

BAB I

PERMASALAHAN DAN TUJUAN PENELITIAN

1.1 Latar Belakang

Kerbau (*Bubalus bubalis*) adalah hewan ruminansia besar yang memainkan peran penting dalam kehidupan jutaan manusia sebagai sumber susu, daging, tenaga kerja, transportasi, dan pupuk. Menurut Naveena (2014), pertanian kerbau di beberapa negara berkembang di Asia, termasuk India, sangat signifikan (Naveena & Kiran, 2014). Tana Toraja merupakan salah satu daerah yang unik dengan adanya pesta adat yang memerlukan pemotongan ternak kerbau yang tidak sedikit sehingga pada musim pesta adat menyebabkan harga ternak kerbau meningkat. menyatakan bahwa keseharian masyarakat Toraja tidak bisa dipisahkan dari kerbau ini berlangsung hingga sekarang bahkan sebelum ada uang dijadikan sebagai alat transaksi modern hewan bertanduk ini bisa ditukar dengan benda lain. Selain memiliki nilai ekonomi yang tinggi juga melambangkan kesejahteraan sekaligus menandakan tingkat kekayaan dan status sosial pemiliknya di mata masyarakat.

Seperti diketahui pada zaman modern ini Peluang bisnis budidaya hewan ternak seperti kerbau sangat menguntungkan dan dapat menjadi lahan bisnis bagi sebagian masyarakat yang bergelut dan minat untuk memelihara kerbau yang unik. Berbagai jenis kerbau seperti kerbau saleko, bonga, boko. Balian, pudu, todi', tekken langi', dan kerbau lainnya yang dapat dilihat lagi dari jenis corak, warna maupun tanduknya juga yang menjadi nilai harga kerbau semakin beragam.

Kerbau merupakan hewan asli Afrika dan Asia, termasuk salah satu hewan liar/primitive dari *family Bovidae*. Ciri khas kerbau adalah sungutnya yang agak panjang, bertulang besar dan agak kompak, kuping besar, kaki kuat dan pendek dengan kuku-kuku besar, bulu jarang, tidak mempunyai punuk dan gelambir, serta bertanduk padat mengarah ke belakang.

Pemerintah Kabupaten Toraja Utara dalam mengantisipasi kurangnya populasi dan tingginya pemotongan kerbau melakukan kebijakan dengan perizinan melakukan perdagangan kerbau antara provinsi dan antar kabupaten dimana saat ini ternak kerbau banyak didatangkan dari kabupaten lain yaitu: Wajo, Takalar, Jeneponto, Pangkep, Bone, dan Palopo. Begitu pentingnya peranan kerbau dalam budaya masyarakat sehingga seringkali faktor harga menjadi pertimbangan kedua dibandingkan dengan karakteristik kerbau yang menjadi prioritas dan menjadi tolak ukur konsumen dalam membeli kerbau.

Penetapan harga jual adalah proses penentu apa yang akan diterima suatu perusahaan dalam penjualan produknya. Harga jual adalah sejumlah biaya yang dikeluarkan perusahaan untuk memproduksi suatu barang atau jasa ditambah dengan persentase laba yang diinginkan perusahaan salah satu cara yang dilakukan untuk menarik minat konsumen adalah dengan cara menentukan harga yang tepat untuk produk yang terjual. Harga yang tepat adalah harga yang sesuai dengan kualitas produk suatu barang dan harga tersebut dapat memberikan kepuasan kepada konsumen. Akan tetapi para pelaku di pasar Bolu Kabupaten Toraja Utara tidak menggunakan teori tersebut dalam menentukan harga jual.

Tinggi rendahnya nilai kerbau tergantung pada mutu kerbau menurut penilaian yang berlaku umum, dan nampaknya sudah dipakai turun temurun sejak jaman nenek moyang. Maka pada penelitian ini juga akan membantu pembeli dalam pengetahuan beragamnya corak warna kerbau dan semua orang masih awam, tidak semua orang mengetahui parameter fisik salah satunya seperti pola corak warna kulit, dan tanduk yang akan menjadi estimasi klarifikasi menjadi penentuan harga. Penilaian ini juga berlaku bagi para pedagang kerbau saat ini dalam menentukan harga.



Gambar 1 Gambar Kerbau

Secara umum, orang Toraja menilai kerbau dari tanduk, corak warna kulit, dan postur, serta tanda-tanda di badan. Mutu kerbau dapat dilihat dalam cara orang Toraja sendiri menilai kerbau berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Salah satu bukti demikian pentingnya kerbau dalam kebudayaan orang Toraja adalah dengan adanya sejumlah kategori dari berbagai macam jenis kerbau.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka penulis merumuskan permasalahan yaitu:

1. Bagaimana merancang sistem yang dapat mengestimasi harga jual kerbau dari corak warna kulit menggunakan teknik pengolahan citra.
2. Bagaimana kinerja sistem dalam mendeteksi jenis kerbau dari corak warna kulit.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Jenis corak kerbau adalah putih hitam (belang).
2. Indikator yang menjadi parameternya pola corak warna kulit.
3. Bobot diperoleh dari perkiraan besar kerbau.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Membangun model yang dapat mengestimasi harga kerbau berdasarkan warna kulit menggunakan teknik pengolahan citra.
2. Mengidentifikasi karakteristik ternak kerbau yang menentukan jenis kerbau.
3. Mengetahui kinerja sistem dalam mendeteksi kerbau hitam putih.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Sebagai informasi bagi para pedagang dan pembeli untuk menentukan harga jual kerbau yang dipasarkan.
2. Sebagai bahan masukan bagi pemerintah dan semua pihak yang berkepentingan dalam upaya pengembangan kerbau.
3. Menjadi referensi ilmiah bagi para mahasiswa dan atau penelitian yang ingin meneliti topik serupa. Karakteristik yang dideteksi corak warna kulitnya.

1.6 Ruang Lingkup Penelitian

Adapun ruang lingkup pada penelitian ini adalah :

1. Sampel yang digunakan adalah kerbau hitam putih
2. Kelas yang dideteksi hanyalah kerbau hitam putih yaitu kerbau bonga, kebau lotongboko, dan kerbau saleko serta kerbau selainjenisnya yang bukan kerbau hitam putih.
3. Pengambilan data menggunakan Hp android *Samsung Galaxy A52* dengan resolusi layar 1080 x 1920 piksel.
4. Ukuran layar Hp *Samsung Galaxy A52* sebesar 6.5 Inchi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Pustaka

Kajian Pustaka yang tertuang pada bab ini adalah representasi dari hasil pendahuluan yang dilakukan oleh penulis, studi literatur yang dilakukan tersebut berupa review terhadap jurnal, prosiding, artikel, dan situs website yang relevan dan mendukung dalam penelitian yang akan dilakukan.

Penulis melaksanakan tinjauan terhadap jurnal penelitian yang relevan dan juga sebagai perbandingan hasil penelitian yang berhubungan dengan sistem untuk menentukan harga kerbau putih hitam (belang) dan metode-metode yang tepat digunakan dalam menyelesaikan masalah. Penelusuran jurnal dilakukan pada situs IEEEExplore serta beberapa situs lainnya dan review jurnal dilaksanakan dengan menggunakan matrik jurnal penelitian terkait Berikut review dari beberapa jurnal yang penulis analisis yang sangat relevan dengan tema penelitian yang akan diajukan:

2.2.1. *State Of The Art* Penelitian

Untuk menggambarkan metode yang tepat dalam menyelesaikan masalah, penulis membuat sebuah tabel yang menjadi acuan dalam penyelesaian masalah dalam bentuk tabel *State of The Art*.

Tabel 2. 1 *State Of The Art Penelitian*

NO.	Judul Karya Ilmiah, Nama, Tahun Penerbit dan Penerbit	Objek dan Permasalahan	Metode Penyelesaian	Kinerja	Korelasi <.,=,>
1.	Judul: Sistem Estimasi Harga Kerbau Berdasarkan Parameter Corak Warna Kulit Menggunakan Pengolahan Citra Digital Penulis: Joshua Tahun: 2024	Objek: Kerbau (hitam putih) Permasalahannya: - Bagaimana merancang sistem yang dapat mengestimasi harga jual kerbau dari corak warna kulit menggunakan teknik pengolahan citra. -Bagaimana meningkatkan akurasi untuk sistem dapat mengenal pola corak warna kerbau.	Menggunakan metode YOLOv8 berdasarkan model jaringan <i>neural convolutional</i> (CNN)	Berdasarkan pengujian hasil kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan berbagai jenis kerbau. Model mencapai akurasi sebesar 98% dalam mengidentifikasi dan melabeli berbagai jenis kerbau, termasuk Bonga, Saleko, Lotongboko, dan jenis lainnya.	=
2.	Judul: Karakteristik Metode Sift dalam Aplikasi Sistem Pengenalan Motif Batik Penulis: Milda Gustiana Tahun: 2019 Penerbit: mindjournal	Objek: Motif batik Permasalahan: Bagaimana merancang dan membuat aplikasi untuk mewujudkan sarana bantu bagi pengguna dalam hal	Menggunakan teknik <i>Content Based Image Retrieval</i> (CBIR) dengan menggunakan metode SIFT sebagai	Berdasarkan pengujian, nilai precision dan recall untuk citra uji yang diambil melalui kamera berturut-turut adalah 64% dan 12,8%, sedangkan untuk citra uji dari digital	=

		pencarian kemiripan bentuk motif batik.	teknik perolehan fitur suatu motif bati.	diolah adalah 84% dan 16,8%	
3.	Judul: Pemanfaatan Scale Invariant Feature Transform Berbasis Saliency untuk Klasifikasi Sel Darah Putih Penulis: Siska Devella Tahun: 2021 Penerbit: JuTISI	Objek: Sel Darah putih Permasalahan: Bagaimana mendeteksi jenis sel darah putih dilakukan di laboratorium yang membutuhkan lebih banyak tenaga dan waktu.	Menggunakan pembelajaran mesin seperti <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dengan eksreaksi fitur <i>Scale Invariant Fearure Transform</i> (SIFT)	Ekstrasi fitur SIFT dengan metode saliency dan kernel <i>radial basis function</i> (RBF) mendapatkan hasil sebesar 77,08%, presisi sebesar 52,36, dan <i>recall</i> sebesar 53,99%.	<
4.	Judul: An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform Penulis: Zahra Hossein-Nejad Tahun: 2016 Penerbit: ELSEVIER	Objek: Bangunan dan Denah Permasalahan: Bagaimana meningkatkan ekstraksi dan pencocokan fitur gambar dengan menggunakan metode RANSAC (<i>Random Sample And Consensus</i>)	Menggunakan Scale Invariant Feature Tramsform (SIFT) dan metode RANSAC sebagai mengurangi ketidak sesuaian pada algoritma ini	karakteristik gambar dalam pemilihan nilai ambang RANSAC yang dapat mengarah pada metode adaptif yang lebih efektif adalah topik penelitian kami di masa depan.	=
5.	Judul: Plant species identification by using Scale Invariant Feature ransform (SIFT) and Grid Based Colour Moment (GBCM) Penulis: Nuril Aslina Che Russin	Objek: Daun Permasalahan: Bagaimana mengidentifikasi spesies tanaman berdasarkan gambar daun	Menggunakan Transformasi fitur Scale Invariant dan Grid Based Colour Moment	Metode yang diusulkan mencapai nilai akurasi 87,5% ketika diuji yang berarti memberikan 35 hasil yang benar selama 40 kueri	<

	Tahun: 2013 Penernit: IEEE	menggunakan ekstraksi fitur (SIFT) dan ekstraksi fitur warna Grid Based Colour Moment (GBCM)			
6.	Judul: Shape Recognition and Matching by using Contour-SURF and Analysis Penulis: Keerthishree Tahun: 2018 Penerbit: IEEE	Objek: Daun Permasalahan: Menganalisis metode Ekstraksi bentuk dengan membandingkan metode <i>Contour-SURF</i> dan <i>Countour-SIFT</i>	Menggunakan analisis Metode Countour-SURF	Akurasi: Contour-Surf lebih baik dari pada Contour-Sift dengan nilai Waktu Contour-SURF adalah 132,02 detik dan untuk Contour-SIFT adalah 501,14 detik. Akurasi Contour-SURF adalah 52,98%.100 dan Akurasi Contour-SIFT adalah 58,82%.	=
7.	Judul: Metode SURF dan FLANN untuk Identifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Tahun Estimasi 2016 pada Variasi Rotasi Penulis: Adri Pridana Tahun: 2017 Penerbit: JTSiskom	Objek: Uang kertas Rupiah Tahun Estimasi 2016 Permasalahan: Bagaimana menerapkan dan menganalisis tingkat akurasi identifikasi nominal uang kertas rupiah dengan metode SURF dan FLANN terhadap variasi rotasi	Menggunakan metode SURF untuk ekstraksi citra dan FLANN untuk <i>feature matching</i>	Pendekatan metode SURF untuk ekstraksi ciri dan FLANN untuk feature matching dalam identifikasi uang kertas tersebut dengan tingkat akurasi identifikasi sebesar 100%	>

		yaitu 0°, 90°, 180° dan 270°.			
8.	Judul: Food Category Recognition Using SURF and MSER Local Feature Representation Penulis: Mohd Norhisham Razali Tahun: 2017 Penerbit: ResearchGate	Objek: Makanan Permasalahan: Bagaimana mengenali kategori makanan otomatis dengan aplikasi seperti penilaian diet, rekomendasi makanan, dan menganalisis gambar makanan di media sosial.	Menggunakan SURF (Speeded-Up Robust Feature) dan MSER Maximally Stable Extremal Regions). Evaluasi eksperimental menggunakan <i>Support Vector Machine</i> .	Evaluasi eksperimental menggunakan <i>classifier Support Vector Machine</i> menunjukkan bahwa penggabungan fitur menghasilkan akurasi pengenalan yang lebih baik sebesar 86,6%.	=
9.	Judul: A FAST-BRISK Feature Detector with Depth Information Penulis: Yanli Liu Tahun: 2018 Penerbit: MPDI	Objek: Benda benda di atas meja (Image) Permasalahan: Bagaimana meningkatkan metode BRISK dengan menggabungkan fitur (FAST) dan (BRISK)	Menggunakan algoritma BRISK dengan algoritma SURF	SUFR dapat meningkatkan akurasi fitur pencocokan dan BRISK mempercepat kinerja algoritmanya	=
10.	Judul: Identification of Cattle Breed using the Convolutional Neural Network Penulis: Sreenand Manoj Tahun: 2021	Objek: Hewan sapi Permasalahan: Bagaimana mengidentifikasi ras sapi berdasarkan citra sapi dari ukuran dan warna	Menggunakan metode <i>deep learning Convolutional neural network</i>	K-Mean Clustering mampu untuk mengkategorikan dan mendeteksi cluster atau kelas yang berbeda dari citra sapi menggunakan titik-titik data pada citra sapi.	=

	Penerbit: IEEE				
11.	Judul: Image-based individual cow recognition using body patterns Penulis: Rotimi-Williams Bello Tahun: 2020 Penerbit: International Journal of Advanced Computer Science and Applications	Objek: Hewan sapi Permasalahan: Bagaimana melakukan operasi pengolahan citra pemrosesan gambar diusulkan menggunakan gambar pola tubuh sapi.	Menggunakan metode <i>Convolutional neural network</i>	Hasil pencapaian yang diusulkan yaitu: Data video yang ditangkap adalah 79,45%, dan akurasi identifikasi data latih adalah 92,59% dengan data pengujian memiliki akurasi identifikasi 89,95%.	=
12.	Judul: Individual identification of Holstein dairy cows based on detecting and matching feature points in body images Penuis: Kaixuan Zhao Tahun: 2019 Penerbit: Elsevier	Objek: Hewan sapi Permasalahan: Bagaimana mengekstrak citra tubuh sapi dan mengidentifikasi sapi <i>Holstein</i> .	Menggunakan empat metode ekstraksi fitur	Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi identifikasi tertinggi adalah 96,72% ketika metode FAST, SIFT dan FLANN masing-masing digunakan untuk ekstraksi ciri, deskriptor, dan pencocokan.	>
13.	Judul:	Objek: Hewan sapi	Menggunakan metode <i>deep learning</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi cropping untuk	>

	Image technology based cow identification system using deep learning Penulis: Thi Thi Zin Tahun: 2018 Penerbit: International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists	Permasalahan: Bagaimana teknologi pemrosesan citra dapat digunakan dalam menganalisis dan mengidentifikasi individu sapi bersama dengan <i>deep learning</i> .	<i>Convolutional neural network</i>	data video 22 hari adalah 86,8%. Akurasi identifikasi pada kumpulan data latih video 15 hari adalah 98,97% dan pada kumpulan data pengujian video 22 hari adalah 97,01%	
14.	Judul: Koi Fish Classification based on HSV Color Space Penulis: Dhian Satria Yudha Kartika Tahun: 2016 Penerbit: IEEE	Objek: Ikan Koi Permasalahan: Bagaimana melakukan proses segmentasi pola tubuh ikan koi, menggunakan metode K-means dan HSV	Menggunakan metode K-means dan HSV sebagai proses segmentasi citra berdasarkan warna tubuh ikan koi.	Hasil yang diperoleh dari proses klasifikasi menggunakan Naive Bayes dan SVM baik yang menggunakan K-Fold Cross Validation maupun tidak menunjukkan hasil yang baik dan memiliki akurasi yang tinggi diatas 94%.	>
15.	Judul: Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer	Objek: Kanker Kolorektal Permasalahan: Bagaimana membedakan kanker kolorektal menjadi jinak dan ganas	Menggunakan metode Deep Learning in Image Classification using Residual Network (ResNet)	Berdasarkan hasil implementasi metode Deep Residual Network (ResNet). dapat mendeteksi kanker	=

	Tahun: 2021 Penerbit: Elsevier			kolorektal dengan akurasi antara 73%-88% dan nilai sensitivitas antara 64%-96%	
--	---	--	--	---	--

2.2 Kajian Pustaka

2.2.1. Tinjauan umum kerbau

Populasi kerbau di Indonesia setiap tahunnya mengalami penurunan, pada tahun 2011 sebesar 34,74%. Hal ini disebabkan oleh banyak faktor yang mempengaruhi seperti berkurangnya lahan pertanian sebagai sumber pakan kerbau, dan perubahan mekanisasi pertanian yang signifikan. Pemeliharaan kerbau yang dilakukan oleh peternak di Indonesia masih menggunakan sistem tradisional. Akibatnya frekuensi inbreeding masih sangat tinggi, sehingga kualitas genetik populasi kerbau terus menurun, dan perkembangannya lambat. Kualitas ternak kerbau dapat dilihat dari kinerjanya apalagi, pengembangan, pemanfaatan, dan upaya peningkatan pengelolaan ternak kerbau secara rasional dengan adanya sumber daya alam yang melimpah akan lebih baik jika diperkuat dengan strategi (Komariah et al., 2020).



Gambar 2 Bubalus (Kerbau)

Kerbau merupakan hewan asli Afrika dan Asia, termasuk salah satu hewan liar/primitive dari *family Bovidae*. Ciri khas kerbau adalah sungutnya yang agak panjang, bertulang besar dan agak kompak, kuping besar, kaki kuat dan pendek dengan kuku-kuku besar, bulu jarang, tidak mempunyai punuk dan gelambir, serta bertanduk padat mengarah ke belakang (Susilorini & Sawitri, n.d.).

2.2.2. Estimasi harga

Menurut (Kartika et al., 2012) Harga adalah salah satu komponen penting dalam pemasaran yang mempengaruhi perilaku konsumen dalam membuat keputusan pembelian. Harga dapat didefinisikan sebagai apa yang harus konsumen berikan untuk mendapatkan barang atau jasa. Dalam konteks pemasaran, harga tidak hanya berupa angka-angka, tetapi juga memiliki berbagai bentuk dan fungsi. Harga dapat digunakan sebagai alat komunikasi untuk memberikan positioning nilai yang dimaksudkan dari produk atau merek perusahaan ke pasar. Harga memiliki peran penting dalam mempengaruhi keputusan pembelian konsumen. Konsumen biasanya membandingkan harga yang tertera atau tercantum dengan harga yang dipikirkan serta harga lain yang tercantum dalam iklan, katalog, display dll. Dalam proses membentuk persepsi inilah, konsumen akan membandingkan antara harga yang tertera atau tercantum dengan harga yang dipikirkan serta harga lain yang tercantum dalam iklan, katalog, display dll. Dari hasil perbandingan antara harga yang tertera atau tercantum dengan harga yang dipikirkan serta harga lain yang tercantum dalam iklan, katalog, display dll, akan terbentuk persepsi yang akan mengarahkan konsumen untuk memilih produk atau jasa dengan harga yang termurah. Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) menyatakan “Estimasi adalah

perkiraan, penilaian atau pendapat. Estimasi adalah suatu metode dimana kita dapat memperkirakan nilai dari suatu populasi dengan menggunakan nilai dari sampel”. Sedangkan biaya adalah uang yang dikeluarkan untuk mengadakan (mendirikan, melakukan, dan sebagainya) sesuatu; ongkos; belanja; pengeluaran.

Estimasi biaya adalah suatu perhitungan biaya yang diperkirakan dapat memenuhi kebutuhan dalam menyelesaikan suatu pekerjaan pada sebuah proyek konstruksi.

Dalam melakukan estimasi diperlukan keterampilan teknis seorang estimator seperti metode apa yang harus digunakan, berapa lama waktu yang diperlukan, sehingga biaya yang sudah diestimasi tidak berbeda jauh dengan pelaksanaannya.

2.2.3. Identifikasi Objek

Identifikasi objek (object recognition) merupakan suatu bidang keilmuan dari komputer vision yang menggambarkan suatu objek yang didasarkan pada sifat utama dari objek tersebut. Identifikasi objek pada citra digital membutuhkan teknik dan metode yang mampu untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi fitur-fitur yang terdapat pada citra digital, dimana komponen utamanya adalah warna sebagai dasar dari representasi objek pada citra digital. (Jumadi & Sartika, 2021) Kemudian menurut (Sinaga et al., 2024) Object recognition adalah teknologi yang memungkinkan komputer untuk mengenali dan mengidentifikasi objek dalam gambar atau video. Teknologi ini digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk e-commerce, di mana kemampuan untuk mendeteksi dan mengenali objek secara real-time dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi pencarian visual. Object

recognition sering kali melibatkan penggunaan algoritma pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam (*deep learning*). Algoritma ini dilatih menggunakan dataset besar yang berisi gambar objek yang telah diberi label. Setelah dilatih, algoritma dapat mengenali objek dalam gambar baru dengan tingkat akurasi yang tinggi.

2.2.4. Image Recognition

Arti pengolahan menurut kamus besar Bahasa Indonesia (KBBI) adalah suatu cara atau proses mengolah sesuatu supaya menjadi lain atau menjadi lebih sempurna. Sedangkan citra menurut KBBI berarti rupa atau gambar, dalam hal ini adalah gambar yang diperoleh menggunakan sistem visual. Secara keseluruhan pengolahan citra berarti suatu cara mengolah suatu citra menjadi citra lain yang lebih sempurna atau yang diinginkan. Dengan kata lain, pengolahan citra adalah suatu proses dengan masukan citra dan menghasilkan keluaran berupa citra seperti yang dikehendaki (Sulistiyanti et al., 2016).

Menurut Efford 2000, Pengolahan citra digital adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara. Foto adalah contoh gambar berdimensi dua yang dapat diolah dengan mudah. Setiap foto dalam bentuk citra digital (misalnya berasal dari kamera digital) dapat diolah melalui perangkat lunak tertentu. Sebagai contoh, apabila hasil bidikan kamera terlihat sedikit gelap, citra dapat diolah menjadi lebih terang. Dimungkinkan pula memisahkan foto orang dari latar belakangnya. Gamabran tersebut menunjukkan hal sederhana yang dapat dilakukan melalui pengolahan citra digital (Batubara, 2020).

2.2.5. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari tentang teknik-teknik mengolah citra. Citra yang dimaksud disini adalah gambar diam (foto) namun gambar bergerak (yang berasal dari *webcam*). Sedangkan digital disini mempunyai maksud bahwa pengolahan citra/gambar dilakukan secara digital menggunakan komputer. Secara matematis, citra merupakan fungsi kontinu (continue) dengan intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Agar dapat diolah dengan komputer digital, maka suatu citra harus dipresentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit. Representasi dari fungsi kontinu menjadi nilai-nilai diskrit disebut digitalisasi citra (Kusumanto et al., 2011).

2.2.6. You Only Look Once (YOLO)

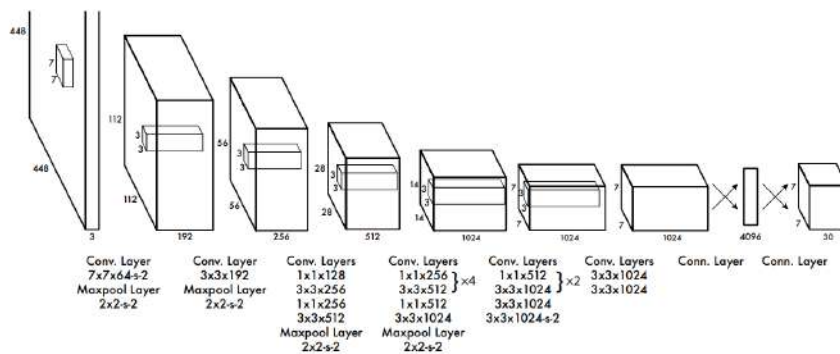
YOLO (*You Only Look Once*) adalah pendekatan baru dalam deteksi objek yang menggantikan metode tradisional berbasis klasifikasi. YOLO menganggap deteksi objek sebagai masalah regresi untuk memprediksi kotak pembatas spasial dan probabilitas kelas yang terkait. Dengan menggunakan satu jaringan saraf tunggal, YOLO dapat memprediksi kotak pembatas dan probabilitas kelas langsung dari seluruh gambar dalam satu evaluasi. Karena seluruh proses deteksi dilakukan oleh satu jaringan saraf, kinerja YOLO dapat dioptimalkan secara menyeluruh. YOLO dikenal sangat cepat, dengan model dasarnya mampu memproses gambar secara real-time pada kecepatan 45 frame per detik. Versi lebih kecil, *Fast YOLO*, bahkan mampu memproses hingga 155 frame per detik sambil tetap mencapai performa dua kali lipat mAP (*mean Average Precision*) dibandingkan detektor real-time lainnya.

Arsitektur YOLO berbasis pada *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terdiri dari 24 lapisan konvolusi, diikuti oleh 2 lapisan terhubung penuh (fully connected) pada versi aslinya. Arsitektur ini memungkinkan YOLO memproses gambar secara efisien dengan kecepatan tinggi hingga 45 frame per detik. Berikut adalah komponen utamanya:

- *Input Layer*: Gambar input dikonversi menjadi tensor yang dapat diproses oleh jaringan saraf.
- *Convolutional Layers*: Lapisan konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur visual dari gambar, seperti tepi, sudut, dan tekstur.
- *Maxpooling Layers*: Lapisan maxpooling mengurangi dimensi spasial dari fitur yang diekstraksi, sehingga mempercepat komputasi dan mengurangi jumlah parameter.
- *Fully Connected Layers*: Setelah lapisan konvolusi, lapisan fully connected menggabungkan fitur-fitur lokal dengan konteks global untuk menghasilkan prediksi akhir.
- *Output Layer*: Menghasilkan kotak pembatas (bounding boxes), label, dan skor kepercayaan (confidence score) untuk setiap objek.
- *Non-Maximum Suppression* (NMS): YOLO menggunakan NMS untuk menghilangkan kotak pembatas yang tumpang tindih dan memilih kotak dengan skor kepercayaan tertinggi.
- *Prediksi Objek*: Hasil akhirnya adalah lokasi dan label objek yang terdeteksi.

- *Non-Maximum Suppression* (NMS): Setelah mendapatkan kotak pembatas dan skor kepercayaan, YOLO menggunakan NMS untuk menghapus kotak yang tumpang tindih dan memilih kotak dengan skor tertinggi.
- *Prediksi Objek*: Hasil akhir dari YOLO adalah prediksi objek dalam gambar, dengan lokasi dan label objek.

YOLO memiliki keunggulan signifikan dalam deteksi objek secara real-time karena mengintegrasikan seluruh proses ini dalam satu jaringan saraf yang efisien.



Gambar 3 Arsitektur YOLO

Jaringan deteksi kami memiliki 24 lapisan konvolusi yang diikuti oleh 2 lapisan yang terhubung sepenuhnya. Pergantian lapisan konvolusi 1×1 mengurangi ruang fitur dari lapisan sebelumnya. Melatih lapisan konvolusional pada tugas klasifikasi ImageNet pada setengah resolusi (gambar input 224×224) dan kemudian menggandakan resolusi untuk deteksi (Redmon et al., 2016).

Model YOLOv8 menawarkan fitur deteksi objek sekaligus segmentasi semantik melalui varian model yang disebut YOLOv8-Seg. Komponen utamanya

terdiri dari CSPDarknet53 sebagai pengambil fitur (*backbone*) yang kemudian diikuti oleh modul C2f menggantikan arsitektur tradisional "*neck*" pada YOLO sebelumnya. Modul C2f ini memperkuat kemampuan deteksi dengan meningkatkan efisiensi kombinasi informasi kontekstual.

Setelah modul C2f, terdapat dua kepala segmentasi (*segmentation heads*) yang dirancang untuk mempelajari dan memprediksi masker segmentasi semantik pada gambar input. Selain itu, model ini memiliki deteksi kepala (*detection heads*) yang serupa dengan YOLOv8 lainnya, terdiri dari lima modul deteksi dan lapisan prediksi.

Model YOLOv8-Seg telah mencapai hasil state-of-the-art pada berbagai tolok ukur deteksi objek dan segmentasi semantik, sambil tetap mempertahankan kecepatan tinggi dan efisiensi. Dalam evaluasi dataset MS COCO test-dev 2017, versi YOLOv8x mampu mencapai AP 53,9% dengan ukuran gambar 640 piksel, jauh melampaui performa YOLOv5 yang mencatat AP 50,7% pada ukuran input yang sama, dengan kecepatan 280 FPS di NVIDIA A100 menggunakan TensorRT.

Model ini juga mendukung beberapa cara penggunaannya, baik melalui CLI (*Command Line Interface*) maupun dengan instalasi melalui paket PIP, termasuk integrasi untuk pelabelan, pelatihan, dan pengembangan model lebih lanjut. (Terven & Cordova-Esparza, 2023).

2.2.7. Computer Vision

Computer vision adalah sebuah kemampuan sebuah computer yang ke desain agar mampu melihat sebuah object sehingga mampu menampilkan objek digital dan bisa mengoleksi data secara visual komputer bisa melakukan beberapa pekerjaan yang tidak bisa dilakukan oleh manusia:

- Komputer mampu melihat data dalam bentuk pixel bahkan dalam warna yang berbeda.
- Komputer mampu membandingkan dua object gambar yang sama persis.
- Komputer mampu melihat sebuah object data selama berjam-jam bahkan berhari –hari. Vision itu sendir adalah suatu proses evaluasi sebuah data yang bersumber dari image umumnya camera, dengan teknik ekstrasi menggunakan algoritma tertentu. (Purno & Wibowo, 2016)

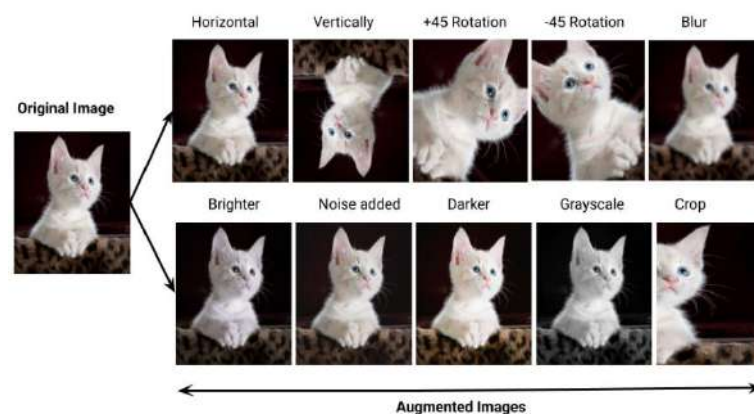
2.2.8. Mechine Learning

Machine Learning (ML) atau pembelajaran mesin merupakan pendekatan dalam AI yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah atau melakukan otomatisasi. Sesuai namanya, ML mencoba menirukan bagaimana proses manusia atau makhluk cerdas belajar dan mengeneralisasi. Setidaknya ada dua aplikasi utama dalam ML yaitu, klasifikasi dan prediksi. Ciri khas dari ML adalah adanya proses pelatihan, pembelajaran, atau training. Oleh karena itu, ML membutuhkan data untuk dipelajari yang disebut sebagai data training. Klasifikasi adalah metode dalam ML yang digunakan oleh mesin untuk memilah atau mengklasifikasikan obyek

berdasarkan ciri tertentu sebagaimana manusia mencoba membedakan benda satu dengan yang lain (Hania, 2017).

2.2.9. Augmentasi

Augmentasi data, dalam konteks pengolahan citra, adalah proses transformasi citra seperti rotasi, pergeseran, pemotongan, pembalikan, dan lain-lain yang dilakukan secara acak untuk meningkatkan jumlah data latih dan mengurangi kemungkinan terjadinya kasus overfitting. Dengan melakukan augmentasi, citra asli dapat dibuat lebih beragam dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali objek dan mengurangi kemungkinan kesalahan deteksi. Augmentasi data sangat berguna dalam pengolahan citra karena memungkinkan model untuk belajar dari berbagai variasi citra yang mungkin terjadi dalam situasi nyata. Teknik ini memungkinkan model untuk mengenali pola yang lebih umum dan mengurangi kemungkinan kesalahan deteksi karena model tidak hanya belajar dari citra asli tetapi juga dari variasi citra yang dibuat melalui augmentasi (Lui et al., 2022). Berikut ini contoh augmentasi data terhadap gambar dilihat pada 2.2



Gambar 4 Contoh Augmentasi Data

2.2.10. Feature Extraction

Feature Extraction atau ekstraksi ciri merupakan proses pengindeksan suatu database citra dengan isinya. Secara matematik, setiap ekstraksi ciri merupakan encode dari vector dimensi yang disebut dengan *vector ciri*. Komponen *vector ciri* dihitung dengan pemrosesan citra dan teknik analisis serta digunakan untuk membandingkan citra yang satu dengan citra yang lain. Ekstraksi ciri diklasifikasikan ke dalam 3 jenis yaitu low-level, middle-level, dan high-level. *Low-level* merupakan ekstraksi ciri berdasarkan isi visual seperti warna dan tekstur, *middle-level* merupakan ekstraksi berdasarkan wilayah citra yang ditentukan dengan segmentasi, sedangkan *high-level* merupakan ekstraksi ciri berdasarkan informasi *semantic* yang terkandung dalam citra (Rai & Sugiarta, 2017).

2.2.11. Segmentasi Citra

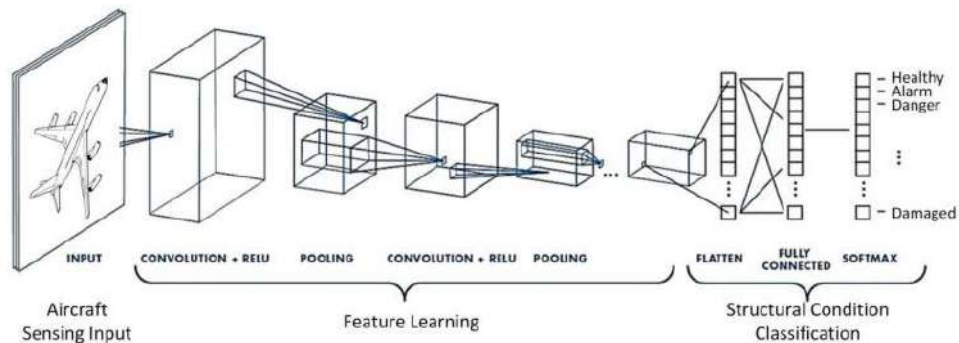
Segmentasi merupakan proses mempartisi citra menjadi beberapa daerah atau objek. Segmentasi citra mempunyai sifat discontinuity atau similarity dari intensitas piksel. Pendekatan discontinuity yaitu mempartisi citra bila terdapat perubahan intensitas secara tiba-tiba (*edge based*). Pendekatan *similarity* yaitu mempartisi citra menjadi daerah-daerah yang memiliki kesamaan sifat tertentu (*region based*) contoh: *thresholding, region growing, region splitting and merging*. Segmentasi citra adalah proses pengolahan citra yang bertujuan memisahkan wilayah (*region*) objek dengan wilayah latar belakang agar objek mudah dianalisis dalam rangka mengenali objek yang banyak melibatkan persepsi visual (Sindar & Sinaga, 2017).

2.2.12. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) termasuk dalam jenis deep learning karena kedalaman jaringannya. Deep learning adalah cabang dari machine learning yang dapat mengajarkan komputer untuk melakukan pekerjaan selayaknya manusia, seperti komputer dapat belajar dari proses training (Li Deng, 2013) CNN merupakan operasi konvolusi yang menggabungkan beberapa lapisan pemrosesan, menggunakan beberapa elemen yang beroperasi secara paralel dan terinspirasi oleh sistem saraf biologis (Hu et al., 2015).

CNN merupakan pengembangan dari *MultiLayer Perceptron (MLP)* dan merupakan salah satu algoritma dari Deep Learning. Metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra (Peryanto et al., 2020). hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual *cortex* manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra Konsep dasar di balik CNN adalah penggunaan operasi konvolusi untuk memproses input. Operasi konvolusi melibatkan menerapkan kernel (*filter*) ke input secara bertahap untuk menghasilkan peta fitur. Setiap kernel melakukan konvolusi dengan input untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih tinggi tingkatnya. Misalnya, dalam kasus pengenalan gambar, kernel pertama mungkin mengidentifikasi tepi gambar, kernel kedua mungkin mengenali pola-pola sederhana seperti garis atau sudut, dan seterusnya (Lecun et al., 2015) CNN biasanya terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan penghubung (*fully connected*). Lapisan konvolusi bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur-fitur visual dengan menerapkan operasi konvolusi. Lapisan pooling digunakan untuk

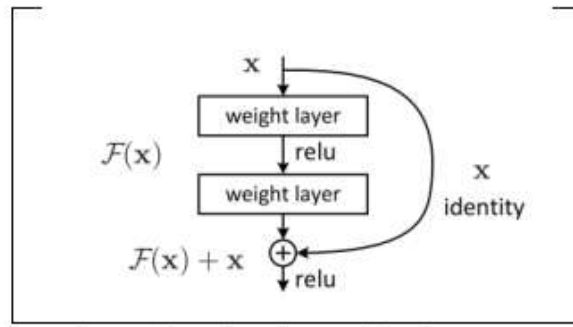
mengurangi dimensi spasial dari peta fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi. Lapisan penghubung (*fullyconnected*) berfungsi sebagai klasifikasi akhir dengan menghubungkan hasil dari lapisan sebelumnya ke unit-unit output (Peryanto et al., 2020).



Gambar 5 Arsitektur *Convolutional Neural Network*

2.2.13. Arsitektur *Residual Network*

ResNet adalah memungkinkan untuk melatih jaringan saraf yang sangat dalam dengan 150+ lapisan. Arsitektur Resnet menunjukkan bahwa neural network ini lebih mudah dioptimalkan dan dapat memperoleh akurasi dari kedalaman jauh yang jauh meningkat. (Kaiming He, 2016) ResNet merupakan solusi dari neural network yang dalam, semakin dalam pelatihan maka semakin rumit dan kedalaman sangat penting untuk pelatihan agar parameter atau neuron dapat mengingat atau menyimpan nilai pelatihan yang optimal (Talo et al., 2019).



Gambar 6 Identity Block ResNet

Solusi ini menunjukkan bahwa model ini mengurangi kesalahan pelatihan seperti yang telah dilakukan penelitian oleh (Muhammed Talo, 2019) dari perbandingan model.

yang dilakukan resnet-50 memiliki nilai eror terkecil dan akurasi terbaik dari model lainnya. ResNet 50 merupakan arsitektur CNN terbaik, itu terlihat pada penelitian yang dilakukan (Muhammed Talo, 2019) yaitu melakukan penelitian tentang klasifikasi penyakit otak dengan gambar MRI. Arsitektur yang digunakan adalah AlexNet, Vgg-Net 16, ResNet-18, ResNet-34 dan ResNet-50. ResNet-50 memberikan nilai loss terkecil daripada dengan arsitektur CNN yang lain.

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2				
		3×3 max pool, stride 2				
conv2_x	56×56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				

Gambar 7 Arsitektur ResNet

2.2.14. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah metode untuk evaluasi yang menggunakan table matrix seperti table berikut.

Tabel 1 Model Condusion Matrix

Correct Classification	Classified as	
	+	-
+	True Positif	False negative
-	False Positif	True Negatif

Pada tabel di atas dapat kita lihat bahwa jika dataset terdiri dari dua kelas, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya negatif (Max Bramer, 2007). Evaluasi dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Nilai *accuracy* merupakan persentase jumlah *record* data yang diklasifikasikan secara benar oleh sebuah algoritma dapat membuat klasifikasi setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi tersebut. Nilai *precision* atau dikenal juga dengan nama *confidence* merupakan proporsi jumlah kasus yang diprediksi positif yang juga positif benar pada data yang sebenarnya. Sedangkan nilai dari *recall* atau *sensitivity* merupakan proporsi jumlah kasus positif yang sebenarnya yang diprediksi positif secara benar.

True Positive adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false positive* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false negative* adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai negatif, *true negative* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai

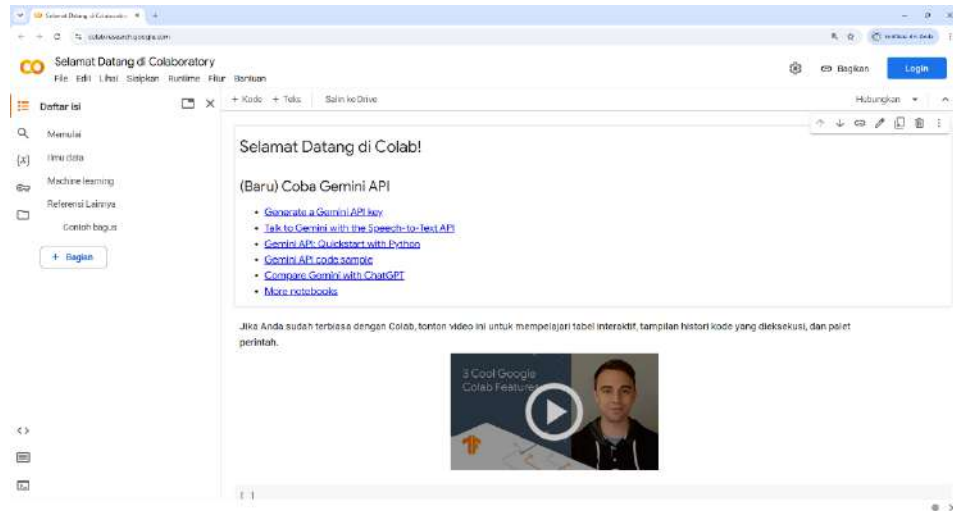
negatif, kemudian masukkan data uji. Setelah data uji dimasukkan ke dalam *confusion matrix*, hitung nilai-nilai yang telah dimasukkan tersebut untuk dihitung jumlah *sensitivity (recall)*, *Specifity*, *precision*, dan *accuracy*. *Sensitivity* digunakan untuk membandingkan jumlah *t_pos* terhadap jumlah record yang positif sedangkan *Specifity*, *precision* adalah perbandingan jumlah *t_neg* terhadap jumlah record yang *negative* (Han et al., 2011).

Untuk mendapatkan hasil yang baik, perlu dilakukan evaluasi sistem. Evaluasi sistem dilakukan dengan mempertimbangkan akurasi pada persamaan (2), *precision* pada persamaan (3), *recall* pada persamaan (4), dan *F1-score* pada persamaan (5):

2.2.15. Google Collaboratory

Fitur unik dari *Google Collab* adalah kemampuan untuk berbagi dan kolaborasi dengan mudah. Pengguna dapat dengan mudah berbagi *notebook* mereka dengan tim maupun teman, sehingga memungkinkan kolaborasi dalam pengembangan kode dan analisis data secara *real-time*. *Collab* juga terintegrasi dengan *Google Drive*, sehingga pengguna dapat menyimpan dan mengelola file dan proyeknya dengan mudah dalam penyimpanan *cloud Google Drive*. Dengan fitur-fitur yang dimilikinya, *Google Collab* memberikan fleksibilitas, kemudahan, aksesibilitas dalam mengolah data, melakukan eksperimen, dan mengembangkan aplikasi *Machine Learning* dalam lingkungan yang ramah pengguna dan berbasis *cloud*. Gambar 8 menampilkan user interface dari *google Collab*. *Google Colaboratory*, atau biasa disebut *Google Colab*, adalah proyek yang bertujuan untuk menyebarkan pembelajaran mesin dan penelitian. *Notebook* kolaboratif ini berbasis *Jupyter* dan

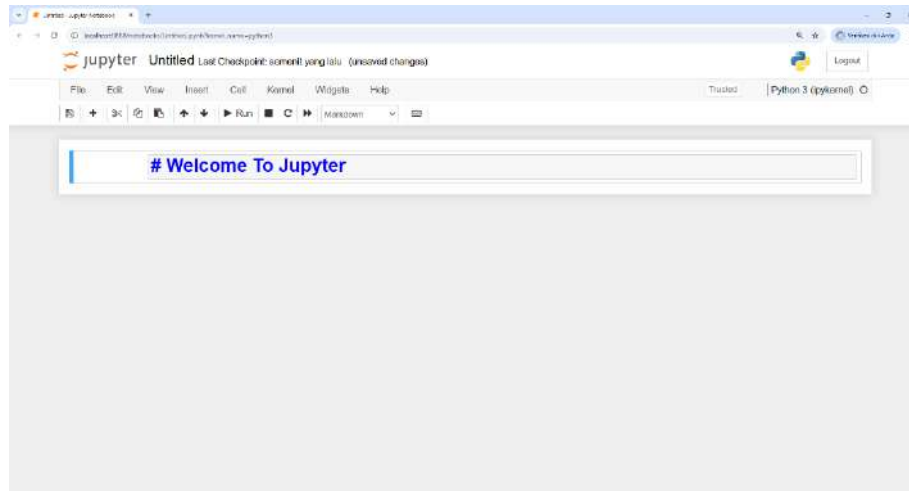
berfungsi seperti objek *Google Docs*: dapat dibagikan dan pengguna dapat berkolaborasi pada notebook yang sama (Saputri et al., 2022).



Gambar 8 Tampilan *Google Collab*

2.2.16. Jupyter Notebook

Jupyter Notebook adalah sebuah IDE (*Integrated Development Environment*) yang digunakan untuk menulis, menjalankan, dan membagikan kode secara interaktif. IDE ini memungkinkan pengguna untuk menggabungkan teks, kode, visualisasi, dan dokumentasi dalam satu dokumen yang disebut sebagai notebook (Bechhofer et al., 2013). Gambar 9 menampilkan user interface dari *Jupyter Notebook*.



Gambar 9 User Interface IDE Jupyter Notebook

Jupyter Notebook adalah aplikasi bawaan yang tersedia di platform Anaconda. Anaconda sendiri adalah sebuah platform yang bersifat *opensource* yang digunakan untuk pengembangan dan pemrograman menggunakan bahasa *Python* dan *R*. Tujuan utama dari Anaconda adalah untuk menyediakan pengelolaan paket *Python* yang mudah dan efisien di sistem pengguna. (Anaconda, 2024) Dengan menggunakan Anaconda, pengguna dapat menginstal dan mengelola paket-paket *Python* dengan mudah, termasuk paket-paket yang sering digunakan dalam pengembangan machine learning maupun deep learning. Anaconda menyediakan lingkungan virtual yang terisolasi yang memungkinkan pengguna untuk menginstal paket-paket *Python* yang spesifik dan menjaga kestabilan dan keseragaman lingkungan pengembangan mereka. Salah satu komponen utama dari Anaconda adalah *Jupyter Notebook*. *Jupyter Notebook* berfungsi sebagai antarmuka pengguna yang memungkinkan pengguna untuk membuat dan menjalankan kode *Python* secara interaktif melalui halaman web. Dalam *Jupyter Notebook*, pengguna dapat menulis dan menjalankan kode *Python* dalam sel-sel yang terpisah, serta menyertakan teks, visualisasi, dan dokumentasi dalam satu dokumen yang lengkap.

Jupyter Notebook juga dapat digunakan untuk bahasa pemrograman R, sehingga pengguna dapat membuat dan menjalankan kode R secara interaktif dalam *notebook* yang sama. Kemudian menurut (Saputri et al., 2022), *Jupyter Notebooks* adalah teknologi *open-source* berbasis browser yang mengintegrasikan bahasa, pustaka, dan alat interpretasi untuk visualisasi. *Jupyter notebooks* dapat digunakan secara lokal atau di cloud. Setiap dokumen terdiri dari beberapa sel, di mana setiap sel berisi bahasa skrip atau kode, dan outputnya disematkan dalam dokumen. Output tipikal termasuk teks, tabel, grafik, dan diagram.

2.2.17. Evaluasi Sistem

(Integrated Development Environment) Penelitian ini mengevaluasi sistem menggunakan dua teknik evaluasi: mAP (mean Average Precision) dan confusion matrix. mAP umumnya digunakan dalam mendeteksi objek, di mana sistem atau model harus mengidentifikasi objek dalam gambar dan menentukan seberapa baik deteksi tersebut. Hasil evaluasi dengan mAP akan memberikan skor yang mencerminkan seberapa baik model melakukan deteksi objek pada berbagai kelas.

Precision adalah pecahan elemen True Positive (TP) dibagi dengan jumlah total unit yang diprediksi secara positif (jumlah kolom dari prediksi positif). Secara khusus, True Positive adalah elemen yang telah diberi label positif oleh model dan sebenarnya positif, sedangkan False Positive (FP) adalah elemen yang telah diberi label positif oleh model, tetapi sebenarnya negatif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

Recall adalah pecahan elemen True Positive dibagi dengan jumlah total unit yang diklasifikasikan secara positif (jumlah baris yang sebenarnya bernilai positif). Khususnya False Negative (FN) adalah elemen yang telah diberi label negatif oleh model, tetapi sebenarnya positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

Metrik mAP digunakan untuk membandingkan jumlah objek sebenarnya dan objek yang terdeteksi dengan benar

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3)$$

Keterangan:

N: adalah jumlah kelas atau kategori yang diuji.

AP_i: adalah Average Precision untuk kelas atau kategori ke- i

Average Precision (AP) untuk setiap kelas dihitung sebagai area di bawah kurva Precision-Recall (P-R curve). P-R curve menunjukkan hubungan antara presisi dan recall pada berbagai nilai ambang batas (threshold) pada hasil prediksi model.

Akurasi adalah salah satu metrik yang paling populer dalam klasifikasi multi class. Rumus Akurasi mempertimbangkan jumlah elemen True Positive dan True Negative pada pembilang dan jumlah semua entri confusion matrix pada penyebut. Penting juga memahami False Positive (prediksi salah positif) dan False Negative (prediksi salah negatif) yang memberikan informasi lebih dalam tentang performa model.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Akurasi mengembalikan ukuran keseluruhan tentang seberapa banyak model memprediksi dengan benar pada seluruh kumpulan data

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

Gambar 10 Confusion matrix

Di dalam confusion matrix, terdapat empat kemungkinan hasil prediksi:

- *True Positive* (TP): Jumlah sampel yang benar diprediksi sebagai positif.
- *True Negative* (TN): Jumlah sampel yang benar diprediksi sebagai negatif.
- *False Positive* (FP): Jumlah sampel yang salah diprediksi sebagai positif (*False Alarm*).
- *False Negative* (FN): Jumlah sampel yang salah diprediksi sebagai negatif (*Missed Detection*).

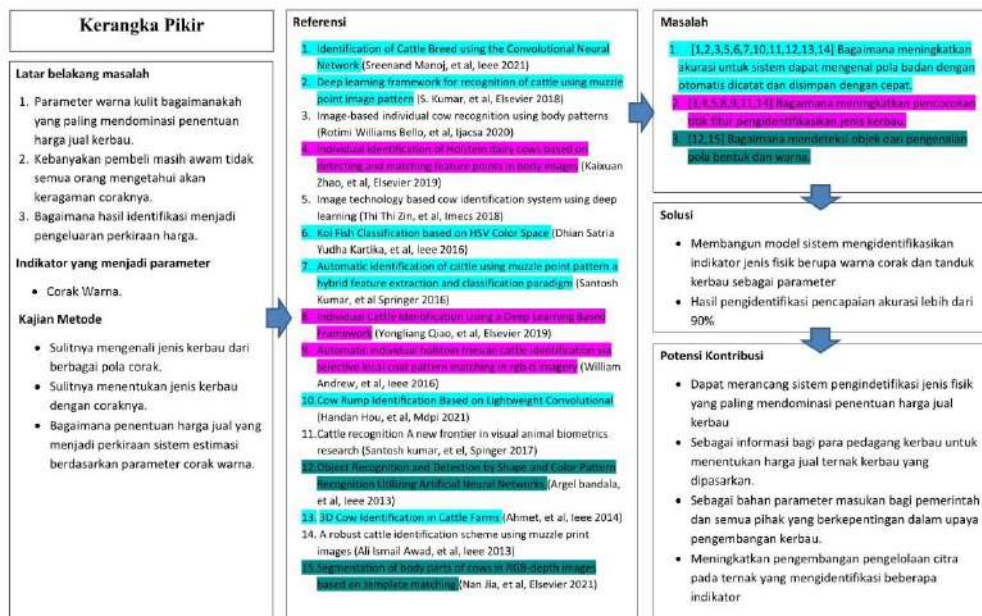
Tabel 2 fungsi Matriks Evaluasi

No	Metrik Evaluasi	Fungsi
1	<i>Presisi</i>	Keberadaan objek dan ketepatan prediksi pada seluruh objek Kerbau

2	<i>Recall</i>	Keberadaan objek dan kemampuan deteksi model seluruh objek Kerbau
3	<i>mAP</i>	Kualitas dan kelengkapan deteksi objek pada berbagai kelas pada seluruh ojek kerbau
4	<i>Akurasi</i>	Mengukur sejauh mana model berhasil memprediksi

2.3 Kerangka Pikir

Kerangka pikir dapat dilihat pada Gambar 12, yang menjelaskan mengenai alur penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 11 Kerangka Pikir Penelitian