

## BAB II DASAR TEORI

### 2.1 Tinjauan Pustaka

Untuk mengawali penelitian, penulis melakukan studi literatur terhadap topik deteksi kecacatan solder. Kajian literatur dilakukan dengan menelusuri berbagai publikasi ilmiah yang relevan, mencakup penelitian terkait *Automated Optical Inspection* (AOI), klasifikasi kecacatan solder berbasis *deep learning*, serta implementasi model jaringan saraf tiruan pada *embedded system*. Didapati referensi sebagai berikut:

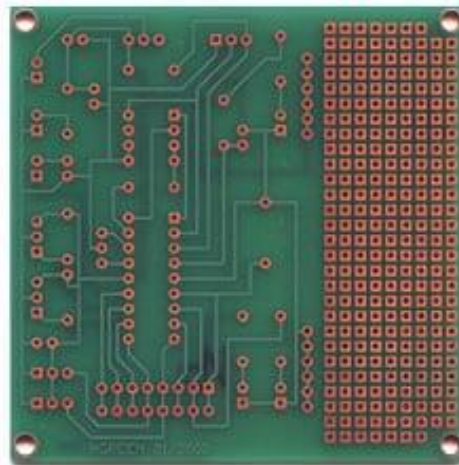
**Tabel 2. 1** Tinjauan pustaka

Judul	Peneliti	Kontribusi
<i>A Deep Learning System for PCB Trace Defect Detection: Implementation and Evaluation</i>	Simanjuntak dan Sani (2025)	Menunjukkan efektivitas CNN dalam inspeksi visual PCB secara otomatis. Menjadi dasar penggunaan deep learning pada industri PCB.
<i>Research on PCB Defect Detection Algorithm Based on CNN</i>	Ni dan Kim, (2025)	Menginspirasi tahap ROI Extraction, Color Space Conversion, serta pemilihan MobileNetV2 yang ringan untuk Raspberry Pi 5.
<i>Printed circuit board solder joint quality inspection based on lightweight classification network</i>	Zhang dkk, (2023)	Menjadi referensi utama penggunaan jaringan ringan untuk implementasi real-time pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

### 2.2 Printed Circuit Board (PCB)

*Printed Circuit Board* (PCB) merupakan papan sirkuit yang berfungsi sebagai media mekanik dan elektrik untuk menghubungkan serta menopang komponen elektronika dalam suatu sistem. PCB dirancang menggunakan jalur konduktif yang

menghubungkan antar komponen sehingga rangkaian dapat berfungsi secara stabil dan terstruktur. Berdasarkan jumlah lapisannya, PCB diklasifikasikan menjadi single layer, double layer, dan multilayer PCB, yang masing-masing digunakan sesuai dengan tingkat kompleksitas rangkaian [2].



**Gambar 2.1** Papan PCB [10]

Kualitas PCB sangat dipengaruhi oleh kualitas sambungan antar komponen, khususnya pada titik *solder joint*. *Solder joint* yang tidak memenuhi standar dapat menyebabkan kegagalan fungsi rangkaian, penurunan keandalan sistem, hingga kerusakan permanen pada perangkat elektronik [2].

### **2.3 Solder dan Solder Joint**

Solder merupakan material logam dengan titik leleh rendah yang digunakan untuk menghubungkan kaki komponen dengan pad PCB secara permanen. Sambungan antara komponen dengan solder disebut solder joint. Solder joint memiliki dua tipe, yakni *Surface Mount Technology* (SMT) dan *Trough Hole Technology* (THT). Pada teknologi THT, kaki komponen dimasukkan ke dalam lubang PCB dan disolder pada sisi sebaliknya untuk membentuk solder joint yang kuat secara mekanik dan elektrik [11].



**Gambar 2.2** Solder join tipe THT [12]

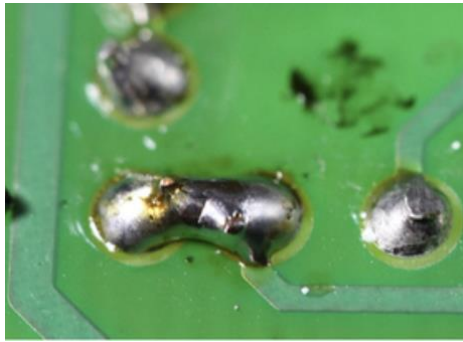
Solder joint yang baik ditandai dengan permukaan yang mengkilap, bentuk yang simetris, serta mampu membasahi kaki komponen dan pad PCB secara merata. Sebaliknya, solder joint yang cacat dapat berupa *cold solder*, *excess solder*, *insufficient solder*, maupun *bridging* antar pad. Cacat solder tersebut berpotensi menimbulkan gangguan listrik seperti *open circuit* atau *short circuit* yang berdampak langsung pada performa rangkaian elektronik [5].

#### **2.4 Cacat Solder**

Cacat solder pada teknologi *Through Hole Technology* (THT) merupakan kondisi ketidaksempurnaan sambungan solder antara kaki komponen dan pad pada *Printed Circuit Board* (PCB). Dalam proses manufaktur elektronik, tidak seluruh ketidaksempurnaan solder secara langsung menyebabkan kegagalan fungsi rangkaian. Oleh karena itu, pada penelitian ini cacat solder diklasifikasikan menjadi dua kategori, yaitu cacat fungsional dan cacat estetika. Cacat fungsional merupakan cacat yang dapat menyebabkan gangguan konektivitas listrik atau mengubah fungsi rangkaian, sedangkan cacat estetika hanya memengaruhi kualitas visual sambungan solder tanpa mengganggu fungsi elektrik PCB.

Jenis cacat yang menjadi fokus utama sistem inspeksi adalah *solder bridge* dan *unsoldered joint (open joint)*. *Solder bridge* terjadi ketika timah solder membentuk hubungan yang tidak diinginkan antara dua konduktor yang seharusnya terpisah sehingga berpotensi menyebabkan *short circuit* atau hubungan singkat pada rangkaian [13]. Sementara itu, *unsoldered joint* merupakan kondisi ketika kaki komponen tidak tersambung dengan baik ke pad PCB akibat kegagalan

pembasahan (*wetting*) atau kurangnya material solder, yang dapat mengakibatkan *open circuit* dan kegagalan fungsi perangkat [13]. Kedua kondisi tersebut dikategorikan sebagai cacat kritis karena secara langsung memengaruhi performa dan keandalan sistem elektronik [14].



**Gambar 2.3** Cacat Solder Bridge[15]



**Gambar 2. 4** Cacat Solder Unsoldered[10]

Selain cacat kritis, terdapat beberapa kondisi seperti bentuk fillet solder yang kurang simetris, distribusi timah yang tidak merata, atau kelebihan timah solder yang masih mempertahankan konektivitas listrik dengan baik. Berdasarkan kriteria inspeksi IPC-A-610, beberapa kondisi tersebut dapat dikategorikan sebagai indikator proses (*process indicator*) dan tidak selalu menyebabkan kegagalan fungsi rangkaian [14]. Oleh karena itu, pada penelitian ini kondisi tersebut diklasifikasikan sebagai cacat estetika. Sistem AOI tetap melakukan deteksi terhadap kondisi tersebut dan memberikan peringatan kepada operator melalui bounding box berwarna kuning, sedangkan cacat fungsional seperti *solder bridge* dan *unsoldered joint* ditandai dengan *bounding box* berwarna merah sebagai indikasi perlunya tindakan perbaikan atau penyortiran produk.

## **2.5 Automated Optical Inspection (AOI)**

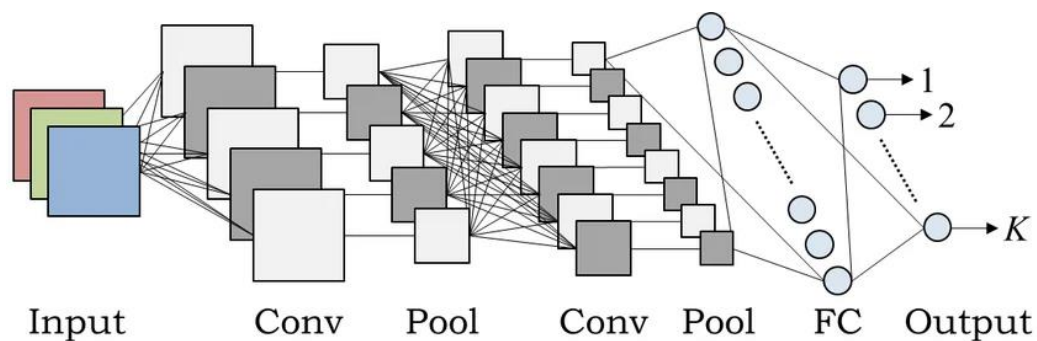
*Automated Optical Inspection* (AOI) merupakan metode inspeksi otomatis yang memanfaatkan kamera dan teknik pengolahan citra untuk mendeteksi cacat pada objek inspeksi. Dalam industri elektronik, AOI digunakan untuk memeriksa kualitas PCB, komponen, serta *solder joint* berdasarkan standar visual tertentu [3].

Sistem AOI bekerja dengan menangkap citra objek menggunakan kamera, kemudian membandingkan atau menganalisis citra tersebut untuk menentukan keberadaan cacat. Dibandingkan dengan inspeksi manual, AOI memiliki

keunggulan dalam hal konsistensi, kecepatan, dan akurasi, serta mampu beroperasi secara kontinu tanpa dipengaruhi faktor kelelahan manusia [3].

## 2.6 Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang dirancang khusus untuk pengolahan data citra. CNN mampu mengekstraksi fitur secara otomatis melalui proses konvolusi, sehingga lebih efektif dibandingkan metode ekstraksi fitur manual pada sistem visi komputer tradisional [4].



**Gambar 2.5** Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) [16]

Arsitektur CNN umumnya terdiri dari *convolution layer*, *activation function*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Pada lapisan awal CNN, proses konvolusi berperan dalam mendeteksi fitur-fitur dasar seperti tepi (*edge*), sudut, dan tekstur lokal. Fitur-fitur ini sangat relevan dalam konteks inspeksi solder PCB THT, karena cacat solder umumnya ditandai oleh perubahan bentuk geometris, ketidakteraturan kontur, serta perbedaan reflektansi permukaan solder dibandingkan solder yang memenuhi standar kualitas [5]. Lapisan konvolusi pada tahap selanjutnya akan mengombinasikan fitur-fitur dasar tersebut menjadi representasi yang lebih kompleks, seperti pola bentuk *solder joint*, tingkat penyebaran solder, serta hubungan spasial antara *pad* PCB dan kaki komponen.

Keunggulan CNN dibandingkan metode berbasis *thresholding* atau ekstraksi fitur manual terletak pada kemampuannya dalam mempelajari representasi fitur terhadap variasi pencahayaan, sudut pengambilan citra, serta noise visual. Karakteristik ini menjadikan CNN sangat sesuai untuk diterapkan pada sistem *Automated Optical Inspection* (AOI), di mana kondisi lingkungan inspeksi sering

kali tidak sepenuhnya terkontrol dan bersifat dinamis [5]. Secara matematis, pada lapisan awal CNN, proses konvolusi dilakukan dengan menggeser kernel  $K(i, j)$  berukuran  $m \times n$  terhadap citra input  $I(x, y)$ , sehingga menghasilkan feature map  $S(x, y)$  yang dirumuskan sebagai:

$$S(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(x + i, y + j) \times K(i, j) \quad (2.1)$$

Proses konvolusi ini berperan dalam mendeteksi fitur-fitur dasar seperti tepi (*edge*), sudut, dan tekstur lokal. Dalam konteks inspeksi solder PCB THT, fitur-fitur tersebut sangat relevan karena cacat solder ditandai oleh perubahan kontur geometris, ketidakteraturan distribusi timah, serta variasi reflektansi permukaan.

Selain lapisan konvolusi, fungsi aktivasi non-linear seperti *Rectified Linear Unit* (ReLU) atau ReLU6 memiliki peran penting dalam meningkatkan kemampuan CNN dalam memodelkan hubungan non-linear pada data citra. Secara matematis, fungsi Relu dirumuskan sebagai:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.2)$$

Sedangkan ReLU6 :

$$f(x) = \min(\max(0, x), 6) \quad (2.3)$$

Fungsi aktivasi ini memungkinkan jaringan saraf membentuk batas keputusan yang kompleks antara kelas solder baik dan solder cacat, yang pada umumnya tidak dapat dipisahkan secara linear [4].

Lapisan pooling pada CNN berfungsi untuk mereduksi dimensi *feature map* sekaligus mempertahankan informasi penting yang telah diekstraksi. Proses ini tidak hanya mengurangi kompleksitas komputasi, tetapi juga meningkatkan invariansi terhadap pergeseran posisi objek pada citra. Pada *max pooling*, operasi dilakukan dengan:

$$S(x, y) = \max_{(i,j) \in R} I(i, j) \quad (2.4)$$

Reduksi ini menurunkan kompleksitas komputasi sekaligus meningkatkan invariansi translasi. Dalam sistem inspeksi berbasis conveyor, karakteristik ini menjadi penting karena posisi *solder joint* dapat mengalami pergeseran kecil akibat pergerakan PCB selama proses akuisisi citra [3].

Pada tahap akhir, feature map hasil ekstraksi CNN diproses melalui *fully connected* layer yang berfungsi sebagai pengklasifikasi melalui transformasi linier, secara matematis dirumuskan sebagai berikut:

$$z = Wx + b \quad (2.5)$$

Layer ini mengubah representasi fitur berdimensi tinggi output menjadi nilai probabilitas kelas menggunakan fungsi aktivasi softmax:

$$p_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_j}} \quad (2.6)$$

Nilai probabilitas tersebut kemudian digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam sistem sorting, seperti menentukan apakah solder dikategorikan sebagai solder baik atau solder cacat [5].

Sejumlah penelitian di Indonesia juga menunjukkan efektivitas CNN dalam berbagai tugas klasifikasi citra. Penelitian oleh Saefulloh dkk. menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan cacat pada proses pengelasan di lingkungan manufaktur, sehingga menegaskan relevansi CNN dalam sistem inspeksi kualitas [17]. Temuan-temuan tersebut memperkuat dasar pemilihan CNN sebagai metode utama dalam penelitian ini, khususnya untuk inspeksi solder PCB THT yang memiliki kompleksitas visual dan tuntutan konsistensi tinggi.

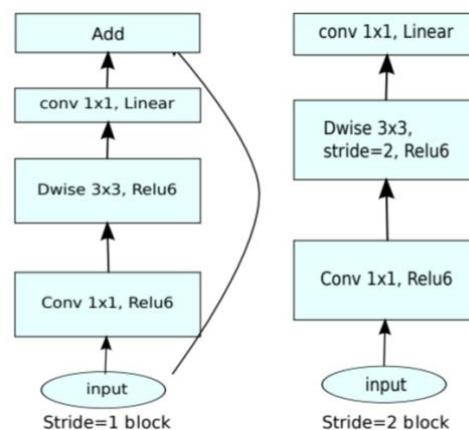
## 2.7 MobilenetV2

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari arsitektur MobileNet yang dirancang untuk aplikasi dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Arsitektur ini menggunakan *depthwise separable convolution* untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi secara signifikan dibandingkan CNN konvensional [6]. Selain itu, MobileNetV2 memperkenalkan konsep *inverted residual* dan *linear bottleneck* yang memungkinkan aliran informasi tetap efisien tanpa kehilangan representasi fitur penting.

Penelitian oleh Sandler et al. (2018) menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki jumlah parameter yang relatif kecil, yaitu berkisar antara 3,4 juta hingga 6,9 juta parameter, dengan kebutuhan komputasi antara 141 juta hingga 582 juta operasi multiply-add, tergantung pada resolusi citra masukan [6]. Karakteristik tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu menekan kompleksitas

komputasi secara signifikan tanpa mengorbankan akurasi model, sehingga cocok untuk aplikasi *real-time* berbasis *embedded system* [6].

Dibandingkan dengan arsitektur CNN sebelumnya, MobileNetV2 memiliki keunggulan berupa *computational cost* yang lebih rendah, penggunaan memori yang lebih efisien, serta performa yang tetap kompetitif sebagai *feature extractor*. Keunggulan ini menjadikan MobileNetV2 banyak digunakan dalam berbagai aplikasi *computer vision* yang membutuhkan kecepatan inferensi tinggi dan efisiensi sumber daya [6].



**Gambar 2.4** Arsitektur MobileNet V2 [18]

Arsitektur ini diawali dengan *initial convolution* layer untuk mengekstraksi fitur dasar dari citra masukan, kemudian dilanjutkan oleh serangkaian *inverted residual bottleneck blocks* yang memanfaatkan *depthwise separable convolution* guna menurunkan jumlah parameter dan beban komputasi. Pada setiap blok, jumlah kanal fitur diperluas pada tahap awal (*expansion layer*), diproses melalui *depthwise convolution*, dan kemudian dikompresi kembali menggunakan konvolusi  $1 \times 1$  linear tanpa fungsi aktivasi nonlinier untuk menjaga representasi fitur berdimensi rendah agar tidak mengalami kehilangan informasi. Di bagian akhir, MobileNetV2 menggunakan konvolusi  $1 \times 1$  untuk menghasilkan fitur tingkat tinggi yang dapat diteruskan ke lapisan klasifikasi atau diintegrasikan dengan arsitektur lain seperti *Single Shot Detector* (SSD) untuk tugas deteksi objek. Desain ini memungkinkan MobileNetV2 mempertahankan akurasi yang kompetitif dengan kebutuhan

komputasi dan memori yang rendah, sehingga sangat sesuai untuk aplikasi *real-time computer vision* pada perangkat embedded dan edge computing [6].

Efektivitas MobileNetV2 juga telah dibuktikan dalam berbagai penelitian terapan. Ramesh (2020) menerapkan MobileNetV2 pada sistem deteksi cacat PCB dan melaporkan bahwa arsitektur ini mampu memberikan kinerja klasifikasi yang baik dengan kebutuhan komputasi yang rendah. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 sesuai untuk diaplikasikan pada sistem inspeksi visual berbasis *embedded*, khususnya pada lingkungan industri yang menuntut kecepatan inferensi dan efisiensi sumber daya [7].

Berdasarkan karakteristik tersebut, MobileNetV2 dinilai sesuai untuk diterapkan pada sistem *Automated Optical Inspection* (AOI) berbasis *embedded* dalam penelitian ini, karena mampu memenuhi kebutuhan akurasi, efisiensi komputasi, dan kecepatan inferensi secara seimbang.

## 2.8 Region of Interest (ROI)

*Region of Interest* (ROI) merupakan teknik dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk membatasi area analisis hanya pada bagian citra yang relevan terhadap tujuan sistem. Secara matematis, citra digital dapat direpresentasikan sebagai

$$I(x, y, c)$$

Di mana :

- $x$  dan  $y$  adalah posisi pixel citra
- $c$  adalah jumlah kanal warna.

ROI didefinisikan sebagai submatriks dari citra asli yang dibatasi oleh koordinat awal  $(x_0, y_0)$  dan ukuran  $h \times w$ , sehingga dirumuskan sebagai:

$$I_{ROI}(x, y, c) = I(x_0 + x, y_0 + y, c) \quad (2.7)$$

Dengan  $0 \leq x < h$  dan  $0 \leq y < w$ . Proses ini pada dasarnya merupakan operasi *cropping* yang menghasilkan citra berdimensi lebih kecil

Dalam konteks sistem CNN, penggunaan ROI berfungsi untuk mengurangi kompleksitas komputasi, karena jumlah operasi konvolusi sebanding dengan jumlah piksel input [17]. Dengan memperkecil dimensi input menjadi  $h \times w$ , jumlah

operasi matematis pada setiap lapisan konvolusi berkurang secara signifikan, sehingga waktu inferensi lebih cepat dan efisien, terutama pada sistem embedded.

## 2.9 Konversi *colour space*

Dalam sistem pengolahan citra berbasis *deep learning*, kesesuaian format warna citra merupakan tahap praproses (*preprocessing*). Salah satu perbedaan yang sering terjadi adalah urutan kanal warna antara pustaka pemrosesan citra dan model Convolutional Neural Network (CNN).

Library OpenCV secara default membaca citra dalam format BGR (Blue, Green, Red), sedangkan sebagian besar arsitektur CNN menggunakan format RGB (Red, Green, Blue) sebagai standar input [19]. Konversi digambarkan pada matriks berikut:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B \\ G \\ R \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Transformasi ini bersifat linier dan tidak mengubah nilai intensitas piksel, melainkan hanya mengubah susunan kanal warna.

Konversi ini penting karena ketidaksesuaian urutan kanal dapat menyebabkan distorsi warna pada input CNN, yang berpotensi menurunkan performa model akibat perbedaan distribusi fitur warna dibandingkan data pelatihan.

## 2.10 Conveyor

*Conveyor* merupakan sistem mekanik yang berfungsi memindahkan objek atau material dari satu titik ke titik lainnya secara otomatis dalam proses produksi industri, dengan tujuan meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi keterlibatan manusia dalam penanganan material. Sistem *conveyor* modern sering diintegrasikan dengan sensor dan unit kontrol seperti PLC atau HMI untuk mendukung proses sortasi dan monitoring yang lebih presisi [20].



**Gambar 2.6** Conveyor belt[21]

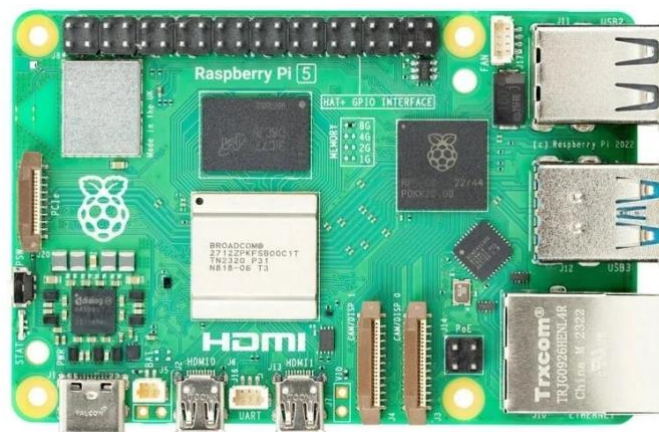
*Conveyor* tersusun atas komponen mekanis seperti *head pulley*, *belt*, *conveyor bed* dan komponen elektrik seperti motor dan controller seperti PLC. Komponen mekanis pada *conveyor* masing-masing memiliki fungsi: Belt merupakan elemen utama yang menahan dan membawa beban material atau objek yang akan dipindahkan. *Head pulley* adalah katrol yang terletak di ujung *conveyor* dan terhubung langsung ke motor penggerak bertugas menarik belt sehingga tercipta gerakan translasi sepanjang *conveyor*. *Tail pulley* berada di sisi berlawanan sebagai titik balik belt. Idler rollers berfungsi mendukung belt dan mengurangi gesekan selama belt bergerak, sehingga operasi *conveyor* menjadi lebih halus dan efisien [22], [23].

Komponen elektrik, khususnya motor penggerak, merupakan sumber energi utama bagi sistem *conveyor*. Motor listrik yang umumnya digunakan dikombinasikan dengan gearbox atau sistem transmisi untuk menyesuaikan kecepatan putaran motor dengan kebutuhan gerak belt. Perancangan sistem penggerak ini harus mempertimbangkan beban yang ditanggung belt serta efisiensi energi yang diperlukan agar sistem dapat bekerja secara andal dan hemat energi [24].

Dalam konteks penelitian ini, *conveyor* berperan sebagai media penggerak objek melalui area inspeksi kamera dan sistem klasifikasi yang dijalankan oleh *embedded vision*. Dengan demikian, perancangan mekanik dan elektrik *conveyor* harus selaras dengan aspek kontrol otomatis dan pengolahan citra, sehingga sistem AOI dapat beroperasi secara sinkron pada kecepatan yang sesuai dengan kemampuan inferensi model CNN melalui Raspberry Pi.

## 2.11 Raspberry Pi

Raspberry Pi merupakan platform *single-board computer* (SBC) yang banyak digunakan dalam pengembangan sistem *embedded vision* dan *edge computing* karena memiliki ukuran yang ringkas, konsumsi daya rendah, serta dukungan ekosistem perangkat lunak yang luas. Dalam sistem Automated Optical Inspection (AOI), Raspberry Pi berfungsi sebagai unit pemrosesan utama yang menangani akuisisi citra dari kamera, pemrosesan awal citra, serta inferensi model deep learning secara lokal tanpa ketergantungan pada server eksternal [7].



Gambar 2.7 RaspberryPi 5[25]

Seiring perkembangan generasi, Raspberry Pi 5 hadir dengan peningkatan kemampuan pemrosesan yang signifikan dibandingkan generasi sebelumnya, sehingga semakin relevan untuk aplikasi visi komputer berbasis *edge AI*. Meskipun sebagian besar penelitian terdahulu masih menggunakan Raspberry Pi generasi sebelumnya, prinsip desain dan optimasi model CNN ringan tetap relevan untuk Raspberry Pi 5 karena arsitektur dasarnya masih berada dalam kelas SBC dengan keterbatasan sumber daya dibandingkan sistem komputasi desktop [26]. Secara umum RaspberryPi 5 memiliki spesifikasi sebagai berikut:

Tabel 2.2 Spesifikasi RaspberryPi 5

Komponen	Spesifikasi
Prosesor (CPU)	Broadcom BCM2712, Quad-core ARM Cortex-A76 64-bit @ 2.4 GHz
GPU	VideoCore VII (OpenGL ES 3.1, Vulkan 1.2)
RAM	2 / 4 / 8 /16 GB LPDDR4X-4267

Komponen	Spesifikasi
Penyimpanan	microSD card slot / SSD hat conv
Konektifitas	2× USB 3.0, 2× USB 2.0, 2× micro-HDMI (dual display hingga 4Kp60), 2× 4-lane MIPI (CSI/DSI), Gigabit Ethernet, Wi-Fi 802.11ac, Bluetooth 5.0 / BLE
GPIO	40-pin GPIO header

Penelitian oleh Glegola mengkaji implementasi arsitektur CNN ringan pada Raspberry Pi menunjukkan bahwa model seperti MobileNet dan turunannya dapat dijalankan secara efisien dengan penyesuaian tertentu, terutama dalam hal ukuran model dan beban komputasi. Studi yang dipublikasikan dalam *Procedia Computer Science* menegaskan bahwa arsitektur CNN yang dioptimalkan untuk perangkat mobile dan embedded mampu mencapai performa yang memadai pada Raspberry Pi untuk aplikasi visi komputer real-time, asalkan dilakukan pemilihan model yang tepat dan optimasi inferensi [26].

Selain itu, penelitian oleh Bestari dan Zulfa menunjukkan bahwa Raspberry Pi 5 mampu menjalankan inferensi model *deep learning* secara *real-time* untuk aplikasi berbasis conveyor. Bestari dan Zulfa mengimplementasikan sistem deteksi kerusakan *conveyor belt* berbasis visi komputer pada Raspberry Pi 5 dan membuktikan bahwa perangkat tersebut dapat digunakan sebagai platform *edge processing* dalam sistem inspeksi otomatis [24]. Temuan ini menguatkan bahwa Raspberry Pi 5 memiliki kapabilitas yang memadai untuk diintegrasikan dalam sistem AOI berbasis *conveyor* seperti yang dikembangkan dalam penelitian ini.

Berdasarkan hasil-hasil penelitian tersebut, Raspberry Pi 5 dinilai sebagai platform yang sesuai untuk implementasi sistem AOI berbasis MobileNetV2 dalam penelitian ini. Kombinasi antara arsitektur CNN yang efisien, optimasi inferensi melalui *framework* seperti TensorFlow Lite, serta dukungan perangkat keras Raspberry Pi 5 memungkinkan sistem inspeksi solder PCB THT dijalankan secara *real-time*, mandiri, dan terintegrasi dengan sistem *conveyor*.

## 2.12 Motor DC 25GA 12V

Motor arus searah (*Direct Current motor*) merupakan perangkat elektromekanik yang mengubah energi listrik arus searah menjadi energi mekanik berupa gerak rotasi. Prinsip kerja motor DC didasarkan pada gaya Lorentz, yakni interaksi antara medan magnet stator dan arus listrik yang mengalir pada kumparan rotor (*armature*) sehingga menghasilkan torsi yang menyebabkan rotor berputar [27]. Secara konstruksi, motor DC terdiri atas stator sebagai penghasil medan magnet tetap dan rotor sebagai elemen berputar yang dilengkapi komutator dan sikat karbon untuk menjaga kontinuitas arah putaran [28]. Karakteristik utama motor DC adalah kemampuannya menghasilkan torsi penuh bahkan pada kecepatan rendah, menjadikannya solusi yang sangat sesuai untuk beban dengan torsi konstan seperti sistem conveyor, elevator, dan crane [29].

**Tabel 2. 3** Spesifikasi Motor DC 25GA 12V

Parameter	Nilai
Tegangan Suplai	12VDC
Rasio Reduksi	46:1
Kecepatan Kosong	130 RPM
Kecepatan Nominal	100 RPM
Torsi Nominal	1,0 kg.cm
Torsi Maksimum	3,6 kg.cm
Arus Nominal	$\leq 0,45$ A
Arus Stall	1,3 A

Dari Tabel 2.3, dapat dilihat spesifikasi dari motor DC 25GA. Dalam penerapannya diperlukan pengendalian kecepatan melalui teknik *Pulse Width Modulation* (PWM), yang bekerja dengan memodulasi *duty cycle* sinyal pemicu untuk mengatur tegangan rata-rata yang diterima oleh *armature* motor [28]. Spesifikasi tersebut menjadikan motor DC GA25 12V sesuai untuk diaplikasikan pada sistem *conveyor* skala kecil, khususnya dalam integrasi dengan sistem inspeksi berbasis visi komputer, di mana kecepatan perpindahan objek harus disesuaikan dengan waktu pemrosesan citra dan inferensi model.

### 2.13 Optocoupler PC817

Optocoupler atau yang juga dikenal sebagai optoisolator atau photocoupler, merupakan komponen semikonduktor yang mentransmisikan sinyal listrik antara dua rangkaian yang terisolasi secara galvanik melalui media cahaya, tanpa adanya koneksi listrik secara fisik di antara keduanya [30]. Komponen ini berperan sebagai isolasi galvanik sekaligus memungkinkan transmisi sinyal antara dua rangkaian yang terpisah. PC817 merupakan salah satu varian optocoupler bertipe fototransistor yang paling banyak digunakan, terdiri atas sebuah infrared LED (IR LED) pada sisi input dan fototransistor NPN pada sisi output yang dikemas dalam paket 4-pin DIP (Dual In-line Package) [31].



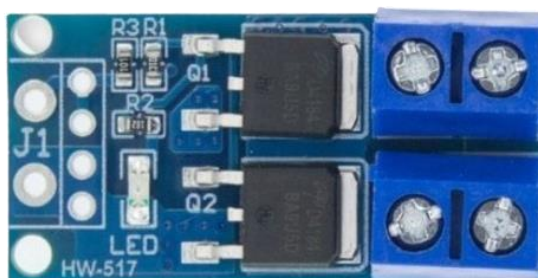
Gambar 2.8 Optocoupler PC-817

Prinsip kerjanya adalah dengan memberikan arus pada IR LED melalui pin 1 (anoda) dan pin 2 (katoda), LED memancarkan cahaya inframerah yang kemudian mengaktifkan fototransistor pada sisi output, sehingga arus mengalir dari kolektor (pin 4) ke emitor (pin 3) tanpa adanya hubungan listrik langsung antara kedua sisi tersebut [31]. PC817 dalam konteks sistem AOI berbasis conveyor bertujuan untuk mengisolasi sinyal dari masukan dari sensor *proximity* dan *emergency stop* serta mengisolasi keluaran Arduino terhadap rangkaian relay pilot lamp yang beroperasi pada tegangan lebih tinggi, sehingga mencegah kerusakan akibat lonjakan tegangan (*voltage spike*).

### 2.14 Driver Motor HW-517

Modul driver motor HW-517 merupakan modul pengendali motor DC berbasis dua buah MOSFET tipe-N yang dikonfigurasi dalam topologi *low-side switching* untuk kendali kecepatan satu arah (*unidirectional*). Berbeda dengan driver berbasis H-Bridge yang menggunakan empat MOSFET untuk

memungkinkan pembalikan arah putaran, modul HW-517 hanya dirancang untuk mengalirkan arus dalam satu arah menuju motor, sehingga perputaran motor bersifat tetap dan tidak dapat dibalik melalui sinyal kontrol [32]. Pada skema ini, kendali arah rotasi motor hanya dapat dilakukan menggunakan satu MOSFET, sementara MOSFET lainnya dioperasikan dengan sinyal PWM untuk mengatur arus yang mengalir menuju motor. Prinsip kendali kecepatan dilakukan dengan memberikan sinyal *Pulse Width Modulation* (PWM) dari mikrokontroler Arduino pada pin gate MOSFET, di mana tegangan rata-rata yang diterima motor berbanding lurus dengan *duty cycle* sinyal PWM tersebut, sehingga memungkinkan pengaturan kecepatan motor secara presisi dalam rentang yang luas [33] .



**Gambar 2.9** Modul HW-517

Dalam konteks sistem AOI berbasis conveyor, sinyal PWM dari WT32-ETH01 diteruskan ke gate MOSFET pada modul HW-517 untuk mengatur kecepatan motor conveyor 12 V DC secara konstan sesuai dengan parameter kecepatan yang telah ditetapkan berdasarkan analisis waktu inferensi CNN, tanpa memerlukan pembalikan arah karena conveyor beroperasi dalam satu arah saja [33].

### **2.15 *Pulse Width Modulation* (PWM)**

*Pulse Width Modulation* (PWM) merupakan teknik modulasi sinyal digital yang digunakan untuk mengendalikan daya yang dikirimkan ke suatu beban dengan cara memvariasikan *duty cycle* pada frekuensi pensaklaran yang tetap [34]. Tegangan rata-rata yang diterima beban berbanding lurus dengan *duty cycle* sinyal PWM, dihitung sebagai

$$V_{rata-rata} = duty\ cycle \times V_{maks} \quad (2.11)$$

Dalam implementasinya pada mikrokontroler, sinyal PWM dihasilkan melalui modul timer internal yang terintegrasi pada pin peripheral mikrokontroler, di mana

teknik ini diterapkan untuk mengatur kecepatan motor DC dengan cara memodulasi lebar pulsa pada frekuensi yang sesuai dengan karakteristik beban induktif motor.

Pada sistem AOI berbasis conveyor ini, sinyal PWM dari WT32-ETH01 dikirimkan ke pin gate MOSFET pada modul driver HW-517 untuk mengatur kecepatan conveyor, di mana nilai *duty cycle* dikonfigurasi sehingga kecepatan linier conveyor dapat dipertahankan secara konstan dan sinkron dengan waktu inferensi model CNN [35].

### **2.16 Modbus TCP/IP**

Modbus TCP/IP merupakan protokol komunikasi industri yang merupakan adaptasi dari protokol Modbus serial (RTU/ASCII) ke dalam jaringan berbasis *Transmission Control Protocol/Internet Protocol* (TCP/IP). Protokol ini beroperasi pada port 502 dan menggunakan model komunikasi client-server, di mana perangkat master (client) mengirimkan permintaan kepada perangkat slave (server) melalui jaringan Ethernet [36]. Struktur frame Modbus TCP/IP terdiri atas *Modbus Application Protocol Header* (MBAP Header) sepanjang 7 byte yang memuat *Transaction Identifier*, *Protocol Identifier*, *Length*, dan *Unit Identifier*, yang kemudian diikuti oleh *Protocol Data Unit* (PDU) berisi *function code* dan data payload [37]. Keseluruhan unit tersebut membentuk *Application Data Unit* (ADU) yang dikirimkan melalui lapisan TCP/IP standar, menjadikan Modbus TCP/IP kompatibel dengan infrastruktur jaringan Ethernet yang sudah ada tanpa memerlukan perangkat keras khusus [38].

Dalam konteks sistem embedded berbasis Raspberry Pi dan Arduino, implementasi Modbus TCP/IP memungkinkan pertukaran data secara *real-time* antara Raspberry Pi dan Arduino melalui jaringan lokal menggunakan modul Ethernet seperti W5500. Raspberry Pi berperan sebagai Modbus master yang mengirimkan perintah kendali dan membaca status sistem, sedangkan WT32-ETH01 bertindak sebagai Modbus slave yang mengeksekusi perintah tersebut untuk mengontrol aktuator seperti motor dan servo [38].

### 2.17 Google Collab

Google Colaboratory (Colab) merupakan layanan komputasi berbasis *cloud* yang dikembangkan oleh Google, yang beroperasi di atas lingkungan *Jupyter Notebook* dan memungkinkan penulisan serta eksekusi kode Python secara interaktif melalui peramban web tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak maupun konfigurasi perangkat keras lokal. Colab merupakan layanan *cloud* berbasis *Jupyter Notebook* untuk pendidikan dan penelitian *machine learning*, yang menyediakan *runtime* yang sepenuhnya terkonfigurasi untuk *deep learning* serta akses GPU secara gratis. Platform ini mendukung akselerator perangkat keras berupa GPU dan TPU yang dapat diaktifkan secara langsung melalui pengaturan *runtime*, sehingga mempercepat proses pelatihan model *deep learning* secara signifikan dibandingkan komputasi berbasis CPU konvensional [39].

### 2.18 Akurasi

Akurasi merupakan metrik evaluasi yang mengukur proporsi total prediksi yang benar terhadap keseluruhan jumlah sampel data [40]. Akurasi diformulasikan sebagai

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.12)$$

di mana TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*) merupakan empat komponen dasar dari confusion matrix yang merangkum hasil prediksi model terhadap data aktual. Meskipun akurasi memberikan gambaran umum yang intuitif tentang kebenaran prediksi model, metrik ini dapat menjadi menyesatkan pada dataset yang tidak seimbang (*imbalanced*): Pada penelitian ini akurasi digunakan sebagai indikator kinerja global model MobileNetV2 secara keseluruhan, namun diinterpretasikan bersama dengan metrik-metrik lain untuk mendapatkan gambaran evaluasi yang lebih komprehensif.

### 2.19 Presisi

Presisi merupakan metrik evaluasi yang mengukur ketepatan model dalam memberikan prediksi positif, yaitu proporsi prediksi positif yang benar-benar

merupakan kelas positif terhadap seluruh prediksi yang dikategorikan sebagai positif oleh model. Presisi diformulasikan sebagai

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.13)$$

Nilai presisi tinggi mengindikasikan rendahnya jumlah false positive, yakni sampel negatif yang keliru diklasifikasikan sebagai positif [40]. Dalam konteks sistem penelitian ini, presisi yang tinggi berarti solder yang diklasifikasikan sebagai "cacat" oleh model MobileNetV2 memang benar-benar cacat, sehingga meminimalkan kemungkinan solder baik yang dibuang secara tidak perlu dalam proses sorting.

## 2.20 Recall

Recall juga dikenal sebagai sensitivitas atau *True Positive Rate*, merupakan metrik yang mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh sampel yang benar-benar termasuk kelas positif dari keseluruhan sampel positif yang ada. Recall diformulasikan sebagai

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.14)$$

di mana nilai recall yang tinggi mengindikasikan rendahnya jumlah false negative, yakni kasus positif yang gagal terdeteksi oleh model. Sementara nilai recall yang rendah menunjukkan tingginya jumlah kasus positif yang terlewatkan.[40]. Dalam sistem AOI berbasis conveyor pada penelitian ini, recall yang tinggi berarti model MobileNetV2 mampu mendeteksi hampir seluruh solder cacat yang ada, sehingga meminimalkan risiko produk cacat lolos dari proses inspeksi menuju tahap produksi berikutnya [12].

## 2.21 F1 Score

F1-Score merupakan metrik evaluasi yang menggabungkan presisi dan recall dalam satu nilai tunggal melalui formula rata-rata harmonik, dinyatakan sebagai:

$$F1 = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (2.15)$$

Rataan harmonik dipilih karena secara matematis memberikan penalti yang berat terhadap ketidakseimbangan ekstrem antara presisi dan recall, apabila salah satu metrik bernilai sangat rendah, F1-Score akan turun secara signifikan, sehingga

model tidak dapat memperoleh skor F1 yang tinggi hanya dengan unggul pada satu dimensi saja. Dalam penelitian ini, F1-Score menjadi metrik utama evaluasi model MobileNetV2 karena secara seimbang memperhitungkan kemampuan model dalam meminimalkan solder baik yang salah terklasifikasi sebagai cacat (*false positive*) sekaligus solder cacat yang lolos inspeksi (*false negative*) [40].