

UNIVERSITAS GUNADARMA
PROGRAM STUDI DOKTOR TEKNOLOGI
INFORMASI



PROPOSAL DISERTASI

TEMA

**Klasifikasi dan Identifikasi Kerusakan Sel Surya menggunakan
Metode *Deep Learning***

Promotor

Prof. Dr. Sarifuddin Madenda

Disusun oleh

NAMA : **RIZQIA CAHYANINGTYAS**

NPM : **99221906**

TANGGAL : **26 Desember 2023**

Jakarta
2023

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
DAFTAR GAMBAR	ii
DAFTAR TABEL	ii
BAB I	3
PENDAHULUAN	3
1.1 Latar Belakang Masalah Penelitian	3
1.2 Rumusan Masalah Penelitian	6
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Kontribusi dan Manfaat Hasil Penelitian	7
BAB II	8
STUDI LITERATUR	8
2.1. Landasan Teori	8
2.1.1. Image Processing	8
2.1.2. Deteksi Tepi (Edge Detection)	1
2.1.3. Ekstraksi Ciri (Feature Extraction)	5
2.1.4. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)	9
2.1.5. Modul Surya	13
2.1.6. Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS)	17
2.2. Kajian Pustaka	18
2.3. Penelitian Terkait	26
BAB III	28
METODE PENELITIAN	28
3.1. Tahapan Penelitian	28
3.2 Identifikasi Masalah	28
3.3. Akuisisi dan Analisis Data	29
3.4. Pembentukan Dataset	32
3.5. Arsitektur dan Model CNN (Convolutional Neural Network)	32
3.6. Evaluasi Model	32
3.7. Klasifikasi dan Identifikasi kerusakan Modul Surya	33
3.8. Rencana Penelitian	33

DAFTAR GAMBAR

gambar 2. 1. citra berwarna	9
gambar 2. 2 Perbandingan citra berwarna dengan citra grayscale	9
gambar 2. 3 Perbandingan citra berwarna dengan citra biner.....	10
gambar 2. 4. Proses Erosi Citra	10
gambar 2. 5. Proses Dilasi Citra.....	1
gambar 2. 6 A) Citra asli (B)(C) Filter dan (D) Hasil konvolusi	3
gambar 2. 7 Masalah pada konvolusi Sumber : Kadir dan Susanto, 2013	4
gambar 2. 8 perhitungan eccentricity	6
gambar 2. 9. perhitungan Metric	6
gambar 2. 10. gambar rgb colorspace.....	8
gambar 2. 11. hsv colorspace	9
gambar 2. 12. Arsitektur CNN, sumber: (Arif Faizin et al., 2022)	10
gambar 2. 13 Contoh Proses Konvolusi, sumber: (Megawati & Mulyana, 2023).....	11
gambar 2. 14. Ilustrasi Max Pooling dan Average Pooling	12
gambar 3. 1. Tahapan Penelitian	Error! Bookmark not defined.
gambar 3. 2. dataset Faulty solar panel, sumber : kaggle 2023	30

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1. Jumlah Dataset Citra Kerusakan Modul Surya.....	31
Tabel 3. 2. Jadwal Penelitian	33

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah Penelitian

Penggunaan Teknologi digital dan Informasi mempunyai dampak yang positif terhadap pembangunan dan pengendalian konsumsi energi secara efisien. Dibutuhkan infrastruktur yang modern dan handal dibidang energi. (M.Yu. Shabalov, 2021) untuk mendukung perubahan dan transformasi yang penting untuk mengatasi tantangan dalam mencapai pembangunan ekonomi berkelanjutan dan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan. (Szado, 2020) pentingnya penggunaan teknologi digital dan informasi diharapkan mampu meningkatkan kemampuan merespons perubahan kebutuhan pasar secara lebih efektif, karena hal ini berdampak pada efisiensi energi dan sebagai konsekuensi langsung terhadap pembangunan ekonomi berkelanjutan didunia. (Wang, 2020) dan dengan pengenalan solusi digital dan teknologi modern di bidang teknologi informasi juga dapat meningkatkan proses pengambilan keputusan dan pengelolaan energi yang efisien secara real time sehingga dapat meningkatkan indikator kinerja yang relevan. (Dehgani, 2019) tinjauan literatur yang luas dilakukan mengenai peningkatan efisiensi energi dan efisiensi lingkungan sistem, pengembangan teknologi baru, dan peningkatan penggunaan sumber energi terbarukan. penting untuk bersama-sama meningkatkan teknologi informasi dan komunikasi yang berkontribusi terhadap pemantauan yang lebih baik dan meningkatkan kemampuan pengendalian. (Wu, 2021)

Sektor Penyedia Energi merupakan salah satu sektor penting dan strategis bagi Pemerintah dalam upaya peningkatan kesejahteraan rakyat, mencerdaskan kehidupan bangsa serta mendorong kegiatan perekonomian. Perusahaan yang bergerak di sektor penyedia energi meliputi Sektor Pembangkitan Listrik, Sektor Mineral Batubara dan Sektor Minyak dan Gas Bumi (EBTKE, 2023). Pada pembangkit Listrik, teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) berperan penting dalam meningkatkan efisiensi, pemantauan, dan pengendalian. Salah satu kontribusi TIK yang dapat meningkatkan kinerja pembangkit listrik adalah Analisis Data Besar (*Big Data Analytics*). Teknologi ini memungkinkan untuk menganalisis volume data besar yang dihasilkan oleh sensor dan sistem SCADA. Hal ini dapat membantu dalam mengidentifikasi tren, memprediksi kegagalan peralatan, dan meningkatkan efisiensi

operasional (Gandomi, 2015) (Chen, 2014), dan masih banyak kontribusi TIK untuk meningkatkan kinerja pembangkit listrik.

Berdasarkan SNI 04-6267.601-2002, Pembangkitan Tenaga Listrik adalah suatu proses, energi listriknya diperoleh dari suatu energi bentuk lain. Salah satu pembangkit listrik yang saat ini banyak disoroti adalah Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS). Berdasarkan SNI 8395:2017, PLTS fotovoltaik adalah sistem pembangkit listrik yang energinya bersumber dari radiasi matahari melalui konversi sel fotovoltaik. PLTS sangat cocok dibangun dan dikembangkan di negara tropis seperti Indonesia. yang mendapat cahaya matahari sepanjang tahun. Dan ini merupakan potensi yang besar bagi Indonesia untuk mengembangkan energi dari tenaga surya, dengan intensitas radiasi rata-rata matahari di Indonesia dalam sehari adalah 4.8 KWh/m² atau setara dengan 112.000 GWp, namun yang sudah dimanfaatkan baru sekitar 10 MWp. Saat ini pemerintah telah mengeluarkan roadmap pemanfaatan energi surya yang menargetkan kapasitas PLTS terpasang hingga tahun 2025 adalah sebesar 0.87 GW atau sekitar 50 MWp/tahun. Jumlah ini merupakan gambaran potensi pasar yang cukup besar dalam pengembangan energi surya di masa datang (Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral, 2012). Potensi yang besar dalam membangun dan mengembangkan PLTS diperkuat dengan siaran pers pemerintah melalui Kementerian ESDM menargetkan terpasangnya PLTS Atap sebesar 3.600 MW secara bertahap hingga tahun 2025. Kementerian ESDM akan menerbitkan peraturan yang mendorong pemasangan PLTS atap oleh konsumen semakin bergairah dan bergotong-royong, yaitu melalui revisi peraturan Menteri ESDM Nomor 49 tahun 2018 tentang penggunaan PLTS atap. (EBTKE, <https://ebtke.esdm.go.id/>, 2021). PLTS atap adalah pembangkit tenaga listrik yang menggunakan modul fotovoltaik yang dipasang dan diletakkan pada atap, dinding dan bagian lain dari bangunan milik konsumen PLN. Tidak hanya gedung perkantoran, kini perumahan pun bisa memasang PLTS atap yang on-grid dengan jaringan listrik PT. Perusahaan Listrik Negara (Persero), yang diatur dalam peraturan Menteri ESDM Nomor 49 Tahun 2018 tentang penggunaan sistem pembangkit listrik tenaga surya atap oleh konsumen PLN.

Banyak upaya yang dilakukan untuk meningkatkan pelayanan dan kinerja dari PLTS salah satunya dengan dilakukannya penelitian-penelitian yang diharapkan dapat berkontribusi untuk perencanaan, pembangunan, pelayanan, pengembangan,

monitoring dan pemeliharaan. penelitian yang terkait dengan pemeliharaan pada PLTS yaitu pada permasalahan kerusakan di modul surya. Modul surya merupakan suatu perangkat atau komponen penting yang dapat mengubah energi cahaya matahari menjadi energi listrik dengan menggunakan prinsip efek photovoltaic. Pemeliharaan modul surya pada PLTS merupakan aspek penting untuk memastikan kinerja penghasil energi bekerja secara optimal dan memiliki umur sistem yang panjang sehingga dapat menekan biaya operasional. Terdapat masalah terkait pemeliharaan modul surya yaitu kerusakan yang ada pada modul surya yang harus dijaga dan dipelihara secara rutin dan terjadwal. Kerusakan tersebut seperti akumulasi debu dan kotoran pada permukaan modul surya yang dapat mengurangi efisiensi penyerapan cahaya matahari (Madugundu, 2019). Kerusakan atau kegagalan inverter, konverter daya, atau komponen elektronik lainnya (Rajasekar, 2017). Korosi pada rangkaian modul surya atau kerusakan struktural dapat mempengaruhi integritas mekanis dan keamanan panel (Memon, 2017). Kerusakan akibat cuaca ekstrem, terpapar cuaca ekstrem seperti badai, hujan es, atau salju dapat menyebabkan kerusakan fisik pada modul surya (Jara, 2015). Penuaan material dan degradasi sel surya terdapat degradasi material dan sel surya seiring waktu dapat mempengaruhi kinerja panel (Mayank Gupta, 2019). Monitoring dan pengukuran kinerja, kurangnya pemantauan dan pengukuran kinerja dapat menyulitkan identifikasi masalah dan pemeliharaan preventif (Zou, 2017). Kegagalan penyimpanan energi, kegagalan baterai atau sistem penyimpanan energi terkait dapat mempengaruhi penyediaan daya saat matahari tidak tersedia (Pohl, 2018).

Pada bidang TIK terdapat banyak Penelitian yang terkait dengan PLTS. Pada disertasi ini akan difokuskan kerusakan pada modul surya. Modul surya dirancang untuk dapat tahan melawan panas terik, hujan badai, hingga angin kencang, dengan penggunaan yang terus menerus membuat modul surya dapat rusak. Untuk menghindari atau meminimalkan kerusakan pada modul surya, perawatan yang teratur dan pemantauan kinerja diperlukan. penggunaan peralatan perlindungan seperti modul surya berkualitas tinggi dan inverter yang baik juga dapat membantu mengurangi risiko kerusakan. Selain itu, lokasi pemasangan sel surya, orientasi, dan pemeliharaan yang tepat sangat penting untuk memaksimalkan masa pakai dan efisiensi sel surya. Perlunya pengecekan dan perawatan rutin juga sangat penting

untuk mempertahannya performa dan masa pakai modul surya agar tahan lama. (Bartler, Mauch, Yang, Reuter, & Stoicescu, 2018) Terkait dengan permasalahan diatas maka dibutuhkan penelitian lebih lanjut dalam upaya pemeliharaan terutama untuk kebutuhan konsumen dikalangan rumah tangga yang memiliki banyak keterbatasan baik dalam upaya pemeliharaan pada modul surya. untuk membantu konsumen maka dapat dibuat dan dibangun sistem untuk deteksi, klasifikasi dan identifikasi kerusakan pada modul surya. Banyak faktor yang mengakibatkan kerusakan pada modul surya di penelitian ini peneliti akan membatasi kerusakan modul surya pada kerusakan hot spot (Muhammad Umair Ali, 2020), debu, kerusakan yang diakibatkan listrik dan kerusakan fisik (Dhimish, 2023). Untuk mengetahui kerusakan pada solar panel perlu dilakukan pengumpulan data, data yang dikumpulkan dalam bentuk image / citra. kerusakan sel surya sebagai data set, kemudian dilakukan analisis terhadap data set tersebut dan dimodelkan menggunakan Convolution Neural Network yang kemudian dirumuskan sebuah sistem yang optimal dari keterhubungan seluruh data-data tersebut. Ditinjau dari uraian latar belakang masalah, maka penulis mengambil sebuah tema disertasi “**Pemodelan Data Image untuk Klasifikasi Kerusakan Modul surya Menggunakan Metode *Deep Learning* ”**. Diharapkan dengan sistem ini hubungan setiap data/ variabel, maka akan menentukan upaya selanjutnya untuk mengoptimalisasi kinerja modul surya sehingga dapat beroperasi dengan baik, membantu dalam pemeliharaan dengan melakukan penanganan yang tepat.

1.2 Rumusan Masalah Penelitian

Sesuai dengan uraian latar belakang dan tema disertasi, secara garis besar masalah penelitian dirumuskan sebagai berikut :

1. Bagaimana mendeteksi dan mengekstraksi kerusakan pada citra modul surya.
2. Bagaimana menentukan luas kerusakan dan tingkat kerusakan pada modul surya.
3. Bagaimana membangun sebuah prototype perangkat lunak aplikasi “Klasifikasi dan Identifikasi Jenis Kerusakan pada Modul surya”.

1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan Rumusan masalah penelitian diatas maka tujuan dari penelitian adalah sebagai berikut :

1. Menghasilkan algoritma deteksi dan ekstraksi citra / gambar untuk mengetahui kerusakan pada modul surya.
2. Menghasilkan algoritma untuk menentukan luas kerusakan dan tingkat kerusakan pada modul surya.
3. Menghasilkan sebuah prototype perangkat lunak aplikasi "Klasifikasi dan Identifikasi Jenis Kerusakan pada Modul surya".

1.4 Kontribusi dan Manfaat Hasil Penelitian

1. Kontribusi dari peneitian ini adalah sebuah algoritma atau metode untuk menginterpretasikan kerusakan modul surya yang dibagi menjadi 4 kategori yaitu clean, dusty , electrical damage dan Physical damage, sehingga dapat diketahui tindakan perawatan dan pemeliharaan yang cepat, tepat, dan efisien.
2. Kontribusi Teknologi dari penelitian ini adalah sebuah prototype perangkat lunak aplikasi yang memudahkan pengguna untuk menginterpretasikan kerusakan modul surya yang dibagi menjadi 4 kategori yaitu clean, dusty , electrical damage dan Physical damage, sehingga diketahui tindakan perawatan dan pemeliharaan secara cepat, tepat, dan efisien.
3. penenitian ini diharapkan dapat memudahkan petugas PLTS untuk melakukan perawatan dan pemeliharaan modul surya dengan cepat, tepat, dan efisien.
4. Penelitian ini diharapkan bermanfaat bagi masyarakat terutama pengguna PLTS atap untuk melakukan perawatan dan pemeliharaan modul surya secara mandiri dengan cepat, tepat, dan efisien.

BAB II

STUDI LITERATUR

2.1. Landasan Teori

2.1.1. Image Processing

Image Processing merupakan proses melakukan manipulasi untuk meningkatkan atau mengekstrak gambar, pemrosesan gambar dapat dibagi menjadi dua metode ialah pengolahan citra atau gambar analog dan gambar digital. Pengolahan citra atau gambar analog dilakukan guna meminimalisasi kesalahan saat data pada jaringan sinyal citra selama transmisi dan deteksi jaringan sinyal serta guna memaksimalkan kualitas tampilan gambar atau citra untuk memudahkan interpretasi dalam sistem visual manusia melalui manipulasi dan juga melalui analisis gambar. Sedangkan pengolahan citra digital dilakukan secara bertahap yang meliputi akuisisi citra, peningkatan citra, restorasi citra, pemrosesan morfologi, pengenalan citra, pemrosesan citra warna, kompresi citra dan dekompresi. Pengolahan citra dapat digunakan untuk meningkatkan hasil dari input suatu gambar. Pengolahan citra sangat bermanfaat dalam peningkatan kualitas gambar, mengoreksi cacat pada gambar, melakukan identifikasi objek, serta melakukan penggabungan gambar. Dengan mengaplikasikan teknologi ini, diharapkan aplikasi yang bisa menangkap objek didepan kamera, melakukan identifikasi jenis objek, dan melakukan pelacakan secara real time (Awalludin et al., 2020). Image Processing merupakan teknik pemrosesan menggunakan komputer untuk meningkatkan kualitas pada suatu citra menjadi lebih baik. Tujuan image processing, yaitu (M.Petrou et al,1999) :

1. Memperbaiki tampilan citra (image enhancement)
2. Mengurangi ukuran file citra dengan mempertahankan kualitas citra (image compression)
3. Memulihkan citra (image restoration)
4. Mengkhususkan ciri tertentu pada citra untuk mempermudah proses analisis citra

1. Citra Berwarna

Citra berwarna merupakan citra yang terdiri atas 3 buah kanal warna di dalamnya. Umumnya terdiri atas 3 warna,yaitu merah / red (R), hijau / green (G), dan biru / blue (B). RGB merupakan standar citra berwarna yang digunakan pada layar televisi

maupun komputer. Selain RGB, terdapat beberapa citra berwarna lainnya yang dapat digunakan, yaitu CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black), HSV (Hue, Saturation, Value), YcbCr (Luma, Chroma blue, Chroma Red) dan Lab ($L^*a^*b^*$) (Hidayatullah, 2017).



gambar 2. 1. citra berwarna

2. Citra Grayscale

Citra Grayscale merupakan citra yang terdiri atas 1 buah kanal warna, di mana hanya menampilkan nilai intensitas atau derajat keabuan. Karena hanya memiliki 1 jenis kanal warna saja, setiap piksel hanya memerlukan 8-bit untuk penyimpanannya (Hidayatullah, 2017).

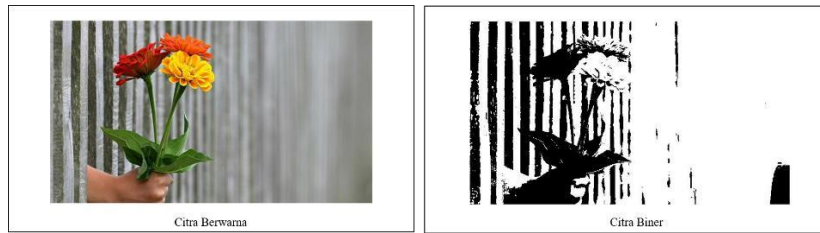


gambar 2. 2 Perbandingan citra berwarna dengan citra grayscale

Tahapan mengkonversi citra berwarna menjadi citra grayscale dapat dirumuskan sebagai berikut : $y = 0.299R + 0.587G + 0.144B$ **(2-1)**

3. Citra Biner

Citra biner merupakan citra yang hanya mempunyai 2 kemungkinan untuk setiap pikselnya. Kemungkinannya, terdiri atas 0 dan 1, dimana nilai 0 menampilkan warna hitam sedangkan nilai 1 menampilkan warna putih. Citra biner sering digunakan dalam proses *masking* atau proses segmentasi citra (Hidayatullah, 2017).



gambar 2. 3 Perbandingan citra berwarna dengan citra biner

Untuk mengkonversi citra berwarna menjadi citra biner, dibutuhkan citra *grayscale* untuk melakukan *thresholding* terhadap citra tersebut sesuai dengan nilai ambang batas (*threshold*) yang telah ditentukan.

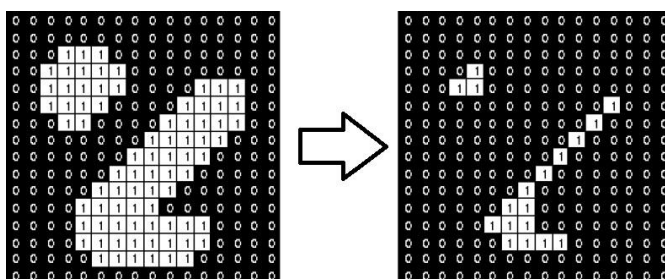
$$y' = \begin{cases} 1, & y \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-2)$$

4. Erosi

Merupakan salah satu operasi yang dapat dilakukan dalam citra biner. Operasi yang berfungsi untuk melakukan penipisan pada obyek, dilakukan dengan mengurangi piksel pada kontur dari obyek, sesuai dengan struktur elemennya (Hidayatullah, 2017).

Persamaan erosi dijabarkan sebagai berikut :

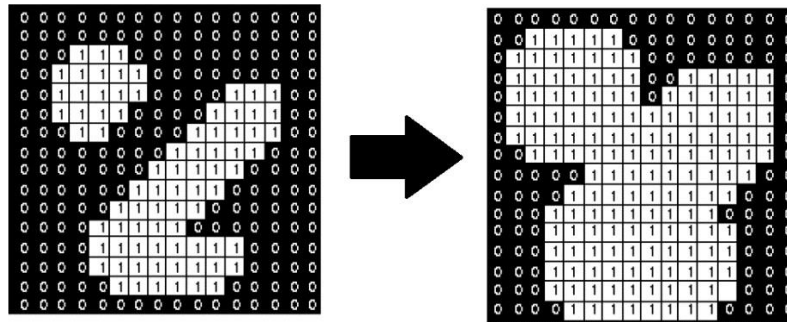
$$A \ominus B = A^c \oplus B^c \quad (2-3)$$



gambar 2. 4. Proses Erosi Citra

5. Dilasi

Operasi dilasi merupakan operasi yang berfungsi untuk melakukan penebalan obyek pada citra biner. Operasi ini bertujuan untuk menambah jumlah piksel dari kontur pada objek sesuai pada struktur elemennya (Hidayatullah, 2017).



gambar 2. 5. Proses Dilasi Citra

6. Tapis Median (*Median Filter*)

Filter yang melakukan iterasi pada sebuah jendela ukuran tertentu pada seluruh bagian citra. Setiap iterasi yang dilakukan nilai piksel citra yang terletak ditengah diganti dengan nilai tengah dari nilai piksel citra yang berada pada jendela yang sama (Hidayatullah, 2017).

7. Adaptive Histogram Equalization

Ekualisasi histogram adalah salah satu cara untuk memperoleh nilai histogram yang terdistribusi secara seragam pada citra. Hal ini bertujuan untuk memperluas aras pada daerah yang memiliki banyak piksel dan mendapatkan aras yang lebih sempit pada daerah yang memiliki piksel yang sedikit. Ekualisasi histogram adaptif menerapkan ekualisasi histogram di area yang lebih kecil agar seluruh daerah citra tidak menimbulkan efek kontras yang berlebihan (Kadir, 2019).

8. Segementasi Citra HSV

Segmentasi warna berdasarkan deteksi warna HSV merupakan proses segmentasi yang mnnggunakan filter warna HSV. Filter akan memisahkan warna tertentu berdasarkan acuan warna dan rentang nilai toleransi tiap elemen warna HSV (Darajat & Maliki, 2019).

2.1.2. Deteksi Tepi (*Edge Detection*)

Deteksi tepi (*edge detection*) adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari obyek-obyek citra, tujuannya adalah untuk memperbaiki detail dari citra yang kabur, yang terjadi karena *error* atau adanya efek dari proses akuisisi citra. Suatu titik (x,y) dikatakan sebagai tepi (*edge*) dari suatu citra bila titik tersebut

mempunyai perbedaan yang tinggi dengan tetangganya (Ramdhani dan Murinto, 2013).

Deteksi tepi merupakan salah satu operasi dasar dari pemrosesan citra. Tepi merupakan batas dari suatu objek. Pada proses klasifikasi citra, deteksi tepi sangat diperlukan sebelum pemrosesan segmentasi citra. Batas objek suatu citra dapat dideteksi dari perbedaan tingkat keabuannya (Purnomo dan Muntasa, 2010).

Tepi atau sisi dari sebuah obyek adalah daerah di mana terdapat perubahan intensitas warna yang cukup tinggi. Proses deteksi tepi (*edge detection*) akan melakukan konversi terhadap daerah ini menjadi dua macam nilai yaitu intensitas warna rendah atau tinggi, contoh bernilai nol atau satu. Deteksi tepi akan menghasilkan nilai tinggi apabila ditemukan tepi dan nilai rendah jika sebaliknya (Lusiana, 2013).

Deteksi tepi banyak dipakai untuk mengidentifikasi suatu objek dalam sebuah gambar. Tujuan dari deteksi tepi adalah untuk menandai bagian yang menjadi detail citra dan memperbaiki detail citra yang kabur karena adanya kerusakan atau efek akuisisi data. Dalam citra, sebagian besar informasi terletak pada batas antara dua daerah yang berbeda (Yulianto dkk, 2009).

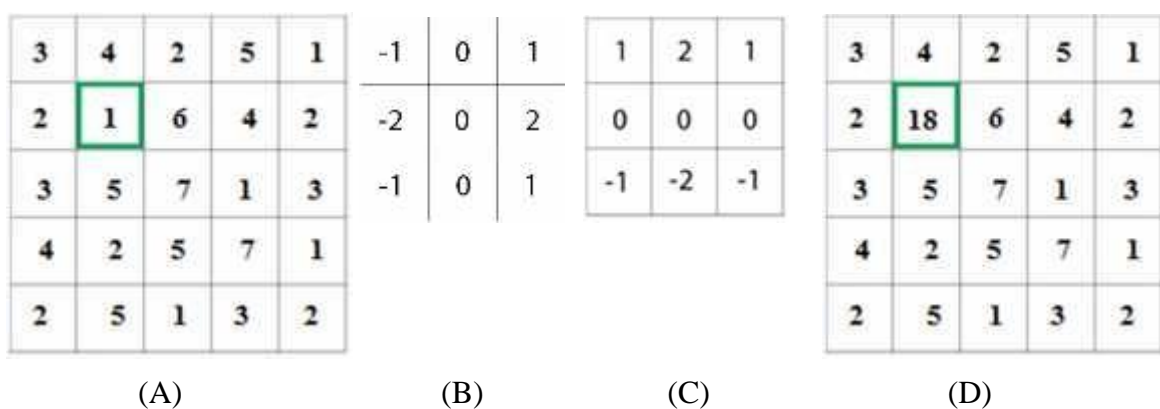
Pelacakan tepi merupakan operasi untuk menemukan perubahan intensitas lokal yang berbeda dalam sebuah citra. Gradien adalah hasil pengukuran perubahan dalam sebuah fungsi intensitas, dan sebuah citra dapat dipandang sebagai kumpulan beberapa fungsi intensitas kontinu sebuah citra. Perubahan mendadak pada nilai intensitas dalam suatu citra dapat dilacak menggunakan perkiraan diskrit pada gradien. Gradien disini adalah kesamaan dua dimensi dari turunan pertama dan didefinisikan sebagai vektor (Lusiana, 2013). Oleh karena itu teknik deteksi tepi sering digunakan sebagai dasar teknik segmentasi untuk proses segmentasi yang lain.

Ada beberapa metode yang terkenal dan banyak digunakan untuk pendeteksian tepi di dalam citra, yaitu operator Robert, operator Prewitt dan operator Sobel. Metode Sobel paling banyak digunakan sebagai pelacak tepi karena kesederhanaan dan keampuhannya (Munir, 2004). Kelebihan dari metode ini adalah kemampuan untuk mengurangi *noise* sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi. Masing-masing metode deteksi memiliki sub metode yang cukup banyak, tetapi metode deteksi citra yang baik adalah metode yang dapat mengeliminasi derau (*noise*) yang semaksimal mungkin (Ballard dkk, 1982).

Deteksi tepi operator Sobel diperkenalkan oleh Irwin Sobel pada tahun 1970. Operator ini identik dengan bentuk matriks 3x3 atau jendela ukuran 3x3 piksel (Lusiana, 2013). Operator Sobel melakukan perhitungan secara 2D terhadap suatu ruang di dalam sebuah citra. Operator ini biasanya digunakan untuk mencari gradien dari masing-masing piksel citra *input* yang telah dikonversi ke *grayscale* sebelumnya

Operator Sobel terdiri dari matriks 3x3. Matriks *mask* tersebut dirancang untuk memberikan respon secara maksimal terhadap tepi objek baik horizontal maupun vertikal. *Mask* dapat diaplikasikan secara terpisah terhadap *input* citra. Operator Sobel menggunakan kernel operator gradien 3 x 3, Kernel di atas dirancang untuk menyelesaikan permasalahan deteksi tepi baik secara vertikal maupun horizontal. Penggunaan kernel-kernel ini dapat digunakan bersamaan ataupun secara terpisah (Purnomo dan Muntasa, 2010). Untuk mendapatkan nilai maksimum dari operator Sobel, proses selanjutnya adalah dengan menghitung kekuatan tepi citra terhadap warna kecerahannya dengan cara mencari nilai *magnitude*. Karena menghitung akar adalah persoalan rumit dan menghasilkan nilai real, maka dalam mencari kekuatan tepi (*magnitude*) dapat disederhanakan perhitungannya. Besarnya *magnitude* gradien dapat dihitung lebih cepat lagi dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Munir, 2004):

Pada Gambar 2.6. diperlihatkan deteksi tepi dengan operator Sobel. Operasi konvolusi bekerja dengan menggeser kernel piksel per piksel, yang hasilnya kemudian disimpan dalam matriks baru. Konvolusi pertama dilakukan terhadap piksel yang bernilai 1 (di titik pusat *mask*) (Munir, 2004).



gambar 2. 6 A) Citra asli (B)(C) Filter dan (D) Hasil konvolusi

Nilai 18 pada citra hasil konvolusi diperoleh dengan perhitungan berikut (Munir, 2004):

$$G_x = (3)(-1) + (2)(-2) + (3)(-1) + (2)(1) + (6)(2) + (7)(1) = 11$$

$$G_y = (3)(1) + (4)(2) + (2)(1) + (3)(-1) + (5)(-2) + (7)(-1) = -7$$

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = \sqrt{(11)^2 + (-7)^2} \cong |G_x| + |G_y| = |11| + |-7| = 18$$

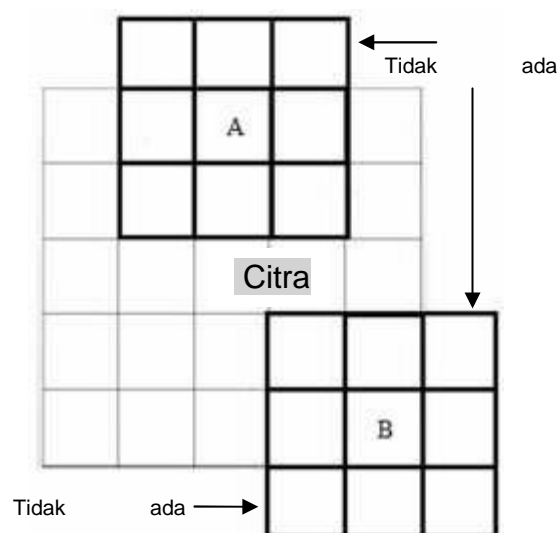
Dengan demikian, nilai 1 diubah menjadi nilai 18 pada citra keluaran.

Dalam konvolusi terdapat dua kemungkinan yang jika ditemukan, diselesaikan dengan cara berikut, yaitu (Munir, 2004):

1. Untuk hasil konvolusi menghasilkan nilai negatif, maka nilai tersebut dijadikan 0.
2. Jika hasil konvolusi menghasilkan nilai piksel lebih besar daripada nilai keabuan maksimum, maka nilai tersebut dijadikan nilai keabuan maksimum.

Pada matriks Sobel dengan kernel 3 x 3, terlihat bahwa tidak semua piksel dikenai konvolusi yaitu baris dan kolom yang terletak di tepi citra (*border*). Hal ini disebabkan karena piksel yang berada pada tepi citra tidak memiliki tetangga yang lengkap sehingga rumus konvolusi tidak berlaku pada piksel seperti itu (Kadir dan Susanto, 2013).

Gambar 2.2 menjelaskan contoh tentang hal ini. Sebagai contoh, konvolusi tidak mungkin dilakukan pada posisi A dan B.



gambar 2. 7 Masalah pada konvolusi Sumber : Kadir dan Susanto, 2013

Masalah konvolusi pada piksel yang tidak mempunyai tetangga selalu terjadi pada piksel-piksel pinggir kanan, kiri, atas, dan bawah. Solusi untuk masalah ini adalah (Kadir dan Susanto, 2013) :

1. Abaikan piksel pada bagian tepi

Oleh karena pada bagian tepi citra tetangga tidak lengkap, sehingga piksel pada posisi tersebut tidak dikenai konvolusi. Sebagai konsekuensinya, citra yang tidak mengalami konvolusi akan diisi nol atau diisi sesuai pada citra asal. Alternatif lain, bagian yang tidak diproses tidak diikutkan dalam citra hasil. Akibatnya, ukuran citra hasil mengecil.

2. Buat baris dan kolom tambahan pada bagian tepi

Baris dan kolom ditambahkan pada bagian tepi sehingga proses konvolusi dapat dilaksanakan. Dalam hal ini, baris dan kolom baru diisi dengan nilai nol.

2.1.3. Ekstraksi Ciri (Feature Extraction)

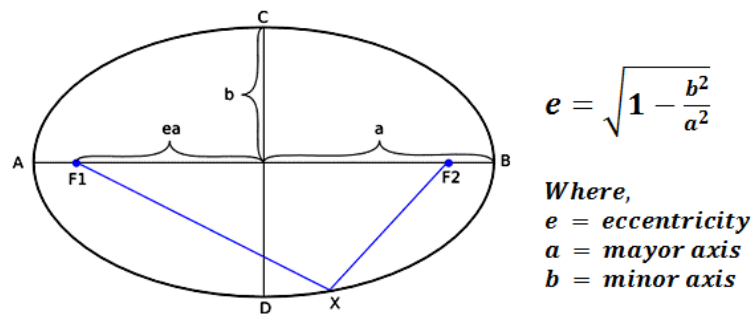
Ekstraksi ciri adalah proses pengambilan ciri-ciri yang terdapat pada objek didalam citra. Beberapa proses ekstraksi ciri mungkin perlu mengubah citra masukan sebagai citra biner, melakukan penipisan pola, dan sebagainya (Munir, 2004). Tujuan ekstraksi ciri adalah untuk mereduksi data sebenarnya dengan melakukan pengukuran terhadap ciri tertentu yang membedakan pola masukan (input) satu dengan yang lainnya (Salambue, 2006). Pada penelitian ini, proses ekstrasi ciri yang digunakan adalah ekstrasi ciri warna dan ekstrasi ciri tekstur. Tekstur merupakan keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital. Sehingga informasi tekstur dapat digunakan. Ciri yang telah diekstrak kemudian digunakan sebagai parameter/nilai masukan untuk membedakan antara objek satu dengan lainnya pada tahapan identifikasi/ klasifikasi.

Ciri yang umumnya diekstrak antara lain:

1. Ekstraksi Ciri Bentuk

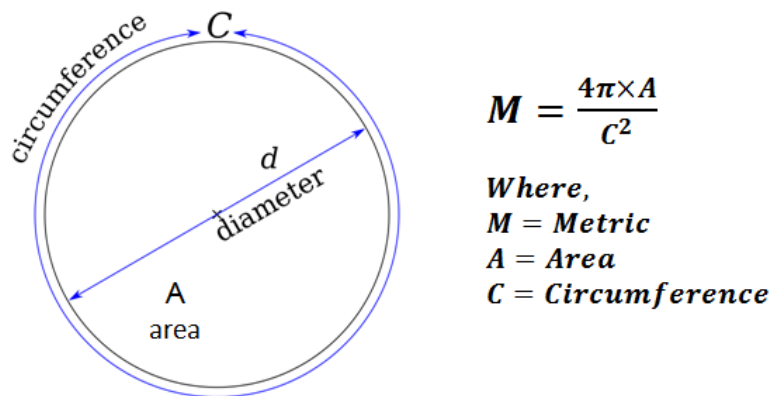
Untuk membedakan bentuk objek satu dengan objek lainnya, dapat menggunakan parameter yang disebut dengan '*eccentricity*'. *Eccentricity* merupakan nilai perbandingan antara jarak foci ellips minor dengan foci ellips mayor suatu objek. *Eccentricity* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai *eccentricity*nya mendekati angka 1, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai

eccentricitynya mendekati angka 0. Penghitungan eccentricity diilustrasikan pada gambar di bawah ini:



gambar 2. 8 perhitungan eccentricity

Parameter lainnya yang dapat digunakan untuk membedakan bentuk suatu objek yaitu '**metric**'. Metric merupakan nilai perbandingan antara luas dan keliling objek. Metric memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang/mendekati bentuk garis lurus, nilai metricnya mendekati angka 0, sedangkan objek yang berbentuk bulat/lingkaran, nilai metricnya mendekati angka 1. Penghitungan metric diilustrasikan pada gambar di bawah ini:



gambar 2. 9. perhitungan Metric

1. Ekstraksi Ciri Ukuran

Untuk membedakan ukuran objek satu dengan objek lainnya dapat menggunakan parameter luas dan keliling. Luas merupakan banyaknya piksel yang menyusun suatu objek. Sedangkan keliling merupakan banyaknya piksel yang mengelilingi suatu objek.

2. Ekstraksi Ciri Geometri

Ciri geometri merupakan ciri yang didasarkan pada hubungan antara dua buah titik, garis, atau bidang dalam citra digital. Ciri geometri di antaranya adalah jarak dan sudut. Jarak antara dua buah titik (dengan satuan piksel) dapat ditentukan menggunakan persamaan euclidean, minkowski, manhattan, dll. Jarak dengan satuan piksel tersebut dapat dikonversi menjadi satuan panjang seperti milimeter, centimeter, meter, dll dengan cara membaginya dengan resolusi spasial. Sedangkan sudut antara dua buah garis dapat ditentukan dengan perhitungan trigonometri maupun dengan analisis vektor.

3. Ekstraksi Ciri Tekstur

Untuk membedakan tekstur objek satu dengan objek lainnya dapat menggunakan ciri statistik orde pertama atau ciri statistik orde dua. Ciri orde pertama didasarkan pada karakteristik histogram citra. Ciri orde pertama umumnya digunakan untuk membedakan tekstur makrostruktur (perulangan pola lokal secara periodik). Ciri orde pertama antara lain: *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Sedangkan ciri orde dua didasarkan pada probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Ciri orde dua umumnya digunakan untuk membedakan tekstur mikrostruktur (pola lokal dan perulangan tidak begitu jelas). Ciri orde dua antara lain: *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, dan *Entropy*. Analisis tekstur juga dapat dilakukan dalam domain frekuensi antara lain menggunakan *filter bank gabor*.

4. Ekstraksi Ciri Warna

Untuk membedakan suatu objek dengan warna tertentu dapat menggunakan nilai *hue* yang merupakan representasi dari cahaya tampak (merah, jingga, kuning, hijau, biru, ungu). Nilai *hue* dapat dikombinasikan dengan nilai *saturation* dan *value* yang merupakan tingkat kecerahan suatu warna. Untuk mendapatkan ketiga nilai tersebut, perlu dilakukan konversi ruang warna citra yang semula RGB (Red, Green, Blue) menjadi HSV (Hue, Saturation, Value) melalui persamaan berikut:

$$R' = R/255$$

$$G' = G/255$$

$$B' = B/255$$

$$C_{max} = \max(R', G', B')$$

$$C_{min} = \min(R', G', B')$$

$$\Delta = C_{max} - C_{min}$$

Perhitungan nilai *Hue*:

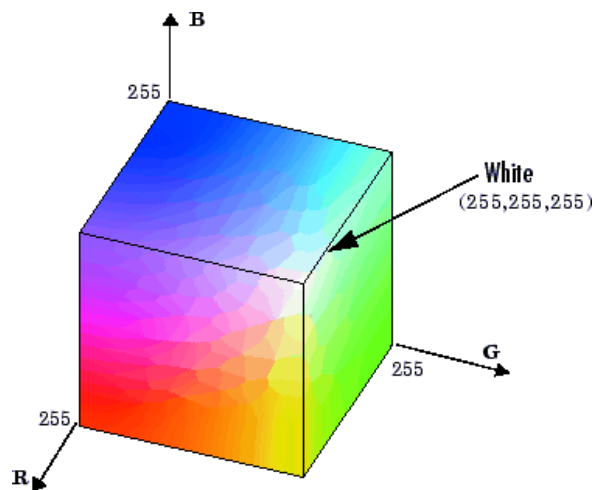
$$H = \begin{cases} 0^\circ & \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right) & , C_{max} = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right) & , C_{max} = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right) & , C_{max} = B' \end{cases}$$

Perhitungan nilai *Saturation*:

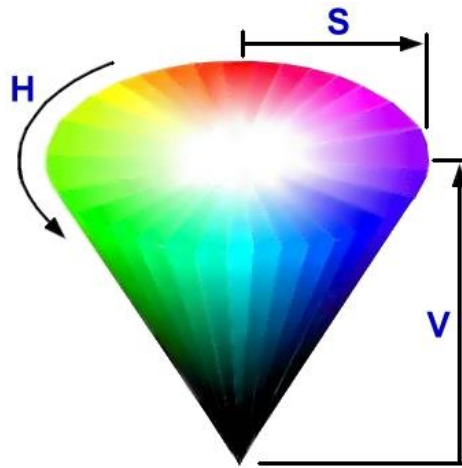
$$S = \begin{cases} 0 & , C_{max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}} & , C_{max} \neq 0 \end{cases}$$

Perhitungan nilai *Value*: $V = C_{max}$

sehingga ruang warna citra yang semula berbentuk kubus berubah bentuk menjadi kerucut



gambar 2. 10. gambar rgb colorspace

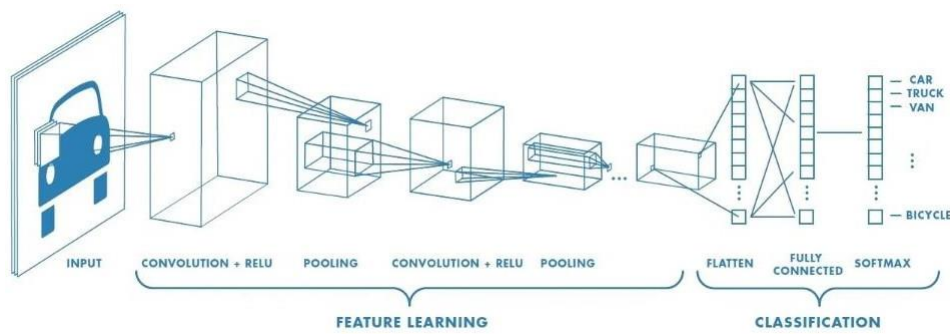


gambar 2. 11. hsv colorspace

Ekstraksi ciri citra merupakan tahapan penting dalam bidang *computer vision* (pengolahan citra dan pengenalan pola).

2.1.3. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah jaringan saraf dalam yang dirancang untuk mengolah data dua dimensi dengan kedalaman jaringan yang besar, sering digunakan untuk data gambar, analisis gambar visual, deteksi dan pengenalan objek gambar karena termasuk vektor dimensi tinggi yang berisi banyak parameter yang menjadi ciri jaringan ini (Sriyati, 2020). Sebagian besar tipe lapisan CNN terdiri dari lapisan ekstraksi pembelajaran/fitur yang terdiri dari lapisan konvolusi, aktivasi, dan koneksi, dan klasifikasi terdiri dari lapisan planar, lapisan terhubung sepenuhnya, dan lapisan keluaran dalam lapisan klasifikasi, CNN bekerja sangat baik dalam memecahkan masalah terkait *Machine Learning* dan *Deep Learning*, dalam hal ini utamanya adalah dalam aplikasi yang berkaitan dengan data citra 2 (dua) dimensi, *computer vision*, dan *natural language processing* (Wulandari, 2020). Arsitektur CNN dapat dikatakan mirip dengan model hubungan antar neuron (sel syaraf) dalam otak manusia yang terinspirasi dari VisualCortex atau bagian dari otak manusia untuk mengolah informasi berbentuk visual (Maulana, 2020).

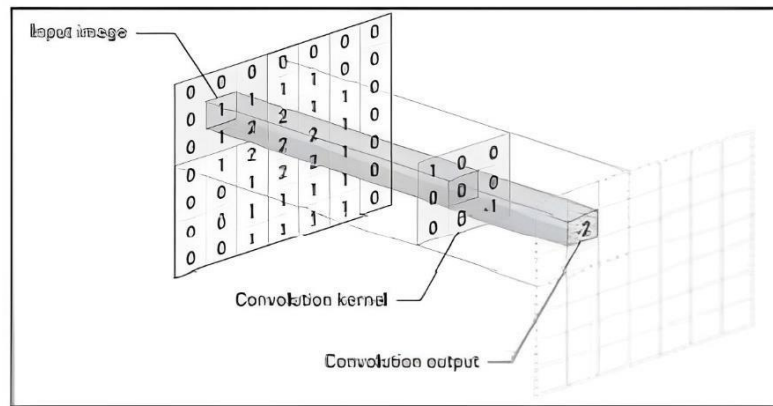


gambar 2. 12. Arsitektur CNN, sumber: (Arif Faizin et al., 2022)

Dalam Gambar 2.12 tahap pertama dari arsitektur CNN adalah tahap konvolusi, dilakukan dengan kernel ukuran tertentu, perhitungan jumlah *core* bergantung pada jumlah fungsi yang dihasilkan. Lalu masuk ke fungsi aktivasi, menggunakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectifier Linear Unit*), setelah menyelesaikan fungsi aktivasi, kemudian dilakukan proses *pooling* (Zufar, 1998). Proses ini diulangi hingga peta fitur yang memadai diperoleh guna melanjutkan ke *fully connected neural network* dan dari *fully connected network* yaitu *output class*.

1. Convolutional Layer

Convolutional layer adalah jenis lapisan yang umum digunakan untuk melakukan operasi konvolusi yang mengubah input menjadi peta fitur dengan melakukan operasi titik antara filter dan matriks input. Filter kemudian menghitung piksel pada posisi saat ini, berpindah posisi dengan geser ke arah kanan dan menghitung lagi sampai semua posisi piksel telah dihitung, dan hasil nilainya berupa kernel persegi sebagai masukan untuk tingkat berikutnya. Gambar 2.13 berikut adalah contoh proses konvolusi :



gambar 2. 13, Contoh Proses Konvolusi, sumber: (Megawati & Mulyana, 2023)

Perhitungan konvolusi dilakukan dengan persamaan berikut ini:

$$h(x) = f(x) * g(x) \quad (2.1)$$

Rumus 2. 1 Perhitungan Konvolusi

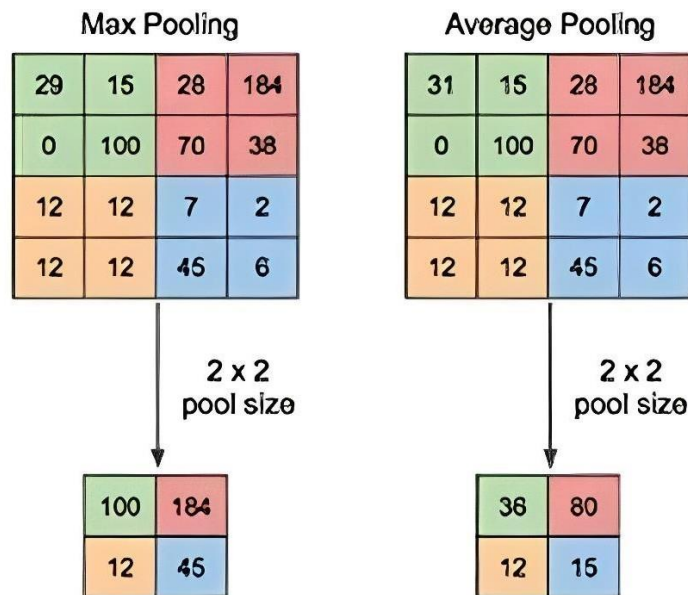
Keterangan:

$h(x)$: *weight parameter*, hasil konvolusi dari $f(x)$ dan $g(x)$ $f(x)$: citra input

$g(x)$: filter

2. Pooling Layer

Pooling layer diperlukan guna mendapatkan nilai *pooling* rata-rata dan maksimum untuk subset piksel dalam gambar (Megawati & Mulyana, 2023). *Pooling* merupakan proses melakukan penyederhanaan *output* dengan melaksanakan *down sampling non-linear* serta memangkas beberapa parameter untuk menyingkirkan tidak efektifnya suatu data. Kategori *pooling* yang selalu digunakan, ialah *average pooling* serta *max pooling*. *Max pooling* dilakukan dengan menghasilkan matriks baruyang lebih kecil dengan metode mengambil fitur terbanyak pada suatu *layer* (Zakiya et al., 2021). Dalam penerapannya, *max pooling* mengadopsi piksel terbanyak kemudian dibuat menjadi sebuah *matrix* baru, berikut ilustrasi *max pooling* serta *average pooling* :



gambar 2. 14, Ilustrasi Max Pooling dan Average Pooling,

Gambar 2.14 merupakan operasi *max pooling* pada citra berdimensi 4x4, dengan filter 2x2, serta nilai *stride* 2 di mana menunjukkan perpindahan 2 baris serta 2 kolom.

3. Normalization Layer

Dalam menangani perbedaan dalam perbandingan nilai yang sangat berbeda dalam gambar input digunakan *normalization layer*. Para ahli menyarankan berbagai jenis lapisan normalisasi. Namun demikian, sampai saat ini, lapisan normalisasi jarang digunakan dalam praktiknya, karena dampaknya kecil atau bahkan tidak ada (Megawati & Mulyana, 2023).

4. Activation Function/ ReLU Layer

Aktivasi ReLU adalah aktivitas yang mengubah nilai piksel menjadi 0 dengan tujuan meminimalkan kesalahan dan meningkatkan kualitas apabila gambar mengandung piksel dengan nilai kurang dari 0 (Megawati & Mulyana, 2023).

Berikut adalah persamaan ReLU:

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

Rumus 2. 2 Persamaan ReLU

5. Fully Connected Layer

Fully Connected Layer merupakan seluruh neuron yang diaktifkan di lapisan sebelumnya kemudian terhubung ke neuron di lapisan berikutnya. *Fully Connected Layer* dikerjakan setelah proses *convolutional layer* dan *pooling layer*. *Feature map* merupakan hasil dari proses *convolutional layer* dan *pool layer* digunakan untuk masukan pada *fully connected layer*.

6. Dropout Regularization

Dropout adalah proses untuk mempercepat proses pembelajaran dan mencegah pembelajaran yang berlebihan (*overfitting*). *Dropout* dilakukan dengan membuang neuron baik berupa *hidden* ataupun *visible layer* di dalam jaringan dengan memilih neuron secara acak. Demikian keterlibatan neuron yang dibuang untuk sementara dihentikan dan saat melakukan *backpropagation*, tidak menerapkan bobot dan jaringan baru pada neuron.

7. Flatten

Flatten layer adalah lapisan yang mengubah peta fitur multi-dimensi menjadi peta fitur satu dimensi. *Flatten layer* menghasilkan *output* berupa satu vektor panjang yang didapatkan dari *flatten layer* ini akan dipakai pada input *fully connected layer*.

8. Softmax

Pengklasifikasi *softmax* adalah bentuk lain dari algoritma regresi logistik digunakan untuk mengklasifikasikan lebih dari dua kelas. Klasifikasi standar, yang umumnya dilakukan oleh algoritma regresi logistik, adalah tugas klasifikasi biner.

2.1.4. Modul Surya

Pengertian Modul Surya Berdasarkan SNI 8395:2017 adalah beberapa sel surya yang digabungkan menjadi sebuah perangkat yang berfungsi mengubah energi matahari menjadi energi listrik. Sel surya atau Solar Cell adalah suatu perangkat atau komponen yang dapat mengubah energi cahaya matahari menjadi energi listrik dengan menggunakan prinsip efek photovoltaic, dimana suatu fenomena munculnya

tegangan listrik karena adanya hubungan atau kontak dua elektroda yang dihubungkan dengan sistem padatan atau cairan saat mendapatkan energi cahaya. Sel surya memanfaatkan efek fotovoltaiik untuk menghasilkan arus listrik secara langsung dari cahaya matahari.

Berikut adalah beberapa komponen dan konsep penting terkait dengan sel surya:

1. Efek Fotovoltaiik:

Efek fotovoltaiik adalah proses di mana cahaya matahari (foton) diserap oleh material semikonduktor dan menghasilkan pasangan elektron-holer (elektron yang bebas dan lubang kosong di grid kristal). Ini menghasilkan potensial listrik yang dapat digunakan untuk menggerakkan arus listrik.

2. Material Semikonduktor:

Material semikonduktor seperti silikon adalah bahan yang digunakan dalam sel surya. Molekul dalam material semikonduktor memiliki tingkat pengisian elektron yang tinggi, yang memungkinkan mereka untuk menanggapi cahaya matahari dengan baik.

3. Struktur Sel Surya:

Sel surya terdiri dari beberapa lapisan material semikonduktor. Biasanya, ada dua lapisan utama: lapisan n (negatif) dan lapisan p (positif). Lapisan n mengandung elektron berlebihan, sementara lapisan p memiliki lubang kosong berlebihan.

4. Proses Konversi Energi:

Ketika cahaya matahari menyentuh sel surya, energi fotovoltaiik diterima oleh material semikonduktor. Elektron di lapisan n mendapatkan energi tambahan dan bergerak ke lapisan p. Di antara lapisan n dan p, elektron mengalami tekanan listrik dan mengalir melalui sirkuit luar untuk membentuk arus listrik. Ini adalah dasar dari konversi energi matahari menjadi energi listrik.

5. Daya dan Kapasitas:

Sel surya diukur dalam kapasitas watt-peak (Wp), yang menunjukkan berapa banyak energi matahari yang dapat diubah menjadi energi listrik pada kondisi standar. Ini memberikan gambaran kinerja sel surya di bawah kondisi ideal.

6. Efisiensi Konversi:

Efisiensi konversi adalah rasio antara energi cahaya matahari yang jatuh pada sel surya dan energi listrik yang dihasilkan. Semakin tinggi efisiensi, semakin efisien sel surya dalam mengubah cahaya matahari menjadi listrik

Kerusakan pada sel surya dapat terjadi karena berbagai faktor, termasuk penuaan alami, paparan lingkungan eksternal, dan cacat produksi. Berikut adalah beberapa klasifikasi umum kerusakan pada sel surya: (M. A. Green, 2019) ,(Philipps, 2013), (Choudhary, 2013)

1. Degradasi Fotolistrik:

Ini adalah penurunan dalam kemampuan sel surya untuk menghasilkan listrik dari cahaya matahari seiring berjalannya waktu. Hal ini bisa disebabkan oleh efek korosi atau kerusakan pada lapisan semikonduktor.

2. Degradasi Termal:

Jika sel surya terpapar suhu tinggi dalam jangka waktu yang lama, itu dapat mengakibatkan penurunan kinerja dan efisiensi. Komponen internal seperti kontak dan sirkuit juga dapat mengalami degradasi karena suhu yang tinggi.

3. Cacat Material:

Ini termasuk cacat produksi atau kegagalan material yang mungkin terjadi selama pembuatan sel surya. Ini dapat mengakibatkan area sel surya yang tidak berfungsi dengan baik.

4. Korosi:

Faktor lingkungan seperti kelembaban, paparan air, atau kimia korosif dapat menyebabkan korosi pada komponen sel surya, terutama kontak logam.

5. Kerusakan Mekanis:

Sel surya dapat mengalami kerusakan fisik akibat benturan, tekanan, atau getaran. Ini dapat mengakibatkan kerusakan pada lapisan semikonduktor atau komponen lainnya. Dimana selain itu

6. Kerusakan Akibat Radiasi:




Paparan radiasi ionisasi, seperti sinar kosmik atau radiasi nuklir, dapat merusak struktur kristal dalam sel surya, mengurangi efisiensinya.


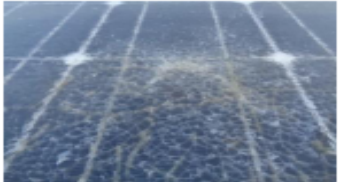

7. Efek Degradasi Lainnya:

Termasuk degradasi yang disebabkan oleh paparan unsur kimia tertentu atau material beracun yang dapat merusak komponen sel surya.

maka dibutuhkan Pemeliharaan modul surya secara berkala yaitu mingguan, bulanan dan tiap 6 bulan. Pemeliharaan pada modul surya relative sangat sedikit baik dari segi pekerjaan pemeliharaannya maupun biaya. Dibawah ini merupakan gambar pemeliharaan modul surya

Tabel 2.1. Tabel Pemeliharaan Modul Surya (sumber : (MINERAL, 2017)

No.	Jenis kegiatan	Langkah pemeliharaan	Gambar
1. Modul Surya			
1.1.	Pemeriksaan kebersihan modul surya Lihat apakah pada modul surya terdapat debu, dedaunan, sampah atau kotoran yang menutupi permukaan modul surya	<ul style="list-style-type: none"> - Bersihkan permukaan modul surya dari debu dengan kemoceng atau kain berpermukaan halus. - Jika kotoran sulit dibersihkan, gunakan sikat dan air bersih Catatan: pembersihan menggunakan air jangan dilakukan saat siang hari (matahari sedang terik) untuk menghindari <i>crack</i> pada modul surya <div style="border: 1px solid red; padding: 5px; margin-top: 10px;"> Risiko bahaya: awas tegangan tinggi, pastikan menggunakan peralatan keselamatan! </div> <div style="border: 1px solid green; padding: 5px; margin-top: 10px;"> manfaat pemeliharaan: menjaga keluaran energi dari modul surya tetap optimal </div>	 
1.2.	Pemeriksaan bayangan modul surya Lihat apakah ada bayangan yang menutupi permukaan modul surya. Bayangan dapat berasal dari tanaman atau bangunan sekitar.	Pangkas atau tebang pohon sampai tidak ada bayangan yang menutupi permukaan modul surya. <div style="border: 1px solid red; padding: 5px; margin-top: 10px;"> Risiko bahaya: perhatikan agar ranting atau batang pohon yang ditebang tidak menimpa modul surya atau pekerja. </div>	

No.	Jenis kegiatan	Langkah pemeliharaan	Gambar
1.3.	Pemeriksaan wilayah modul surya <ul style="list-style-type: none"> - Periksa apakah wilayah modul surya bersih - Periksa apakah rumput di sekitar modul surya semakin tinggi 	<ul style="list-style-type: none"> - Potong rumput yang ada di bawah dan sekitar modul surya - Bersihkan sampah yang ada di wilayah modul surya <div style="border: 1px solid red; padding: 5px; margin: 10px 0;"> Risiko bahaya: Hati-hati terhadap reptil berbisa yang mungkin ada. </div> <div style="border: 1px solid green; padding: 5px; margin: 10px 0;"> manfaat pemeliharaan: <ul style="list-style-type: none"> - Mencegah bersarangnya binatang yang dapat merusak sistem kabel PLTS - Mencegah akar tanaman yang tumbuh merusak pondasi dan sistem kabel PLTS - Mencegah hewan pemakan rumput tertarik untuk masuk ke dalam area PLTS </div>	
1.4.	Pemeriksaan kondisi modul surya <ul style="list-style-type: none"> - Periksa apakah modul surya ada yang pecah, laminasi rusak (ada gelembung udara), perubahan warna sel - Periksa apakah ada hotspot pada modul surya - Periksa kabel – kabel di bawah modul surya apakah ada yang longgar, terkelupas dan terputus - Periksa apakah semua baut pada modul surya kencang dan tidak ada yang hilang 	<ul style="list-style-type: none"> - Matikan sistem PLTS sesuai prosedur; - Ganti modul surya yang rusak. Jika belum siap diganti, biarkan dan jangan dilepas dari <i>array</i>, karena untuk mempertahankan tegangan di <i>array</i> - Kencangkan kabel – kabel yang longgar, apabila ada kabel yang terkelupas tutup dengan isolasi listrik. Periksa secara hati-hati dan perhatikan kembali seperti awal. - Kencangkan baut yang longgar, ganti baut yang hilang <div style="border: 1px solid green; padding: 5px; margin: 10px 0;"> Titik Pengaman Jaringan Jika terjadi kondisi gangguan pada saat ada cahaya matahari, matikan titik pengaman jaringan terdekat yang ada di Panel Combiner, yaitu: MCB individual <i>incoming</i> dan/atau <i>outgoing</i>. </div>	 

2.1.5. Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS)

Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) adalah pembangkit yang memanfaatkan sinar matahari sebagai sumber pembangkit listrik (PLTS Photovoltaic) ataupun energi panas (PLTS thermal) melalui proses konversi energi. Radiasi surya (solar radiation) yang merupakan sumber energi PLTS photovoltaic adalah pancaran energi dari matahari berbentuk gelombang elektromagnetik atau foton yang diterima per satuan luas permukaan dalam waktu tertentu. Dalam proses

konversi cahaya ke listrik tidak ada bagian yang bergerak secara mekanis sehingga tidak terjadi aus dan tidak memerlukan bahan bakar untuk beroperasi serta tidak menimbulkan polusi selama operasi. Photovoltaic (PV) adalah suatu sistem atau cara langsung (direct) untuk mentransfer radiasi matahari atau energi cahaya menjadi energi listrik. Sistem photovoltaic bekerja dengan prinsip efek photovoltaic. Efek photovoltaic pertama kali ditemukan oleh Henri Becquerel pada tahun 1839. Sistem PLTS berdasarkan terhubung atau tidaknya dengan jaringan utilitas (PLN) dapat dibedakan menjadi 2 macam, yaitu sistem PLTS terhubung dengan jaringan/PLTS on-grid/grid-connection PV Plant dan sistem PLTS yang tidak terhubung dengan jaringan/PLTS off-grid atau disebut juga PLTS stand alone.

PLTS merupakan salah satu pembangkit listrik yang ramah lingkungan (Katsaprakakis, 2015). Banyak Kelebihan pada Pembangkit Listrik Tenaga Surya diantaranya adalah : 1. Energi Bersih dan Ramah Lingkungan Pembangkit listrik surya tidak menghasilkan emisi gas rumah kaca atau polusi udara selama operasinya, sehingga berkontribusi pada mengurangi dampak perubahan iklim. (Chen L. e., 2015) 2. Sumber Energi Terbarukan, Matahari adalah sumber energi terbarukan yang tidak akan habis selama masa hidup Bumi. 3. Penurunan Biaya : Biaya modul surya telah menurun dalam beberapa tahun terakhir, sehingga pembangkit listrik surya semakin terjangkau. (Nemet, 2015) 4. Sistem Terdesentralisasi, Pembangkit listrik surya dapat ditempatkan di lokasi yang berbeda, termasuk di daerah terpencil atau daerah terpencil, sehingga memungkinkan distribusi energi yang lebih terdesentralisasi. (Komor, 2015).

2.2. Kajian Pustaka

Klasifikasi cacat otomatis pada modul fotovoltaik (PV) mendapat perhatian karena keterbatasan inspeksi manual/visual. Tantangannya terletak pada klasifikasi cacat pada sel surya silikon kristalin, terutama karena intensitas retak sel yang tidak homogen dan latar belakang yang kompleks dalam gambar elektroluminesensi. Studi ini bertujuan untuk mengatasi tantangan ini dan meningkatkan efisiensi sistem PV dengan secara otomatis mengklasifikasikan cacat. Untuk mengatasi tantangan ini, diusulkan sistem deteksi cacat sepenuhnya otomatis. Sistem ini menggunakan pipeline klasifikasi berbasis deep learning yang beroperasi pada gambar EL. Pipeline melibatkan pra-pemrosesan gambar untuk koreksi distorsi, segmentasi, dan koreksi

perspektif. Komponen kunci adalah jaringan saraf konvolusional (CNN) mendalam yang dirancang untuk klasifikasi cacat surya, dengan fokus pada penanganan dataset yang sangat tidak seimbang. Selain itu, dampak oversampling minoritas dan augmentasi data terhadap akurasi sistem dipelajari secara menyeluruh. Kinerja pipeline klasifikasi yang diusulkan ditunjukkan menggunakan dataset dunia nyata. Sistem berbasis deep learning terbukti efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan cacat pada sel surya secara otomatis, memberikan alternatif yang lebih efisien dan objektif dibandingkan metode klasifikasi manual. Studi ini juga menyoroti pentingnya teknik seperti oversampling minoritas dan augmentasi data dalam meningkatkan akurasi sistem, terutama ketika berurusan dengan dataset yang tidak seimbang. Hasil tersebut menegaskan potensi pendekatan otomatis ini untuk meningkatkan keandalan dan efisiensi produksi energi surya dengan mengidentifikasi dan menangani cacat dengan cepat (Bartler, Mauch, Yang, Reuter, & Stoicescu, Automated Detection of Solar Cell Defects with Deep Learning, 2018).

Pertumbuhan produksi listrik dari sistem fotovoltaik (PV) dalam beberapa dekade terakhir ini telah terhambat oleh faktor lingkungan, terutama akumulasi debu pada panel PV. Penumpukan debu ini secara signifikan mengurangi hasil energi dari sistem PV. Mendeteksi dan mengatasi debu ini sangat penting untuk menjaga produksi energi yang optimal. Untuk mengatasi masalah akumulasi debu, berbagai teknik sedang dieksplorasi. Studi ini memperkenalkan dataset baru yang berisi gambar panel surya yang bersih dan berdebu. Dataset ini kemudian digunakan untuk mengevaluasi kinerja algoritma klasifikasi state-of-the-art (SOTA) saat ini. Selain itu, studi ini mengusulkan arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) baru bernama SolNet, yang dirancang khusus untuk mendeteksi akumulasi debu pada panel surya. Keefektifan SolNet dibandingkan dengan algoritma SOTA lainnya untuk memvalidasi efisiensinya. Kinerja dan hasil dari SolNet yang diusulkan dan algoritma SOTA lainnya dibandingkan, menunjukkan bahwa SolNet mencapai tingkat akurasi lebih tinggi sebesar 98,2%. Hal ini menunjukkan bahwa SolNet sangat efektif dalam mendeteksi akumulasi debu pada panel surya. Dataset yang diperkenalkan dalam studi ini, bersama dengan model SolNet, dapat berfungsi sebagai benchmark untuk penelitian masa depan di bidang ini. Selain itu, studi ini menyarankan potensi untuk memperluas kelas dataset untuk klasifikasi multikelas dan melakukan penyesuaian hiperparameter pada model SolNet untuk peningkatan kinerja lebih lanjut. Secara

keseluruhan, temuan ini memberikan wawasan berharga dalam bidang deteksi debu pada sistem PV, menawarkan solusi yang kokoh dalam bentuk model SolNet. (Md Saif Hassan Onim, 2022)

Pengembangan teknologi Photovoltaic (PV) telah membuka jalan bagi pertumbuhan eksponensial penerapan sel surya di seluruh dunia. Namun, efisiensi energi sel surya sering dibatasi oleh cacat yang dapat mengurangi kinerja dan umur pakainya. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengidentifikasi serangkaian pendekatan deteksi cacat untuk pemeliharaan prediktif dan pemantauan kondisi modul PV. Penelitian ini menyajikan tinjauan komprehensif tentang berbagai metode analisis data untuk deteksi cacat pada sistem PV dengan granularitas kategorisasi tinggi dalam hal jenis dan pendekatan untuk setiap teknik. Pendekatan-pendekatan yang diperkenalkan dalam literatur dikategorikan menjadi Teknik Berbasis Citra (IBTs) dan Teknik Pengujian Listrik (ETTs). Jenis-jenis IBTs dikategorikan menjadi Termografi Inframerah (IRT), Citra Elektroluminesensi (EL), dan Arus Induksi Cahaya (LBIC). Di sisi lain, ETTs dikategorikan menjadi analisis karakteristik Arus-Tegangan (I-V), Pengukuran Kapasitansi Tanah (ECM), Time Domain Reflectometry (TDR), Analisis Kerugian Daya (PLA), dan Pengukuran Tegangan dan Arus (VCM). Pendekatan berbasis pemrosesan digital/sinyal dan model Pembelajaran Mesin (ML) untuk setiap metode disertakan jika relevan. penelitian ini menyoroti bahwa IBTs, seperti IRT dan citra EL, memberikan representasi visual resolusi tinggi, memungkinkan deteksi cacat struktural kecil. Sementara teknik IRT lebih praktis untuk aplikasi berkekuatan besar, citra EL bersifat non-intrusif dan efisien dalam lokalitas cacat. ETTs, di sisi lain, dapat mendeteksi kesalahan listrik di luar permukaan modul PV. Analisis memberikan wawasan tentang kesesuaian setiap metode berdasarkan persyaratan kasus penggunaan tertentu. Selain itu, tantangan dalam state-of-the-art terkait ketersediaan data, pemantauan waktu nyata, pengukuran yang akurat, efisiensi komputasi, dan distribusi dataset dibahas. Penelitian ini juga meninjau pendekatan pra-pemrosesan dan augmentasi data untuk mengatasi tantangan ini dan menyarankan orientasi masa depan potensial untuk mengatasi keterbatasan dalam sistem deteksi cacat PV. (Ula Hijjawi, 2023)

Deteksi retak pada modul fotovoltaik (PV) surya sangat penting untuk memastikan kinerja optimal dan keandalan jangka panjang dari sistem energi surya. Metode tradisional untuk deteksi retak mungkin kurang akurat dan efisien, mendorong

eksplorasi teknik yang lebih canggih. Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) muncul sebagai solusi yang menjanjikan, tetapi berbagai tantangan tetap ada, termasuk ukuran dataset yang terbatas, generalisasi di berbagai panel surya yang berbeda, interpretabilitas model CNN, dan kebutuhan deteksi secara real-time. Penelitian ini melakukan tinjauan menyeluruh dan analisis komparatif terhadap pendekatan berbasis CNN untuk deteksi retak pada modul PV surya. Ini mengeksplorasi berbagai arsitektur CNN, mencakup jaringan yang dirancang khusus dan model pra-pelatihan. Tinjauan juga menyelidiki penerapan teknik augmentasi data dan metode pembelajaran ensemble untuk meningkatkan proses deteksi retak. Metode CNN yang diidentifikasi diperiksa untuk efektivitas mereka dalam mengatasi tantangan yang disebutkan. Penelitian ini menyoroti peningkatan signifikan yang dicapai melalui pendekatan berbasis CNN dalam hal akurasi dan efisiensi dibandingkan dengan metode tradisional. Berbagai arsitektur CNN, termasuk jaringan yang dirancang khusus dan model pra-pelatihan, berkontribusi pada peningkatan deteksi retak. Selain itu, pemanfaatan teknik augmentasi data dan metode pembelajaran ensemble lebih lanjut meningkatkan kinerja keseluruhan. Meskipun ada kemajuan ini, tantangan seperti ukuran dataset yang terbatas, generalisasi, interpretabilitas, dan deteksi real-time tetap ada. Tinjauan ini tidak hanya memberikan gambaran singkat tentang kondisi saat ini dari deteksi retak berbasis CNN tetapi juga menguraikan peluang untuk penelitian masa depan, dengan menekankan perlunya dataset yang lebih besar dan beragam, interpretabilitas model yang ditingkatkan, dan kecepatan komputasi yang dioptimalkan untuk aplikasi real-time. Penelitian ini bertujuan menjadi sumber daya berharga bagi peneliti dan praktisi yang tertarik memanfaatkan CNN untuk deteksi retak pada modul PV surya (Dhimish S. H., 2023)

Tantangan dalam mendeteksi cacat pada gambar elektroluminesensi (EL) sel fotovoltaik (PV) terletak pada kesulitan mengelola fitur multiscale, di mana fitur dapat hilang seiring dengan kedalaman jaringan. Hal ini menimbulkan masalah untuk deteksi cacat yang akurat. Untuk mengatasi masalah ini, sebuah arsitektur baru yang disebut Bidirectional Attention Feature Pyramid Network (BAFPN) dikembangkan. BAFPN menggunakan pendekatan top-down dan bottom-up untuk penggabungan fitur multiscale, memungkinkan semua lapisan piramida fitur untuk berbagi fitur semantik yang serupa. Kesamaan kosinus digunakan dalam BAFPN untuk menentukan pentingnya setiap piksel dalam fitur yang digabungkan. Selain itu,

detektor objek baru bernama BAF-Detector diusulkan, menggabungkan BAFPN ke dalam jaringan proposal wilayah dalam Faster RCNN+FPN. Integrasi ini meningkatkan ketangguhan jaringan terhadap skala yang berbeda, berkontribusi pada peningkatan kinerja dalam deteksi cacat multiscale. Hasil eksperimen, dilakukan pada dataset EL berukuran besar yang terdiri dari 3629 gambar, dengan 2129 di antaranya cacat, menunjukkan efektivitas metode yang diusulkan. BAF-Detector mencapai metrik kinerja yang mengesankan dengan F-measure 98,70%, mean Average Precision (mAP) 88,07%, dan Intersection over Union (IoU) 73,29% dalam klasifikasi dan deteksi cacat multiscale pada gambar EL sel PV mentah. Hal ini menunjukkan tingkat akurasi dan kehandalan yang tinggi dalam mengidentifikasi serta lokalitas cacat pada gambar (Binyi Su, 2021)

Penelitian ini mengatasi tantangan identifikasi cacat visual pada modul fotovoltaik (PV) yang dapat menghambat kinerja, keandalan, dan umur pakai. Metode deteksi kesalahan tradisional memakan waktu, membutuhkan banyak tenaga kerja, dan memerlukan kondisi operasi khusus. Di tengah lanskap teknologi yang berkembang pesat, diperlukan teknik diagnosis kesalahan inovatif, efisien, dan otomatis untuk memastikan umur pakai yang diperpanjang untuk komponen-komponen kritis modul PV. Penelitian ini mengatasi tantangan dataset yang terbatas untuk CNN dengan menggunakan teknik augmentasi data. Ini melibatkan memperluas dataset dengan gambar yang dihasilkan dari sejumlah terbatas gambar udara yang tersedia dari modul PV. Gambar-gambar yang dihasilkan ini kemudian dimasukkan ke dalam model CNN deteksi kesalahan otomatis untuk ekstraksi fitur mendalam dan klasifikasi. Metode yang diusulkan menunjukkan peningkatan akurasi dan kinerja dalam memonitor kesehatan modul PV dibandingkan dengan solusi tradisional. Studi ini membandingkan kinerja dataset seragam dan tidak seragam, menyajikan hasil untuk berbagai model yang telah dilatih sebelumnya seperti VGG16 dan ResNet50 dibandingkan dengan solusi yang diusulkan. Akurasi klasifikasi keseluruhan model yang diusulkan ditemukan mencapai 95,07% untuk dataset seragam dan 94,14% untuk dataset tidak seragam, dicapai dengan waktu pelatihan yang lebih singkat dan jumlah epoch yang lebih kecil. Hasil tersebut menunjukkan efektivitas sistem deteksi kesalahan otomatis dalam meningkatkan keandalan dan umur pakai modul PV (Naveen Venkatesh Sridharan, 2021)

Tantangan yang diatasi dalam penelitian ini adalah keterbatasan ketersediaan sampel pelatihan yang diannotasi untuk citra Elektroluminesensi (EL) dalam pemeriksaan modul fotovoltaik (PV). Citra EL merupakan metode yang efektif untuk mengevaluasi modul PV, dan menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) untuk klasifikasi lebih nyaman daripada analisis manual. Namun, kurangnya jumlah sampel pelatihan yang diannotasi menghambat kinerja model CNN. Solusi yang diusulkan melibatkan penambahan dataset eksisting citra EL menggunakan Generative Adversarial Networks (GANs). Model GAN yang dikembangkan, disebut AC-PG GAN, dirancang khusus untuk tujuan ini. GAN bekerja untuk menghasilkan data sintetis yang dapat ditambahkan ke dataset asli, memberikan set pelatihan yang lebih besar dan lebih beragam untuk model CNN. Tiga model CNN dipilih untuk mengevaluasi efektivitas model GAN yang diusulkan. Setelah beberapa penyesuaian, model dilatih pada dataset yang ditambahkan, menghasilkan peningkatan akurasi klasifikasi. Peningkatan maksimum yang dicapai melalui pendekatan ini mencapai 14%. Hal ini menunjukkan bahwa AC-PG GAN berhasil mengatasi masalah kelangkaan data, meningkatkan kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan citra EL dari modul PV. Penambahan dataset melalui GAN terbukti menjadi teknik yang berharga untuk meningkatkan efisiensi klasifikasi berbasis CNN dalam konteks pemeriksaan modul fotovoltaik (Z Luo, 2019)

Dalam beberapa tahun terakhir, telah terjadi pertumbuhan signifikan dalam pengembangan energi terbarukan, khususnya di sektor fotovoltaik (PV). Untuk menjamin keamanan dan stabilitas produksi sistem fotovoltaik, sangat penting bagi modul fotovoltaik untuk menunjukkan tingkat keandalan yang tinggi. Mengidentifikasi cacat pada sel surya selama proses manufaktur telah menjadi isu kritis untuk pertumbuhan berkelanjutan sektor PV. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengusulkan sistem diagnosis cacat untuk sel surya permukaan menggunakan metode deep learning dalam visi komputer. Secara khusus, digunakan versi kedelapan dari algoritma You Only Look Once (YOLOv8). Metode deteksi diterapkan pada dataset gambar elektroluminesensi (EL), yang berisi dua belas jenis cacat sel PV yang berbeda dan memiliki latar belakang heterogen yang tersedia secara publik. Peneliti melatih, memvalidasi, dan menguji model YOLOv8 dan YOLOv5 menggunakan dataset ini. Penemuan penelitian mengungkapkan bahwa YOLOv8 lebih unggul dalam hal akurasi diagnosis cacat dibandingkan dengan YOLOv5.

Model YOLOv8 menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, dengan presisi rata-rata sebesar 90,5%. Selain itu, ditemukan bahwa YOLOv8 tidak hanya memberikan akurasi superior tetapi juga meningkatkan kecepatan deteksi model. Pendekatan yang diusulkan menggunakan visi komputer, khususnya algoritma YOLOv8, dianggap efektif dalam mengidentifikasi cacat sel multi-objek pada sel surya. Hal ini menyiratkan bahwa metode yang diusulkan dapat berkontribusi dalam menjamin tingkat akurasi yang tinggi dalam identifikasi cacat selama proses manufaktur modul fotovoltaik, sehingga meningkatkan keandalan sistem fotovoltaik secara keseluruhan (Drir Nadia, 2023).

Pemeriksaan modul fotovoltaik (PV) untuk cacat permukaan menggunakan citra Electroluminescence (EL) secara tradisional bergantung pada pemeriksaan visual manual oleh para ahli. Namun, proses ini melelahkan, memakan waktu, subjektif, dan memerlukan pengetahuan ahli yang mendalam. Hal ini memicu kebutuhan untuk sistem otomatis untuk mendeteksi berbagai jenis cacat dalam citra EL. Untuk mengatasi tantangan pemeriksaan manual, telah dikembangkan sistem klasifikasi hibrid dan sepenuhnya otomatis. Sistem ini memanfaatkan teknik deep learning, khususnya dengan menggunakan representasi fitur dari dua model berbeda, yaitu Inception-V3 dan ResNet50. Dengan menggabungkan fitur deep yang diekstraksi, sistem membentuk vektor fitur yang lebih diskriminatif. Vektor ini kemudian dimasukkan ke dalam lapisan klasifikasi untuk mengkategorikannya ke dalam berbagai jenis cacat. Sistem yang diusulkan dievaluasi menggunakan dataset komprehensif berisi 2.624 citra EL dari sel surya. Evaluasi kinerja sistem yang dikembangkan menunjukkan efektivitasnya. Dalam tugas klasifikasi biner (fungsional vs cacat), sistem mencapai tingkat akurasi sebesar 98,15%. Dalam tugas klasifikasi multi-kelas yang lebih kompleks (fungsional, ringan, sedang, dan berat), akurasi tetap tinggi, yaitu 95,35%. Selain itu, sistem menunjukkan kemampuan pemrosesan yang cepat, mendeteksi jenis cacat yang benar dalam kurang dari 1 detik per citra. Hal ini menunjukkan bahwa sistem otomatis secara signifikan lebih unggul daripada pemeriksaan manual dalam hal efisiensi dan akurasi dalam mendeteksi cacat pada modul PV menggunakan citra EL (Alaa S. Al-Waisy, 2022)

Sel surya merupakan teknologi yang mengubah energi cahaya matahari menjadi energi listrik. Teknologi ini sangat berpotensi diterapkan di Indonesia yang mempunyai iklim tropis, tetapi permasalahan utama dari sistem ini adalah

ketidakstabilan daya yang dihasilkan. Daya yang dihasilkan sangat bergantung pada intensitas matahari yang diterima oleh panel surya. Intensitas radiasi matahari yang diterima oleh panel surya dapat dimaksimalkan dengan cara memasang panel surya, dengan sudut kemiringan atau slope dan sudut azimuth yang tepat. penelitian ini membahas mengenai pengaruh sudut kemiringan dan sudut azimuth panel surya terhadap radiasi rata – rata matahari yang diterima oleh panel surya tipe larik (array) tetap, dihitung dengan menggunakan software MATLAB 2008. Radiasi rata – rata matahari yang diterima oleh panel surya untuk pemasangan di kota Semarang dapat maksimal, saat panel surya diletakkan pada sudut azimuth 180o menghadap ke arah utara, dengan sudut kemiringan yang besarnya bervariasi untuk pemasangan setiap bulannya. Sudut kemiringan panel yang tepat untuk musim hujan adalah 1° sedangkan untuk musim kemarau adalah 24° . Sudut kemiringan untuk panel surya tipe larik tetap di kota Semarang sebesar 9° , dengan radiasi rata - rata yang dapat diterima panel surya saat kemiringan tersebut adalah 13,8958 MJ/m² hari (Pangestuningtyas D.L*), 2013)

2.3. Penelitian Terkait

Tabel 2.2 Penelitian yang relevan

No	Title	Journal	Author	Pages/Vol/Article	Problem	Method	Result	Year
1	A machine learning framework to identify the hotspot in photovoltaic module using infrared thermography	Solar Energy	Muhammad Umair Ali, Hafiz Farhaj Khan, Manzoor Masud, Karam Dad Kailu, Ahmad Zafar	643-651	Paper ini mengatasi tantangan dalam mendeteksi dan mengklasifikasi hotspot pada panel fotovoltaik (PV) menggunakan termografi inframerah. Hotspot dapat menunjukkan potensi masalah atau kerusakan pada panel, dan deteksi dini sangat penting untuk menjaga efisiensi dan kesehatan sistem pembangkit listrik tenaga surya.	Solusi yang diusulkan adalah model Support Vector Machine (SVM) berbasis fitur hibrida. Para penulis menggunakan termografi inframerah untuk mengambil gambar termal dari panel PV. Vektor fitur hibrida baru dibuat melalui pendekatan fusi data, menggabungkan fitur RGB, tekstur, Histogram of Oriented Gradient (HOG), dan Local Binary Pattern (LBP). Algoritma pembelajaran mesin SVM kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan gambar termal ke dalam tiga kelas: panel sehat, hotspot non-faulty, dan panel faulty.	Para penulis membandingkan model yang diusulkan dengan berbagai algoritma pembelajaran mesin dan dataset untuk menunjukkan keunggulannya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa fitur hibrida yang dikombinasikan dengan SVM mencapai akurasi tinggi, dengan akurasi pelatihan sebesar 96,8% dan akurasi pengujian sebesar 92%. Selain itu, pendekatan yang diusulkan menunjukkan kompleksitas komputasional yang lebih rendah dan kebutuhan ruang penyimpanan yang lebih kecil dibandingkan dengan algoritma pembelajaran mesin lainnya. Kesimpulannya adalah bahwa model SVM berbasis fitur hibrida tidak hanya efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasi hotspot, tetapi juga praktis untuk pemantauan efisien dan diagnosis kesalahan pada panel PV.	2020
2	CNN based automatic detection of photovoltaic cell defects in electroluminescence images	Energy	M. Waqar Akram, Guiqiang Li, Yi Jin, Xiao Chen, Changan Zhu, Xudong Zhao, Abdul Khaliq, M. Faheem, Ashfaq Ahmad	Vol. 189	Penerapan inspeksi manual/visual yang terbatas di bidang fotovoltaik (PV), bersamaan dengan peningkatan jumlah produksi modul PV, menunjukkan perlunya deteksi otomatis. Studi ini berfokus pada mendeteksi cacat pada modul PV menggunakan gambar elektroluminesensi (EL).	Studi ini memperkenalkan pendekatan baru dengan menggunakan arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) cahaya untuk mengenali cacat dalam gambar EL. Arsitektur ini mencapai hasil terbaik, dengan akurasi 93,02% pada dataset sel surya gambar EL. Metode ini memerlukan daya komputasi dan waktu yang lebih sedikit, cocok untuk digunakan pada komputer CPU biasa dengan kecepatan pemrosesan real-time. Pendekatan ini hanya memerlukan 8,07 midetik untuk memprediksi cacat pada satu gambar. Penelitian ini melakukan eksperimen yang luas pada berbagai arsitektur untuk mengusulkan arsitektur cahaya yang optimal. Selain itu, operasi augmentasi data dievaluasi untuk mengatasi kelangkaan data. Untuk mengatasi overfitting, studi ini menerapkan strategi yang efektif untuk generalisasi model.	Kerangka kerja yang diusulkan menunjukkan efektivitasnya melalui aplikasi eksperimen di laboratorium. Ini terbukti mampu mendeteksi cacat secara otomatis baik di laboratorium maupun di industri. Dampak dari setiap strategi yang digunakan dalam model dibahas, menekankan kemampuannya untuk umum dan berkinerja baik dalam skenario dunia nyata. Studi ini juga menangkap tinjauan pola retak dan cacat yang terlihat dalam gambar EL, memberikan wawasan yang dapat membantu dalam memberi label yang sesuai pada gambar baru untuk memprediksi jenis cacat tertentu ketika dataset besar tersedia. Secara keseluruhan, pendekatan yang dikembangkan menunjukkan hasil yang menjanjikan dan aplikabilitasnya praktis untuk deteksi cacat otomatis di bidang PV.	2019
3	A Machine-Learning-Based Robust Classification Method for PV Panel Faults	Sensors	Sufyan Ali Memon, Oaier Javed, Wan Gu Kim, Zahid Mahmood, Uzair Khan, and Mohsin Shahzad	8515	Penerimaan energi terbarukan, khususnya energi surya melalui sel fotovoltaik (PV), telah tumbuh signifikan karena efisiensi dan manfaat ekonomisnya. Namun, sumber-sumber ini memiliki kekurangan, termasuk pasokan energi yang terbatas, ketergantungan pada kondisi cuaca, dan rentan terhadap berbagai jenis kesalahan yang menyebabkan kehilangan daya tinggi. Mengidentifikasi kesalahan dalam sistem PV terhubung ke jaringan besar lebih sulit dibandingkan dengan pembangkit lokal PV yang lebih kecil.	Untuk mengatasi masalah deteksi kesalahan pada panel PV, makalah ini mengusulkan model cerdas yang menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) yang dilatih pada data historis. Dataset yang digunakan untuk pelatihan CNN diproses sebelum dimasukkan ke dalam CNN dan mencakup berbagai parameter seperti arus, tegangan, suhu, dan irradianse, yang dikategorikan ke dalam lima kelas yang berbeda yang mewakili skenario kesalahan yang berbeda. CNN digunakan untuk mempelajari pola dari data dan mengklasifikasi kesalahan dalam panel PV.	Hasil simulasi menunjukkan efektivitas model CNN yang diusulkan. Model ini mencapai akurasi pelatihan yang tinggi sebesar 97,64% dan akurasi pengujian sebesar 95,20%. Hasil ini melebihi kinerja penelitian sebelumnya yang dilakukan pada dataset yang sama. Tingkat akurasi yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi kesalahan pada panel PV, menjadikannya solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan keandalan dan kinerja sistem PV terhubung ke jaringan.	2022
4	Dual spin max pooling convolutional neural network for solar cell crack detection	Scientific Reports	Sharmake Hassan & Mahmoud Himdih	11099	Paper ini mengatasi tantangan dalam mendeteksi dan menilai berbagai jenis cacat pada sel surya dalam unit perakitan fotovoltaik (PV). Secara khusus, fokusnya adalah mengidentifikasi retak, mikroretak, Degradasi yang Dicitukan Potensial (PID), dan area teduh pada sel surya. Cacat-cacat ini dapat membahayakan efisiensi dan kinerja sel PV, dan mendeteksinya secara akurat sangat penting untuk menjaga kualitas keseluruhan unit perakitan PV.	Solusi yang diusulkan melibatkan pengembangan sistem deteksi retak sel surya yang menggunakan ermpat arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang berbeda. CNN ini dilatih untuk menganalisis gambar elektroluminesensi (EL) sel surya, dengan tujuan menentukan status penerimaan atau penolakan suatu sel berdasarkan keberadaan dan ukuran cacat. Sistem ini menggunakan variasi dalam arsitektur CNN, masing-masing dengan tingkat akurasi validasi yang berbeda, untuk meningkatkan keandalan deteksi cacat. Proses pengujian melibatkan penerapan sistem pada berbagai sel surya. Proses validasi termasuk pengujian termal dengan kasus dunia nyata, seperti area teduh dan mikroretak. Sistem yang diusulkan dievaluasi untuk akurasinya, khususnya dalam mengidentifikasi cacat, dan kinerjanya secara keseluruhan dalam memprediksi status penerimaan atau penolakan sel surya. Studi ini bertujuan untuk menunjukkan efektivitas model CNN dalam melampaui metode sebelumnya dan menetapkan dampak potensialnya pada peningkatan efisiensi unit perakitan PV.	Hasilnya menunjukkan bahwa sistem deteksi retak sel surya yang diusulkan mencapai tingkat akurasi tinggi, dengan tingkat penerimaan hingga 96,5% untuk sel surya yang diuji. Kinerja sistem divalidasi melalui pengujian termal dengan kasus dunia nyata, memamerkan kemampuannya untuk secara akurat memprediksi cacat seperti area teduh dan mikroretak. Studi ini menyarankan bahwa model CNN yang diusulkan melampaui kemampuan studi sebelumnya, menjadikannya alat berharga untuk mengevaluasi kondisi sel PV. Secara keseluruhan, temuan paper ini menyiratkan bahwa sistem yang diimplementasikan memiliki dampak signifikan bagi industri PV. Dengan mengurangi jumlah sel yang cacat melalui deteksi cacat yang akurat, sistem ini berpotensi meningkatkan efisiensi keseluruhan unit perakitan PV, berkontribusi pada peningkatan teknologi sel surya secara keseluruhan.	2023
5	An efficient and portable solar cell defect detector system	Neural Computing and Applications	Mohamed A. El-Rashidy	18497-18509	Pengembangan terus-menerus Industri sistem fotovoltaik (PV) di seluruh dunia mendorong peningkatan tingginya permintaan energi. Namun, ketergantungan pada bahan bakar fosil sebagai sumber energi utama menimbulkan tantangan karena ketersediaannya yang terbatas dan biaya yang tinggi. Salah satu isu utama yang memengaruhi efisiensi sistem PV adalah adanya cacat pada sel surya. Cacat-cacat ini dapat menyebabkan gangguan atau putusnya arus listrik yang dihasilkan, mempengaruhi kinerja keseluruhan sistem.	Sebagai respons terhadap masalah cacat sel surya, studi ini mengusulkan sistem baru untuk mendeteksi cacat-cacat tersebut. Sistem ini dirancang agar kompatibel dengan perangkat portabel yang memiliki daya komputasi rendah. Pendekatan ini mengintegrasikan tiga algoritma kunci: K-means, MobileNetV2, dan linear discriminant. Algoritma-algoritma ini bekerja sama untuk mengelompokkan gambar sel surya dan membangun model deteksi untuk mengidentifikasi cacat. Pendekatan ini mengekstrak fitur-fitur yang membedakan antara kelompok sel surya yang cacat dan tidak cacat. Secara khusus, sistem ini mengatasi tantangan untuk membedakan antara bentuk sel yang berbeda.	Untuk mengevaluasi keefektifan sistem yang diusulkan, para peneliti menggunakan dataset benchmark gambar elektroluminesensi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem yang diusulkan mencapai akurasi tertinggi dengan tingkat yang signifikan dibandingkan dengan studi-studi terkini. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan sistem, yang menggabungkan algoritma K-means, MobileNetV2, dan linear discriminant, berhasil dalam mendeteksi dan membedakan antara sel surya yang cacat dan tidak cacat secara akurat, menunjukkan potensinya untuk meningkatkan efisiensi dan keandalan sistem PV.	2022

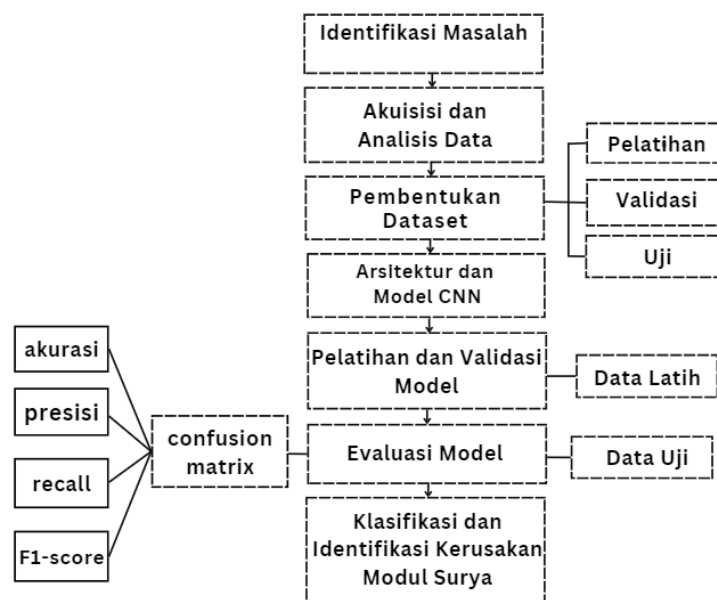
No	Title	Journal	Author	Page/Volume/Issue	Problematika	Metode	Penyaji	Year
6	Defect cell surface defect inspection based on multi-spectral convolutional neural network	Journal of Intelligent Manufacturing	Huiyong Chen, Yuesi Pang, Cui Hu & Kun Liu	455-465	Proses manufaktur sel surya menghasilkan tantangan dalam mendeteksi cacat yang rumit dan tidak dapat ditentukan pada permukaan sel, terutama ketika berurusan dengan tingkat heterogenitas dari latar belakang kompleks. Metode tradisional berbasis gradien tidak dapat mengatasi masalah ini, yang memakan banyak tenaga kerja dan kurang stabil secara efektif. Kelemahan untuk menggunakan sejumlah besar jaringan untuk inspeksi manual menghambat efisiensi dan akurasi deteksi.	Untuk mengatasi masalah ini, makalah ini menggunakan metode deteksi cacat visual dengan menggunakan jaringan Saraf Koneksional (CNN) mendalam multi-spektral. Pendekatan ini melibatkan dua langkah utama: Pemilihan Model CNN: Membangun model CNN dan mengevaluasi pengaruh kedalaman dan ukuran kernel terhadap hasil pengamatan. Menyusunkan kedalaman dan lebar model untuk mengoptimalkan struktur yang deteksi cacat yang efektif. Konstruksi CNN Multi-spektral: Mengambil dua fitur spektrum cahaya dari gambar warna sel surya untuk mengidentifikasi karakteristik yang dapat dibedakan dari berbagai cacat dalam berbagai pola spektrum. Membangun model CNN multi-spektral untuk meningkatkan kemampuan pemisahan antara fitur latar belakang, tekstur kompleks dari fitur cacat.	Hasil eksperimen dan validasi silang K-fold menunjukkan efektivitas model CNN multi-spektral yang diusulkan. Ternaam kernel multi-spektral Model CNN multi-spektral mencapai akurasi tinggi sebesar 94,00% dalam mendeteksi cacat pada permukaan sel surya. Model ini menunjukkan adaptabilitas yang lebih besar dan unggul dibandingkan metode tradisional. Implementasi algoritma seperti ini dalam proses manufaktur dapat secara signifikan meningkatkan efisiensi, menghasilkan proses manufaktur sel surya yang lebih standar.	2018
7	A CNN-Architecture-Based Photovoltaic Cell Fault Classification Method Using Thermographic Images	Energy	Chihui Du, Tao Liu, Tao Wang, Hai Zhang, and Stefano Serra	3749	Defect-free photovoltaic (PV) merupakan peran penting dalam pemrosesan listrik tenaga surya, dan setiap kesalahan dalam sel-sel ini dapat berdampak signifikan pada efisiensi dan keamanan seluruh pemrosesan listrik. Mendeteksi dan mengklasifikasi kesalahan pada fase manufaktur dan layanan sangat penting untuk menjaga kinerja optimal. Namun, kesalahan deteksi asli merupakan tantangan untuk deteksi dan klasifikasi kesalahan yang akurat.	Untuk mengatasi masalah kelangkaan, metode berbasis arsitektur konvolusional neural network (CNN) diusulkan untuk klasifikasi kesalahan sel fotovoltaik. Metode ini menggunakan dataset gambar informasi untuk pelatihan. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi jaringan, metode augmentasi data offline digunakan. Ini melibatkan menambahkan gangguan variabel melalui berbagai transformasi dataset asli. Model CNN kemudian dilatih pada dataset yang telah diaugmentasi untuk meningkatkan kemampuan deteksi kesalahan.	Efektivitas model yang diusulkan dievaluasi melalui eksperimen, dibandingkan dengan target model pemrosesan tradisional lainnya, yaitu AlexNet, VGG-19, ResNet-18, dan model yang sudah ada. Akurasi klasifikasi kesalahan dari model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini mencapai 97,45%. Akurasi ini melampaui model lainnya, menunjukkan kinerja yang lebih unggul. Selain itu, model CNN yang diusulkan menunjukkan peningkatan yang lebih cepat dan kapasitas produksi yang lebih tinggi, mengindikasikan pilihan yang lebih efisien. Secara keseluruhan, metode ini berhasil dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi kesalahan sel fotovoltaik, menunjukkan potensi aplikasi yang tinggi untuk identifikasi dan klasifikasi kesalahan sistem dalam pemrosesan listrik tenaga surya.	2020
8	Automatic classification of defective photovoltaic module cells in ultrafast fluorescence images	Solar Energy	Stefan Deltsch, Vincent Christlein, Stephan Burger, Claudia Buchner-Lutz, Andreas Müller, Florian Gellert, Christian Röss	455-465	Pemeriksaan modul fotovoltaik (PV) menggunakan citra ultrafast fluorescence (UL) sangat bermanfaat karena memiliki resolusi spasial tinggi, memungkinkan deteksi cacat bahkan pada permukaan modul yang sangat kecil. Namun, analisis manual citra UL memerlukan sumber daya yang besar, memakan waktu, dan memerlukan keahlian dalam mengidentifikasi berbagai jenis cacat.	Pertelitian ini berfokus pada pengembangan dan pemrosesan otomatis untuk mendeteksi cacat dalam citra gambar sel PV. Pendekatan pertama melibatkan secara otomatis kelas, menggunakan fitur lokasi target yang diidentifikasi oleh Modul Bukti Vektor (DVM). Berbagai varian pemrosesan selektif untuk meningkatkan kinerjanya. Pendekatan kedua lebih menantang: perangkat keras, menggunakan jaringan Saraf Koneksional (CNN) terdistribusi yang berfokus pada Unit Pemrosesan Saraf (SPL). Kedua metode dilatih pada 1500 sel dari gambar intensitas UL beresolusi tinggi dari modul PV mereketera dan polikristalin.	Pendekatan berbasis CNN terbukti lebih akurat, mencapai akurasi rata-rata sebesar 88,42%. Di sisi lain, pendekatan berbasis DVM, meskipun sedikit kurang akurat dengan akurasi rata-rata sebesar 82,44%, lebih efektif secara komputasi karena dapat berjalan pada sistem standar. Kedua metode otomatis menunjukkan potensi untuk pemeriksaan yang terotomatisasi dan sangat akurat dari sel PV, mengatasi tantangan yang terkait dengan pemeriksaan manual, dan menawarkan solusi yang dapat diandalkan untuk deteksi cacat di industri fotovoltaik.	2019
9	Automatic detection of visual faults in photovoltaic modules using deep transferable learning network	Energy Reports	G. Navaneetha, Jayashankar, A.M. Murali, Sakshi, G.M. Kamalakar, V. Agnathi, V. Sugumaran	14002-14025	Studi ini bertujuan untuk mendeteksi secara otomatis cacat visual pada modul fotovoltaik (FVM), termasuk masalah seperti patah kaca, busbar rusak, jelek sel, dan perubahan warna, serta dalam skala. Cacat-cacat ini dapat mengganggu kinerja dan keandalan panel surya. Proses deteksi dilakukan menggunakan gambar yang diambil oleh kamera RGB yang digunakan pada pesawat tanpa awak (UAV), menghasilkan perkiraan sistem deteksi cacat yang handal dan efisien untuk panel surya.	Studi yang diusulkan melibatkan model jaringan saraf tiruan (CNN) berbasis transferable. Alur kerja melibatkan langkah pra-pemrosesan di mana gambar RGB diproses untuk menghasilkan fitur domain spasial dan frekuensi. Fitur-fitur ini menggunakan teknik seperti transformasi gelombang (GWT), analisis tekstur, metode ke-tajukan level abu-abu (GLCM), transformasi Fourier cepat (FFT), dan metode perbandingan level abu-abu (GLDM). Gambar yang telah diproses kemudian dimasukkan ke dalam model CNN berbasis transferable untuk deteksi cacat. Transferable meningkatkan kemampuan pemrosesan mendalam dengan menggunakan klasifikasi fitur awal.	Kinerja model diusulkan dievaluasi menggunakan metrik kunci seperti akurasi klasifikasi, kurva receiver operating characteristic (ROC), dan metrik kemampuan. Hasilnya menunjukkan ketepatan model CNN berbasis transferable, terutama ketika dikombinasikan dengan klasifikasi fitur awal. Model mencapai akurasi klasifikasi yang meningkat sebesar 99,68% untuk mendeteksi cacat visual pada modul PV. Akurasi tinggi ini menunjukkan kehandalan model dalam mengidentifikasi berbagai jenis cacat. Studi ini juga menunjukkan keunggulan pendekatan yang diusulkan dengan membandingkan hasilnya dengan metode klasifikasi lain yang diterapkan dalam literatur. Selain itu, disebutkan bahwa model ini kompatibel dengan sistem manajemen pemrosesan transferable UAV komersial, meningkatkan kepraktisan model untuk deteksi cacat di lapangan.	2022
10	Solar panel hotspot localization and fault classification using deep learning approach	Procedia Computer Science	Shujia P. Pailik, Dr. Suresh P. Pailik, Shalini Patel	696-705	Berdasarkan ukuran dan kompleksitas pemrosesan listrik tenaga surya fotovoltaik, masalah sistem pemrosesan energi yang sangat penting untuk memastikan keandalannya. Mendeteksi kesalahan pada panel fotovoltaik merupakan tantangan untuk menjaga kinerja optimal. Dalam konteks ini, makalah ini membahas kebutuhan akan metode baru untuk mendeteksi kesalahan pada panel surya menggunakan gambar termal yang diambil oleh kamera termografi.	Metode yang diusulkan menggunakan dua model jaringan saraf konvolusional (CNN) canggih. Model pertama dirancang untuk mengklasifikasi jenis kesalahan yang mengganggu panel, sementara model kedua fokus pada mengidentifikasi wilayah yang menarik (ROI) dalam panel yang bermasalah. Pendekatan ini menggunakan gambar termal untuk pemrosesan, dengan model pertama mengklasifikasi jenis kesalahan dan model kedua melakukan area spesifik dari kesalahan. Untuk klasifikasi kesalahan, F1 score dipilih sebagai metrik untuk mengevaluasi kinerja berbagai model klasifikasi. Makalah ini menunjukkan bahwa model transfer learning ResNet-50 mencapai F1 score tertinggi sebesar 85,57%, menunjukkan ketepatan klasifikasi dalam mengklasifikasi jenis kesalahan. Untuk deteksi objek, Mean Average Precision (MAP) digunakan sebagai metrik evaluasi, dan makalah ini menunjukkan bahwa model Faster R-CNN mencapai skor MAP tertinggi sebesar 67%. Ini menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi dengan akurat wilayah yang menarik pada panel yang bermasalah. Tujuan utama dari metode ini adalah memfasilitasi identifikasi dini dan lokalisasi kesalahan pada panel surya, secara signifikan meningkatkan	Model transfer learning ResNet-50 mencapai F1 score yang mengesankan sebesar 85,57% untuk klasifikasi kesalahan. Selain itu, model Faster R-CNN menunjukkan kinerja yang baik dalam deteksi objek, mencapai skor Mean Average Precision (MAP) tertinggi sebesar 67%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan yang diusulkan efektif dalam deteksi dan lokalisasi kesalahan pada panel surya secara dini, memberikan kontribusi berharga untuk keandalan dan pemeliharaan pemrosesan listrik tenaga surya fotovoltaik.	2022

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 3.1 memperlihatkan diagram tahapan penelitian yang dijadikan dasar pelaksanaan penelitian sesuai dengan rumusan dan tujuan penelitian yang telah dirumuskan di dalam BAB I. Diawali oleh pengamatan yang dilakukan pada laboratorium PLTS yang ada di Institut Teknologi PLN. pengamatan yang dilakukan adalah tentang kerusakan pada modul surya, yang dilanjutkan dengan akuisisi dan analisis dataset dimana data dataset didapatkan dari website Kaggle (www.kaggle.com) yang berjumlah 559 data yang berformat .jpg. dikumpulkan dan disiapkan sehingga sesuai dengan kebutuhan dataset. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 yaitu data latih untuk kebutuhan pelatihan model, data validasi untuk proses validasi dan penyetelan model, data uji untuk evaluasi model yang akan menghitung confusion matrix guna mencari nilai akurasi, presisi, recall, dan hasil F1-score.



gambar 3. 1. Tahapan Penelitian

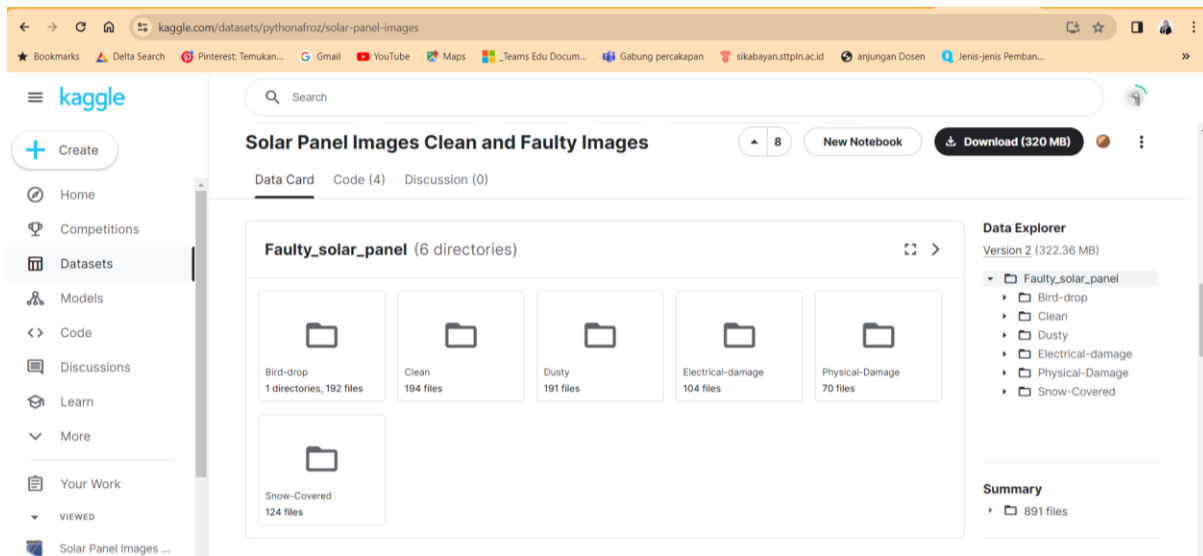
3.2 Identifikasi Masalah

Institut Teknologi PLN memiliki laboratorium Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) yang memiliki kapasitas 12.4 kWp, yang dalam sehari energi yang dihasilkan sekitar

40 - 60 kWh. Dengan perhitungan 1 modul photovoltaic sebesar 260 WP dengan jumlah modul sebanyak 60. Dari 60 modul 12 unit dilepas menjadi 48 unit dikalikan dengan 260 WP sebesar 12.4 kWp. jenis modul surya yang digunakan adalah polychristalyn dengan Umur dari modul surya kisaran 20 tahun. Dengan batasan usia dari modul surya dan berbagai faktor yang mempengaruhi kondisi modul surya maka perlu dilakukan pemeliharaan rutin agar dapat terus beroperasi secara optimal. pemeliharaan modul surya di Laboratorium PLTS IT PLN dilakukan secara rutin seminggu sekali dengan cara dibersihkan permukaannya, diperiksa koneksi listrik modul surya, pemeliharaan bulanan untuk menjaga modul surya agar langsung terkena cahaya tanpa ada gangguan misalkan pohon dan lain-lain, dan memeriksa sistem monitoring modul surya. Untuk memudahkan dalam pemeliharaan modul surya perlu dibuatkan sistem untuk deteksi, klasifikasi dan identifikasi kerusakan modul surya yang sering terjadi, diantaranya karena faktor lingkungan, kerusan produksi, korosi dan penuaan alami. Oleh itu dalam penelitian ini akan di kategorikan kondisi modul surya dalam 4 kategori yaitu *Clean*, *dusty* , *electrical damage*, *Physical damage*.

3.3. Akuisisi dan Analisis Data




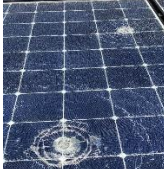
Dalam mengumpulkan dataset kerusakan pada modul surya diperoleh dari website yaitu www.kaggle.com , dengan dataset yang digunakan yaitu berupa citra atau gambar dari solar panel dalam bentuk gambar format .png atau .jpg. kerusakan pada modul surya diklasifikasikan menjadi 4 kelas yaitu *Clean*, *dusty* , *electrical damage*, *Physical damage*.



gambar 3. 2. dataset Faulty solar panel, sumber : kaggle 2023

Data pada Gambar 3.2 merupakan dataset yang diambil dari website Kaggle dimana dataset dibagi menjadi 6 kelas, yaitu kelas *bird-drop* yang berisi kumpulan data gambar modul surya yang terdapat kotoran burung diatas permukaannya sejumlah 192 file gambar, kelas *clean* yang berisi kumpulan modul surya yang bersih sejumlah 194 file gambar, kelas *dusty* yang berisikan kumpulan data gambar debu pada permukaan modul surya sejumlah 191 file gambar, kemudian kelas *electrical damage* yang berisikan kumpulan data gambar modul surya ketika bagian tertentu dari sel surya menjadi lebih panas daripada yang lain, biasanya disebabkan oleh bayangan atau cacat dalam sel, Ini dapat menyebabkan kerusakan permanen pada sel surya sejumlah 104 file. Selanjutnya kelas *physical damage* yang berisikan kumpulan data gambar yang terkena Guncangan, getaran, atau benturan fisik pada sel surya dapat merusak sel surya atau koneksi antara sel, yang dapat mengurangi produksi daya sejumlah 70 file gambar dan terdapat juga kelas snow Covered berisi kumpulan modul surya yang tertutup oleh salju sejumlah 124 file gambar. Dari gambar diatas maka penelitian akan dibatasi menjadi 4 kategori yaitu modul surya yang *Clean*, *dusty*, *electrical damage*, *Physical damage*.

Tabel 3. 1. Jumlah Dataset Citra Kerusakan Modul Surya

Klasifikasi Citra kerusakan modul surya	Jumlah Citra	Citra / gambar
<i>Clean</i>	194	
<i>Dusty</i>	191	
<i>electrical damage</i>	104	
<i>Physical damage</i>	70	

Tabel 3.1 diatas menjelaskan bahwa klasifikasi pada citra kerusakan modul surya yang didapat berjumlah 194 citra untuk kelas *clean*, 191 citra untuk data pada kelas *dusty*, 104 citra untuk data pada kelas *electrical damage*, 70 citra untuk data pada kelas *physical damage*. Kemudian dilakukan perubahan ukuran gambar pada dataset disama ratakan, sehingga gambar yang tadinya memiliki ukuran yang lebih besar ataupun kecil dapat menjadi satu ukuran yang sama yaitu 300x300. Dikarenakan data gambar dari dataset kerusakan modul surya memiliki beragam orientasi dan ukuran gambar yang terlalu besar atau kecil sehingga diperlukan pemrosesan pada dataset supaya data memiliki ukuran yang sama. Selanjutnya pemrosesan dataset dinormalisasi, dan di augmentasi dengan menentukan rotasi acak, rentang pergeseran horizontal acak dari lebar gambar, rentang pergeseran vertikal acak dari tinggi gambar, rentang pereganggan acak dengan sudut acak yang akan ditentukan. rentang persebaran gambar acak diperbesar, dan pemutaran gambar secara horizontal) sehingga dari pemrosesan dataset tersebut dapat mempercepat proses pelatihan.

3.4. Pembentukan Dataset

Total keseluruhan dataset adalah sebanyak 559 data gambar. data latih diberikan komposisi yang lebih besar untuk pembelajaran agar model semakin banyak memiliki pembelajaran. Dataset dibagi ke dalam tiga jenis, yaitu 80% sejumlah 447 data latih yang berguna melatih model, 10% sejumlah 55 data validasi yang berguna untuk menghasilkan loss function dari proses latihan, dan 10% sejumlah 55 data pengujian model sebagai penggunaan model pada dunia nyata yang mana data uji tidak diperlihatkan oleh model yang dilatih sebelumnya.

3.5. Arsitektur dan Model CNN (Convolutional Neural Network)

Proses pemodelan dilakukan dalam beberapa kali percobaan dengan ukuran *batch size* yang berbeda sehingga diperoleh model klasifikasi jenis kerusakan modul surya dengan hasil akurasi terbaik. Dengan arsitektur dari pretrained model menggunakan inceptionV3, untuk menyesuaikan dengan dataset, convolutional layer dengan 64 filter, ukuran kernel 3x3, dan activation function ReLu. convolutional layer dengan 32 filter, ukuran kernel 3x3, dan activation function ReLu. Dengan pooling layer menggunakan global average. fully connected layer atau dense layer dengan 4 neuron (sesuai jumlah kelas) dan activation functionnya menggunakan softmax dan untuk loss functionnya menggunakan categorical crossentropy. optimizationnya menggunakan adam untuk memperbaharui bobot secara berulang yang didasarkan pada proses pelatihan dan penggunaan learning rate.

3.6. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan confusion matrix guna mencari nilai akurasi, presisi, recall, dan hasil F1-score. Hasilnya akan digunakan sebagai landasan pertimbangan perlu tidaknya dilakukan pelatihan ulang pada model. Akurasi menentukan seberapa baik model mampu melakukan prediksi jenis kerusakan modul surya dengan benar. Presisi adalah akurasi atau kecocokan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model yang sudah disusun oleh arsitektur CNN. Recall adalah kesuksesan model yang dibuat oleh arsitektur CNN dalam mendapatkan kembali sebuah data. Sedangkan F1 score

adalah perbandingan rerata presisi dan recall yang dibobotkan. Pada percobaan model inceptionV3 digunakan sebanyak 559 dataset.

3.7. Klasifikasi dan Identifikasi kerusakan Modul Surya

Pada tahapan terakhir dibangun sebuah prototype perangkat lunak aplikasi yang dapat mengklasifikasikan jenis kerusakan yang dilihat dari bentuk, ukuran serta pelebaran kerusakan pada modul surya sehingga dapat teridentifikasi tingkat kerusakan dan penanganannya.

3.8. Rencana Penelitian

Untuk mencapai target penelitian, maka penulis menyusun rencana Penelitian berupa jadwal kegiatan yang berguna untuk memastikan agar capaian yang ditetapkan dapat dipenuhi sesuai waktu yang telah ditetapkan termasuk target luaran berupa 2 (dua) buah publikasi.

Tabel 3. 2. Jadwal Penelitian

KEGIATAN	2023		2024												2025			Uraian
	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	
Bimbingan																		Penyusunan Proposal Kualifikasi
Ujian Kualifikasi																		Penajaman Proposal
Evaluasi Progres 1																		Preprocessing Data, Clusterisasi
Luaran 1																		Luaran 1 : Publikasi /Jurnal
Evaluasi Progres 2																		Penetapan Model
Evaluasi RKP																		Kesimpulan / Hasil
Sidang Tertutup																		Penajaman Hasil
Luaran 2																		Luaran 2 : Publikasi /Jurnal
Sidang Terbuka																		

DAFTAR PUSTAKA

- Alaa S. Al-Waisy, D. A. (2022). Identifying defective solar cells in electroluminescence images using deep feature representations. *PeerJ Computer Science*, 992.
- Bartler, A., Mauch, L., Yang, B., Reuter, M., & Stoicescu, L. (2018). Automated Detection of Solar Cell Defects with Deep Learning. *2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*.
- Bartler, A., Mauch, L., Yang, B., Reuter, M., & Stoicescu, L. (2018). Automated Detection of Solar Cell Defects with Deep Learning. *26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*.
- Binyi Su, H. C. (2021). BAF-Detector: An Efficient CNN-Based Detector for Photovoltaic Cell Defect Detection. *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, 3161 - 3171.
- Chen, L. e. (2015). Life cycle assessment of greenhouse gas emissions from utility-scale wind and solar power plants." . *Energy Policy*, 82,, 133-139.
- Chen, M. M. (2014). Big Data: A Survey. *Mobile Networks and Applications*, 19(2), , 171-209.
- D, S. (2019). Analisis Potensi Energi Surya di Indonesia. . *Jurnal Teknik Pomits*, 8(2),, 61-64.
- Dehgani, R. J. (2019). The impact of information technology and communication systems on the agility of supply chain management systems. *Kybernetes* 48 (10), , 2217–2236. .
- Dhimish, S. H. (2023). A Survey of CNN-Based Approaches for Crack Detection in Solar PV Modules: Current Trends and Future Directions. *Solar*, 663–683.
- Dhimish, S. H. (2023). Dual spin max pooling convolutional neural network for solar cell crack detection. *Scientific Reports*, 11099.
- Drir Nadia, C. F. (2023). Automatic detection of solar cell surface defects in electroluminescence images based on YOLOv8 algorithm. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 1392-1404.
- EBTKE, H. (2021, September 02). <https://ebtke.esdm.go.id/>. Retrieved from Direktorat Jenderal Energi Baru Terbarukan dan Konservasi Energi (EBTKE): <https://ebtke.esdm.go.id/post/2021/09/02/2952/indonesia.kaya.energi.surya.pemanfaatan.listrik.tenaga.surya.oleh.masyarakat.tidak.boleh.ditunda>
- EBTKE, H. (2023, Agustus 10). <https://simebtke.esdm.go.id/sinergi/page/content/62/manajemen-energi-sektor-penyedia-energi#:~:text=Konsumsi%20energi%20mencapai%203.067.653.600,sebesar%2011%2C7%20juta%20tCO2e.&text=Konsumsi%20energi%20pada%20Sektor%20Penyedia,Gjoule%20atau%20setara%2063>. Retrieved from SISTEM INFORMASI KONSERVASI ENERGI: <https://simebtke.esdm.go.id/>
- Gandomi, A. &. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management* 35(2),, 137-144.
- Jara, R. (2015). Impact of extreme weather conditions on the performance of photovoltaic systems. *Solar Energy*, 120,, 438-449.

- Katsaprakakis, D. A. (2015). Life cycle assessment of photovoltaic technologies: Mapping the state of the art. *Solar Energy*, 116, , 20-33.
- Kementrian Energi dan Sumber Daya Mineral. (2012). *Matahari Untuk PLTS di Indonesia*. jakarta: <https://www.esdm.go.id/id/mediacenter/arsip-berita/matahari-untukpltsdiindonesia#:~:text=Potensi%20energi%20surya%20di%20Indonesia,adalah%20sebesar%200,87%20GW%20>.
- Komor, P. e. (2015). Solar energy deployment options in low-income areas: A case study of the informal urban settlement Kibera, Nairobi. *Energy Policy*, 80,, 173-183.
- M.Yu. Shabalov, Y. Z. (2021). The influence of technological changes in energy efficiency on the infrastructure deterioration in the energy sector. *Energy Reports* 7, 2664–2680.
- Madugundu, R. e. (2019). Effect of dust and cleaning on the performance of solar PV power plants: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 96, 169-184.
- Maulana, F. F. (2020). Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network. . *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 1(02), 104–108. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n02.p104-108>.
- Mayank Gupta, A. K. (2019). Solar concentrator based multipurpose sunlight harvesting system without tracking. *OSA Continuum vol 2*, , 667-676.
- Md Saif Hassan Onim, Z. M. (2022). SolNet: A Convolutional Neural Network for Detecting Dust on Solar Panels. *energies*.
- Memon, M. A. (2017). Corrosion of metals in photovoltaic solar cells: A comprehensive review . *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 73, 1287-1299.
- Muhammad Umair Ali, H. F. (2020). A machine learning framework to identify the hotspot in photovoltaic module using infrared thermography. *Solar Energy*, 643-651.
- Naveen Venkatesh Sridharan, V. S. (2021). Convolutional Neural Network based Automatic Detection of Visible Faults in a Photovoltaic Module. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*.
- Nemet, G. F. (2015). Policy and innovation in low-carbon energy technologies. *Energy Policy*, 85, , 332-344.
- Pangestuningtyas D.L*), H. a. (2013). ANALISIS PENGARUH SUDUT KEMIRINGAN PANEL SURYA TERHADAP RADIASI MATAHARI YANG DITERIMA OLEH PANEL SURYA TIPE LARIK TETAP. *TRANSIENT, VOL.2, NO., ISSN: 2302-9927*, 931.
- Pohl, E. A. (2018). dvancements and challenges in solar energy storage technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 2430-2453.
- Rajasekar, M. &. (2017). An overview of photovoltaic inverter technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78, , 447-460.
- Sriyati, S. S. (2020). Literature Review: Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. . *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKomSiN)*, 8(2)., <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i2.463>.

- Sudana Putra, F. K. (2021). Deteksi Otomatis Jerawat Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Journal of Information Technology (JlfoTech)*, 308.
- Szado, J. F. (2020). Infrastructures and state-building: Comparing the energy politics of the European commission with the governments of Hungary and poland. . *Energy Policy* , 138.
- Ula Hijjawi, S. L. (2023). A review of automated solar photovoltaic defect detection systems: Approaches, challenges, and future orientations. *Solar Energy*, 112186.
- Wang, N. Z. (2020). The impact of transportation infrastructure and industrial agglomeration on energy efficiency: Evidence from China's industrial sectors. . *jclepro*, 244.
- Wiliani¹, N., Sani², A., & Andyanto³, A. T. (Agustus 2019). KLASIFIKASI KERUSAKAN DENGAN JARINGAN SYARAF BACKPROPAGATION PADA PERMUKAAN SOLAR PANEL. *JURNAL ILMU PENGETAHUAN DAN TEKNOLOGI KOMPUTER*, 89 - 94.
- Wu, Y. W. (2021). Digitalization and decentralization driving transactive energy internet: Key technologies and infrastructures. *Int J. Electr. Power Energy Syst.* 126 (Part A),.
- Wulandari, I. Y. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Gaussian*, 9(3), 273–282. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27416>.
- Z Luo, S. Y. (2019). GAN-Based Augmentation for Improving CNN Performance of Classification of Defective Photovoltaic Module Cells in Electroluminescence Images. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 354.
- Zou, C. e. (2017). A review on reliability assessment, maintenance, and optimal operation of photovoltaic power systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, , 1069-1079.