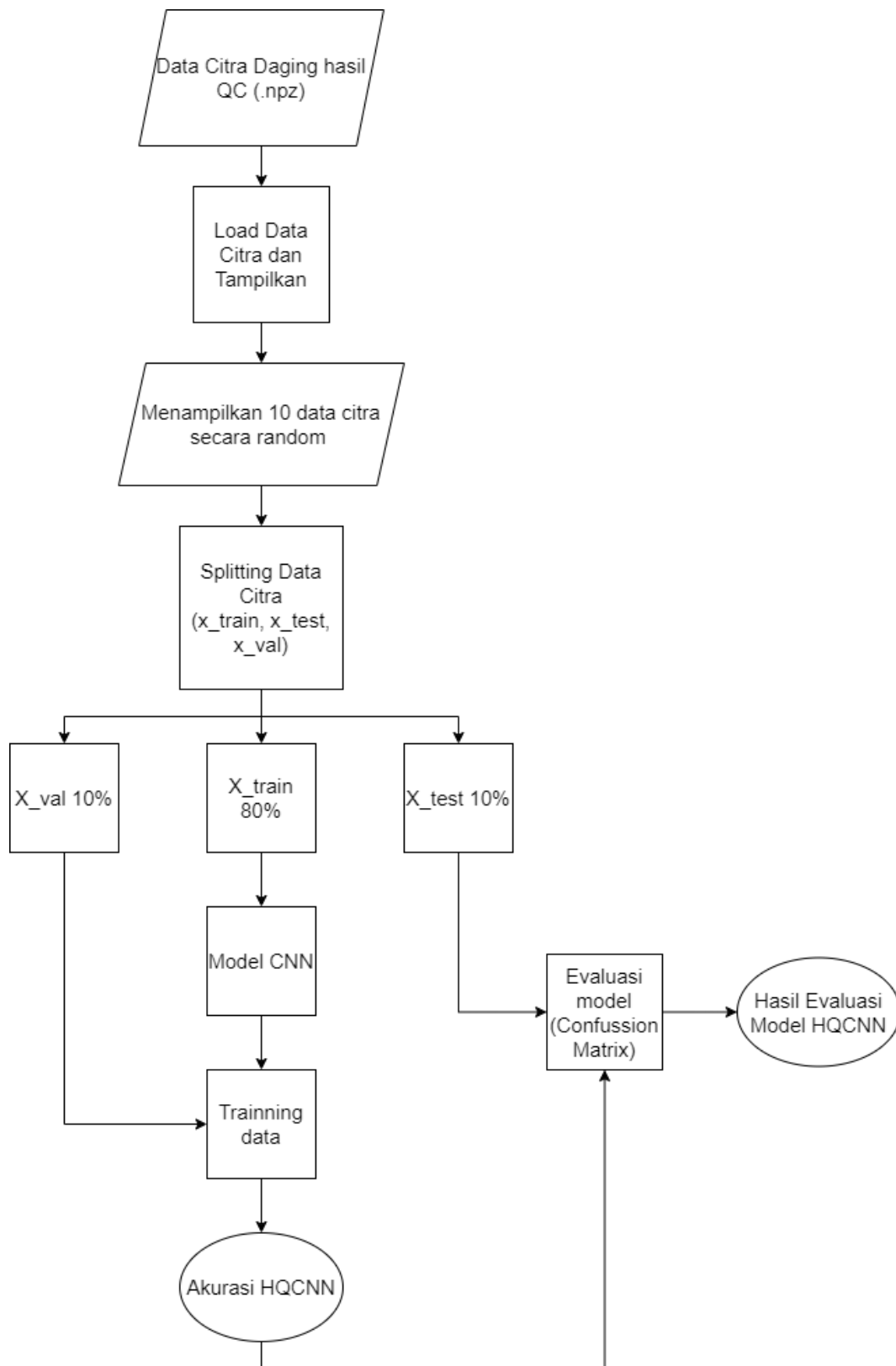
Pada penelitian ini akan menggunakan operator pauli-z yang ditugaskan untuk melakukan pengukuran nilai harapan (*expetation value*) dari seluruh operasi qubit yang dilakukan setelah sirkuit kuantum selesai dijalankan. Nilai nilai pengukuran harapan tersebut merepresentasikan setiap 1 citra dan akan disimpan dalam format .npz yang nantinya dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya.



Gambar 3. 5 Sirkuit Quantum

3.5. Pemodelan CNN

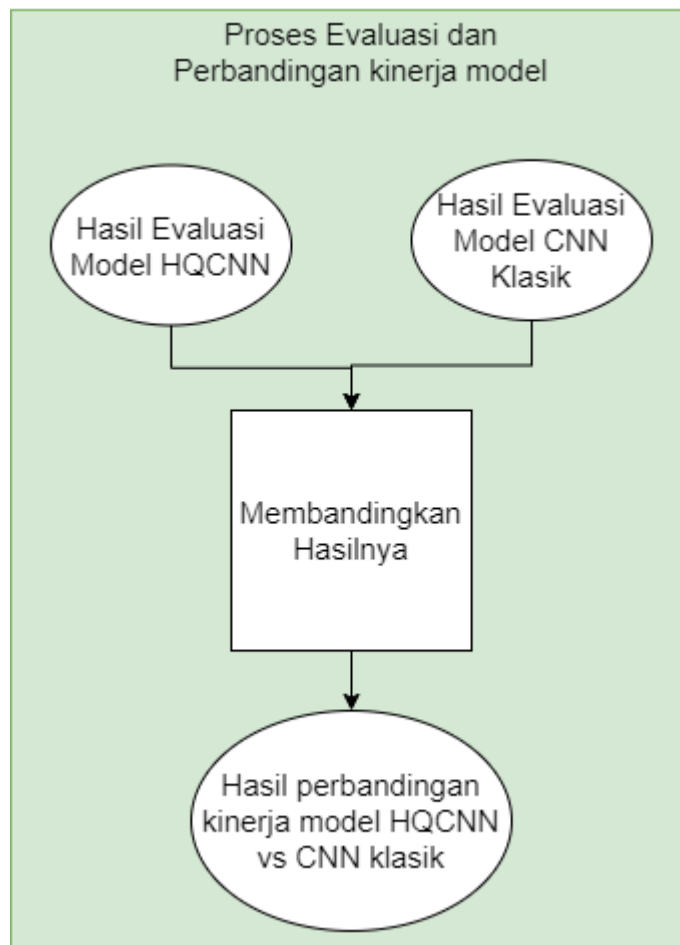
Pada tahap ini adalah proses dilakukanya hibrida, dimana hasil data citra klasik yang diproses menggunakan representasi quantum convolution akan di proses kembali menggunakan convolutional neural network klasik. Pada proses ini dilakukan konvolusi menggunakan model CNN dan dilakukan flattening dimana proses ini mengubah struktur data dari matriks multidimensi menjadi vektor satu dimensi, selanjutnya melakukan penambahan layer dense, dan menambahkan fungsi *dropout* yang dimana sebagai teknik regularisasi yang umum digunakan dalam jaringan saraf untuk mengurangi overfitting. Langkah terakhir menambahkan layer dense (layer output) sesuai dengan kelas yang digunakan yaitu 3 jenis daging. Gambar 3.6 menjelaskan flowchart pembentukan *Hybrid Quantum Convolution Neural Network* (HQCNN).



Gambar 3. 6 Proses Hybrid Quantum Convolutional (HQCNN)

3.6. Hasil Evaluasi Model HQCNN

Hasil evaluasi model HQCNN akan dilakukan perbandingan terhadap penelitian terdahulu yang pernah dilakukan pada data citra daging yang menggunakan CNN klasik yang sudah dijelaskan pada bab 2 bagian penelitian terdahulu. Gambar 3.7 menampilkan proses evaluasi model HQCNN dan penelitian terdahulu yang serupa.



Gambar 3. 7 Proses Evaluasi Model

3.7. Jadwal Penelitian

Penelitian ini diuraikan pada Tabel Jadwal Penelitian yang merupakan uraian manajemen waktu dalam perencanaan dan pelaksanaan suatu penelitian.

Berikut uraian rencana jadwal penelitian program Doktor Teknologi Informasi di Universitas Gunadarma.

No	Nama Kegiatan	2023				2024													
		9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12		
1	Penyusunan proposal																		
2	Uji kualifikasi																		
3	Evaluasi progress pertama																		
4	Paper pertama																		
5	Paper kedua																		

No	Nama Kegiatan	2025												2026			
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4
5	Evaluasi progress kedua																
6	Paper ketiga																
7	Evaluasi RKP																
8	Sidang Tertutup																
9	Sidang Terbuka																

Gambar 3. 8 Jadwal Penelitian

DAFTAR PUSTAKA

- Agarap, Abien Fred. 2020. "Deep Learning Using Rectified Linear Units (ReLU)
Deep Learning Using Rectified Linear Units (ReLU)." (March 2018):2–8.
- Al-Azzeh, Jamil, Bilal Zahran, Ziad Alqadi, Belal Ayyoub, and Muhammed Mesleh. 2019. "A Novel Based on Image Blocking Method to Encrypt-Decrypt Color." *International Journal on Informatics Visualization* 3(1):86–93. doi: 10.30630/joiv.3.1.210.
- Alwanda, Muhammad Rafly, Raden Putra Kurniawan Ramadhan, and Derry Alamsyah. 2020. "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 Untuk Pengenalan Doodle." *Jurnal Algoritme* 1(1):45–56. doi: 10.35957/algoritme.v1i1.434.
- Awaluddin Baiti¹, Ahmad, Muhammad Fachrie³, and Saucha Diwandari³. 2023. "Classification of Beef and Pork Images Based on Colour Features and Pseudo Nearest Neighbour Rule." 8(November):2580–6424.
- Basha, S. H. Shabbee., Shiv Ram Dubey, Viswanath Pulabaigari, and Snehasis Mukherjee. 2020. "Impact of Fully Connected Layers on Performance of Convolutional Neural Networks for Image Classification." *Neurocomputing* 378:112–19. doi: 10.1016/j.neucom.2019.10.008.
- Birba, Delwende Eliane. 2020. "Study of Data Splitting Algorithms for Machine Learning." *Study of Data Splitting Algorithms for Machine Learning*.
- Byrne, Dominic, Matthew Cook, and Ethan Evans. 2023. "QUANTOM COMPUTING FOR MACHINE LEARNING: AN INTRODUCTION." (March 2022).
- Cahyaningsari, Diyan, Hadri Latif, and Etih Sudarnika. 2019. "Identifikasi Penambahan Daging Babi Pada Pangan Berbahan Dasar Daging Sapi Menggunakan ELISA Dan QPCR (Identification of Pork and Wild Boar Meat Menggunakan ELISA Dan QPCR (Identification of Pork and Wild Boar Meat Aldutation in Beef and Beef Product Using ELISA and QPCR))." *Acta*

Veterinaria Indonesiana 7(2):17–25.

Cai, Shaofeng, Yao Shu, Gang Chen, Beng Chin Ooi, Wei Wang, and Meihui Zhang. 2019. “Effective and Efficient Dropout for Deep Convolutional Neural Networks.” 1–12.

Chairunnisa, Jaza, Tiaz Iskandar Muda, Fari Katul Fikriah, Ricardus Anggi Pramunendar, Guruh Fajar Shidik, Ahmad Zainul Fanani, and Arief Soeleman. 2018. “Pork and Beef Features Extractions.” *Proceedings - 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: Creative Technology for Human Life, ISemantic 2018* 295–98. doi: 10.1109/ISEMANTIC.2018.8549765.

Chen, Samuel Yen Chi, Tzu Chieh Wei, Chao Zhang, Haiwang Yu, and Shinjae Yoo. 2022. “Quantum Convolutional Neural Networks for High Energy Physics Data Analysis.” *Physical Review Research* 4(1):1–24. doi: 10.1103/PhysRevResearch.4.013231.

Chidinma-Mary-Agbai. 2020. “Application of Artificial Intelligence (AI) in Food Industry.” *GSC Biological and Pharmaceutical Sciences* 13(1):171–78. doi: 10.30574/gscbps.2020.13.1.0320.

Cong, Iris, Soonwon Choi, and Mikhail D. Lukin. 2019. “Quantum Convolutional Neural Networks.” *Nature Physics* 15(12):1273–78. doi: 10.1038/s41567-019-0648-8.

Ditjenpkh. 2023. “ISSN 2964-1047, Volume 2 Tahun 2023.” 2.

DLY, Ikhwanul Akhmad, Jasril, Suwanto Sanjaya, Lestari Handayani, and Febi Yanto. 2023. “Klasifikasi Citra Daging Sapi Dan Babi Menggunakan CNN Alexnet Dan Augmentasi Data.” *Journal of Information System Research (JOSH)* 4(4):1176–85. doi: 10.47065/josh.v4i4.3702.

Efendi, Dodi, Jasril Jasril, Suwanto Sanjaya, Fadhilah Syafria, and Elvia Budianita. 2022. “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi Dan Babi.” *JURIKOM (Jurnal*

- Riset Komputer*) 9(3):607. doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4176.
- Eriana, Emi Sita, and Drs. Afrizal Zein. 2019. "Artificial Intelligence." *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952.
- Gholamalinezhad, Hossein, and Hossein Khosravi. 2020. "Pooling Methods in Deep Neural Networks, a Review."
- Gonzalez, Rafael C., and Richard E. Woods. 2018. *4TH EDITION Digital Image Processing*.
- Ilahiyah, Sarirotul, and Agung Nilogiri. 2018. "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network." *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)* 3(2):49–56.
- Jeczmioneck, Ernest, and Piotr A. Kowalski. 2021. "Flattening Layer Pruning in Convolutional Neural Networks." *Symmetry* 13(7):1–13. doi: 10.3390/sym13071147.
- Keeton, Jimmy T., and Michael E. Dikeman. 2017. "'Red' and 'White' Meats—Terms That Lead to Confusion." *Animal Frontiers* 7(4):29–33. doi: 10.2527/af.2017.0440.
- Khan, Muhammad Al-Zafar, Nouhaila Innan, Abdullah Al Omar Galib, and Mohamed Bennai. 2024. "Brain Tumor Diagnosis Using Quantum Convolutional Neural Networks."
- Matondang, Zekson Arizona. 2018. "Penerapan Metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (Clahe) Pada Citra Digital Untuk Memperbaiki Gambar X-Ray." *Publikasi Ilmiah Teknologi Informasi Neumann* 3(2):24–29.
- McCarthy, John. 2022. "Artificial Intelligence, Logic, and Formalising Common Sense." *Machine Learning and the City: Applications in Architecture and Urban Design* 71–90. doi: 10.1007/978-94-009-2448-2_6.
- Nafiah, Nur. 2019. "Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV

- Dengan KNN.” *Jurnal Elektronika Listrik Dan Teknologi Informasi Terapan* 1(2):1–4.
- Neneng, Neneng, Kusworo Adi, and Rizal Isnanto. 2016. “Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM).” *Jurnal Sistem Informasi Bisnis* 6(1):1. doi: 10.21456/vol6iss1pp1-10.
- Nwankpa, Chigozie, Winifred Ijomah, Anthony Gachagan, and Stephen Marshall. 2018. “Activation Functions: Comparison of Trends in Practice and Research for Deep Learning.” 1–20.
- Oh, Seunghyeok, Jaeho Choi, and Joongheon Kim. 2020. “A Tutorial on Quantum Convolutional Neural Networks (QCNN).” *International Conference on ICT Convergence* 2020-Octob:236–39. doi: 10.1109/ICTC49870.2020.9289439.
- Pastorello, Davide. 2023. *Concise Guide to Quantum Machine Learning (Book)*.
- Pramanik, Sayantan, M. Girish Chandra, C. V. Sridhar, Aniket Kulkarni, Prabin Sahoo, Chethan D. V. Vishwa, Hrishikesh Sharma, Vidyut Navelkar, Sudhakara Poojary, Pranav Shah, and Manoj Nambiar. 2022. “A Quantum-Classical Hybrid Method for Image Classification and Segmentation.” *Proceedings - 2022 IEEE/ACM 7th Symposium on Edge Computing, SEC 2022* 450–55. doi: 10.1109/SEC54971.2022.00068.
- Purnamasari, Detty, Koko Bachrudin, Dede Herman Suryana, and Robert. 2023. “Classification of Meat Using the Convolutional Neural Network.” *IAES International Journal of Artificial Intelligence* 12(4):1845–53. doi: 10.11591/ijai.v12.i4.pp1845-1853.
- Rizky pratama, Adi. 2020. “Klasifikasi Daging Sapi Berdasarkan Ciri Warna Dengan Metode Otsu Dan Euclidean Distance.” *Techno Xplore : Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi* 5(1):26–32. doi: 10.36805/technoxplore.v5i1.1011.
- Roihan, Ahmad, Po Abas Sunarya, and Ageng Setiani Rafika. 2020. “Pemanfaatan

Machine Learning Dalam Berbagai Bidang: Review Paper.” *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)* 5(1):75–82. doi: 10.31294/ijcit.v5i1.7951.

Schuld, Maria, and Francesco Petruccione. 2021. *Machine Learning with Quantum Computers*.

Susanti, Susi, Isnawati Isnawati, and Fitriari Izzatunnisa Muhaimin. 2022. “Pengurangan Konsumsi Daging Merah Berlebih Untuk Menghambat Penuaan.” *Muhammadiyah Journal of Geriatric* 3(1):17. doi: 10.24853/mujg.3.1.17-22.

Yeung, Richie. 2020. “Diagrammatic Design and Study of Ansatzes for Quantum Machine Learning.”