|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | **Departamentul Automatică și Informatică Industrială**  **Facultatea Automatică și Calculatoare**  **Universitatea Națională de Știință și Tehnologie  POLITEHNICA București** | |  | |
|  | |  | |  | |

**LUCRARE DE DIPLOMĂ**

Utilizarea rețelelor neuronale pentru detecția defecțiunilor datorate factorilor externi pentru panouri solare

Coordonator Absolvent

Profesor dr.ing Popescu Dan Anfimov Ciprian

2025

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| O imagine care conține Grafică, simbol, design grafic, artă  Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect. | | **Departamentul Automatică și Informatică Industrială**  **Facultatea Automatică și Calculatoare**  **Universitatea Națională de Știință și Tehnologie  POLITEHNICA București** | | O imagine care conține Font, Grafică, captură de ecran, design grafic  Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect. | |
|  | |  | |  | |

**LUCRARE DE DIPLOMĂ**

Utilizarea rețelelor neuronale pentru detecția defecțiunilor datorate factorilor externi pentru panouri solare

Coordonator Absolvent

Profesor dr.ing Popescu Dan Anfimov Ciprian

2025

Cuprins

[1. Introducere 4](#_Toc204081626)

[1.1. Motivația alegerii temei 4](#_Toc204081627)

[1.2. Contextul actual 5](#_Toc204081628)

[1.3. Obiective 6](#_Toc204081629)

[1.4. Contribuții 6](#_Toc204081630)

[2. Stadiul actual 7](#_Toc204081631)

[3. Materiale și metode 15](#_Toc204081632)

[3.1. Baza de date utilizată 15](#_Toc204081633)

[3.2. Rețele neuronale 16](#_Toc204081634)

[3.3. Indicatori de performanță(tabel) 18](#_Toc204081635)

[3.4. Hardware și software utilizat 20](#_Toc204081636)

[4. Implementarea sistemului 22](#_Toc204081637)

[5. Rezultate experimentale 27](#_Toc204081638)

[**6.** Discuții 31](#_Toc204081639)

[7. Concluzie 32](#_Toc204081640)

[Bibliografie34](#_Toc204081641)

[Anexă prescurtări 36](#_Toc204081642)

# Introducere

## Motivația alegerii temei

În contextul actual, regăsim din ce în ce mai mult ca și soluție alternativă generarea de energie electrică prin intermediul resurselor regenerabile. Prin acestea ne referim la zonele unde putem amplasa diverse sisteme de echipamente ce se folosesc de fenomenele naturale precum radiația solară pentru a produce energie electrică.

Un panou solar este un dispozitiv proiectat pentru a transforma energia solară în energie electrică . Acestea funcționează pe baza efectului fotovoltaic, un proces în care fotonii proveniți din lumina solară eliberează electroni, generând astfel un curent electric. Această tehnologie permite obținerea de energie electrică curată și regenerabilă, fără emisii de carbon .Astfel promovează un mediu mai curat din punct de vedere al nivelului de poluare al aerului. Totodată, este un mod de producere care ține cont de condițiile meteo și de perioada anului, factori ce limitează producerea de energie doar în anumite intervale orare zilnice.

Spre deosebire de alte surse de energie regenerabilă, ele au un raport de producere mai crescut al energiei .Cea eoliana depinde mult de locul unde sunt amplasate parcurile eoliene, iar hidrocentralele generează lent energie electrică și sunt restricționate de asemenea de poziția geografică a apelor curgătoare.

În cadrul temei alese, voi discuta despre panourile solare, care sunt o soluție potrivită pentru producerea de energie electrică. Energia solară joacă un rol esențial în furnizarea de energie cu emisii reduse de carbon, ceea ce duce la un mediu mai puțin poluat. Este considerată una dintre cele mai promițătoare surse regenerabile, care a înregistrat îmbunătățiri semnificative pe parcursul ultimelor decenii. Modulul fotovoltaic are caracteristicile distinctive de distribuție largă, cantitate mare și rată ridicată de defecte, iar defectele sale reprezintă o provocare pentru curățarea și localizarea. Mii de panouri solare sunt adesea situate în colțuri inaccesibile, cum ar fi munții sau zone cu acces limitat la lumina solară. Acestea se bazează în principal pe patrule pentru a efectua sarcini de inspecție în funcție de ruta, frecvența și elementele specificate, ceea ce a cauzat costuri ridicate și eficiență scăzută. [Hua 21].

Problematica acestora o constituie apariția unor defecțiuni de cauză naturală, umană sau tehnică, care pot afecta considerabil producția de energie electrică. Astfel este importantă identificarea rapidă și precisă a problemelor pentru menținerea panourilor solare în parametrii optimi de funcționare.

Metodele tradiționale folosite în inspecția și mentenanța panourilor solare sunt consumatoare de timp, și totodată costisitoare. Utilizarea rețelelor neuronale pentru efectuarea detecției acestor defecțiuni poate reduce considerabil costurile de mentenanță , ceea ce duce la creșterea productivității energetice a panourilor solare . Totodată, dezvoltarea tehnologică în zona de procesare a imaginilor și creșterea disponibilității seturilor de date au determinat dezvoltarea unor modele eficiente care pot fi introduse în sisteme deja existente de monitorizare [Rao 21] .

Am optat pentru această temă pentru că eficientizarea unei surse de generare a energiei electrice, mai ales în contextul actual constituie o soluție care poate aduce scăderea gradului de poluare al aerului prin utilizarea acestei alternative ecologice, și totodată care folosește resurse infinite pentru producția ei. Astfel îmi pot utiliza cunoștințele dobândite în cadrul anilor academici pentru a implementa o astfel de soluție. Mă pasionează din punct de vedere al utilizării rețelelor neuronale pentru eficientizarea algoritmilor de mentenanță ,prin detecția anomaliilor apărute pe panourile solare, dar și prin promovarea folosirii unor surse de producere ecologice de curent electric pentru diminuarea efectului de seră creat de alte moduri de producere a electricității.

## Contextul actual

Tema aleasa este relevantă în contextul actual al încălzirii globale pentru detecția cât mai precisă și rapidă a defecțiunilor pe panouri solare. Aceste defecțiuni afectează randamentul producerii de energie solară, ceea ce nu este de dorit. În acest proiect voi integra tehnologii moderne, cum ar fi rețelele neuronale, și energie regenerabilă pentru producerea de energie electrică. Utilizarea energiei verzi și mentenanța precisă și mai ieftină, reduce amprenta de carbon pe care alte tipuri de energie produse o aduc mediului înconjurător.

Panourile solare sunt o alternativă din ce în ce mai populară, având un impact minimal asupra mediului. Dezavantajele lor constau în amplasarea lor în spații cât mai favorabile captării eficiente de lumină solară pentru producere de energie și necesită o mentenanță constantă pentru a ține sub control randamentul de producere al energiei solare [Hua 21].

În România , utilizarea panourilor solare devine din ce în ce mai populară ,ca alternativă ecologică pentru generarea de energie electrică. Atât la nivel rezidențial, cât și la nivel de parcuri solare, acest sector se dezvoltă constant. Problemele legate de întreținere sau posibilele defecțiuni cauzate de diverși factori necesită o verificare constantă a stării lor de funcționare. Diverșii factori sunt reprezentați de praf și murdărie, de avarii locale cauzate de diverse fenomene meteorologice precum grindina, ploaia acidă sau furtuni cu descărcări electrice, factori umani reprezentați de vandalism sau erori umane de manipulare. În orașele mari precum București, gradul mare de poluare a aerului conduce la acumularea mai rapidă de praf și murdărie pe panourile solare, acestea absorbind din lumina solară și reducând producția de energie.

În prezent, monitorizarea parcurilor cu panouri solare sau personale în zone rezidențiale se face în mare parte prin inspectarea fizică a panourilor, ceea ce duce la un consum mare de timp și resurse. În plus, consumul mare de timp poate cauza daca nu se acționează la timp la sesizarea unor probleme la defecțiuni mai grave sau defectarea totală a panourilor solare. Astfel implementarea unui sistem bazat pe rețele neuronale oferă soluții rapide. Ele îmbunătățesc precizia de detecție a diverselor defecțiuni, sesizând imediat problemele la momentul apariției acestora, și prin clasificarea lor, complexitatea de reparație și modul de rezolvare a problemei.

La nivel global, țări precum Germania sau Statele Unite ale Americii au investit resurse în dezvoltarea unor soluții eficiente pentru întreținerea și monitorizarea panourilor solare. În statul California se utilizează rețele neuronale pentru a procesa datele primite prin intermediul senzorilor locali, pentru a identifica diversele defecte și prevenii agravarea acestora. În Germania, sistemele au integrate platforme Internet of Things pentru a detecta pierderi de eficiență electrică cauzate de depuneri de praf sau fenomene meteorologice.

## Obiective

În această lucrare, analizăm mai multe modele de rețele neuronale, concentrându-ne pe inspecția automată a suprafeței panourilor solare ca obiectiv principal. Aplicarea inteligenței artificiale în domeniul energiei regenerabile prezintă o posibilitate importantă de automatizare a proceselor de monitorizare și diagnostic, înlocuind metodele tradiționale, laborioase, costisitoare și greu de aplicat la scară largă. Combinarea acestor instrumente de ultimă generație va garanta un control automat, precis și rapid al centralelor fotovoltaice în orice condiții de operare sau dimensiune a parcului solar.

Detectarea rapidă și precisă a diferitelor tipuri de defecte (fisuri fine, pete de praf, zone supraîncălzite, deficiențe structurale, impurități) pe suprafața modulelor fotovoltaice cu ajutorul dronelor din aer face posibilă luarea de măsuri imediate, țintite și direcționate și, în consecință, prelungirea duratei de viață a echipamentului și creșterea eficienței energetice. Pe de altă parte, introducerea sistemelor inteligente ajută la reducerea pierderilor de producție datorate detectării tardive a anomaliilor și a pericolelor cauzate de întreținerea excesivă.

De asemenea, apariția acestei abordări bazate pe rețele neuronale pune bazele aplicării unei politici contemporane de întreținere predictivă și corectivă (care poate fi binevenită pentru a reduce costurile de operare sau pentru a evita opririle sistemului). Acest lucru are avantajul de a interveni doar atunci când este necesar, pe baza analizelor automate în timp real, în locul inspecțiilor vizuale repetitive și controalelor manuale. După aceea, acest proiect intenționează să compare în continuare algoritmii și metodele pentru studiul în care cea mai bună rețea neuronală implementată pentru setul de date ales obține cel mai bun rezultat. Pe baza analizei, astfel de parametri semnificativi precum rata de acuratețe generală a modelului, acuratețea detectării, sensibilitatea la diferite tipuri de defecte, rata de detectare, numărul de erori false și timpul total de procesare pentru o rețea vor fi comparați în conformitate cu aceleași condiții de testare.

Studiul comparativ nu va permite doar selecția celui mai bun model într-un caz particular, ci va arăta și criteriile pentru testarea modelelor. De acolo, vom putea obține o viziune cuprinzătoare asupra modului în care acești algoritmi sunt aplicabili și eficienți în practică, punând bazele pentru încercările practice viitoare de a încorpora soluțiile de detectare automată în instalațiile fotovoltaice de ultimă generație.

## Contribuții

Contribuțiile aduse acestui proiect sunt deosebit de importante, întrucât se bazează pe explorarea și adaptarea unor metode deja consacrate în literatura de specialitate, recunoscute pentru eficiența lor în domeniul detecției automate. Prin integrarea acestor metode în versiunile moderne ale softurilor actuale, proiectul reușește să capitalizeze pe progresele tehnologice recente și să valorifice noile versiuni ale rețelelor neuronale, care oferă performanțe îmbunătățite atât în ceea ce privește viteza, cât și acuratețea procesării. Această abordare nu doar că aduce în prim-plan cele mai avansate instrumente disponibile, dar și facilitează dezvoltarea unor soluții mai robuste și scalabile, capabile să răspundă cerințelor actuale ale industriei fotovoltaice.

Importanța acestor contribuții devine și mai evidentă când luăm în considerare impactul lor direct asupra optimizării proceselor de mentenanță a panourilor solare. Aplicarea unor metode performante de detecție a defectelor conduce la reducerea semnificativă a costurilor prin prevenirea unor reparații extinse și scumpe, care pot apărea în urma neglijării timpurii a problemelor. Mai mult, intervențiile pot fi planificate din timp și executate cu o eficiență sporită, prevenind degradările majore și prelungind durata de viață a echipamentelor. Această strategie are, de asemenea, un efect pozitiv asupra producției energetice, prin asigurarea unui nivel optim de funcționare a panourilor și maximizarea randamentului energetic, ceea ce contribuie în final la sustenabilitatea și rentabilitatea investițiilor în energie solară.

Un pas esențial în cadrul proiectului a fost implementarea celei mai recente versiuni a rețelei YOLO (You Only Look Once), respectiv YOLOv8, care reprezintă în prezent unul dintre cele mai avansate și stabile modele disponibile pe piață pentru detecția rapidă și precisă a obiectelor. Această versiune a rețelei a demonstrat performanțe remarcabile în contextul nostru, cu valori de precizie ce au atins până la 94.45%, un mAP mediu (mean Average Precision) de 88% și un loss de funcție redus, de numai 6.21%. Aceste rezultate subliniază clar superioritatea și eficiența acestei arhitecturi în sarcina specifică de identificare a defectelor pe panourile solare, oferind un echilibru optim între acuratețe și viteza procesării.

Pentru a valida și compara eficiența YOLOv8, am extins analiza prin includerea altor două modele reprezentative: rețeaua Faster R-CNN și un model hibrid care combină YOLO cu arhitectura ResNet. Ambele rețele au demonstrat performanțe solide, confirmând potențialul tehnic al acestor abordări, însă niciuna nu a reușit să atingă nivelul de performanță obținut de

YOLOv8 în cadrul experimentelor noastre. Această comparație detaliată ne oferă o perspectivă clară asupra avantajelor fiecărui model, evidențiind în același timp modul în care YOLOv8 se distinge ca o soluție de top pentru detecția automată a defectelor pe panourile solare.

Prin aplicarea și compararea acestor rețele neuronale, proiectul pune bazele unui cadru tehnologic solid, pregătit pentru implementarea soluțiilor moderne și eficiente în domeniul monitorizării și mentenanței panourilor solare. Acest cadru nu numai că optimizează procesele de diagnosticare și intervenție, dar facilitează și adoptarea pe scară largă a inteligenței artificiale în industrie, susținând astfel tranziția către o energie regenerabilă mai fiabilă și mai accesibilă.

# Stadiul actual

În urma dezvoltării și popularizării energiei regenerabile, în special cea produse de sistemele fotovoltaice, energia solară a devenit o necesitate la nivel global, oferind o alternativă curată și sustenabilă la sursele tradiționale de energie. Creșterea rapidă a capacității instalate de panouri fotovoltaice la nivel mondial subliniază importanța sa strategică în atingerea obiectivelor de reducere a emisiilor de carbon și de tranziție energetică. De la instalații la scară mică, rezidențiale, până la parcuri solare gigantice, tehnologia PV se extinde continuu, determinând o preocupare sporită pentru optimizarea performanței și fiabilității acestor sisteme pe termen lung.

Panourile fotovoltaice, totuși, sunt sensibile la existența diferitelor tipuri de defecte, afectând eficiența și durata lor de viață. Aceste defecte pot fi la fel de simple ca murdăria sau umbrirea parțială, până la defecte structurale mai grave, cum ar fi crăpăturile, hotspots sau degradarea indusă de potențial (PID). Dacă nu sunt verificate, aceste anomalii pot duce la o pierdere semnificativă de generare a energiei, reducerea duratei de viață a modulului și, în cele din urmă, creșterea costurilor de întreținere. Astfel, recunoașterea și clasificarea rapidă și precisă a defectelor sunt unul dintre pilonii cheie când vine vorba de utilizarea optimă și beneficiul economic al sistemelor fotovoltaice.

Inspecția convențională a panourilor solare folosea viziunea manuală (ochiul uman) sau echipamente dedicate care depind de interacțiunea directă umană. Cu toate acestea, aceste metode sunt consumatoare de timp și costisitoare, adesea subiective și nu funcționează bine pentru aplicații la scară largă. Apariția inteligenței artificiale (IA) și creșterea rapidă a viziunii computerizate și a învățării profunde au generat noi abordări care pot automatiza și îmbunătăți procesele de detectare a defectelor. Prin recunoașterea modelelor și analiza sofisticată a datelor, modelele IA ar putea detecta anomalii foarte mici, adesea invizibile cu ochiul liber, în diferite tipuri de imagini, cum ar fi imagini aeriene, imagini termice, imagini de electroluminiscență, cu o precizie ridicată.

Această lucrare încearcă să ofere o revizuire extinsă a analizei și implementării actuale a detectării defectelor panourilor fotovoltaice bazate pe metode de inteligență artificială. Vom discuta diferitele tipuri de defecte, natura seturilor de date utilizate în literatură, tehnicile de preprocesare a imaginii, dar cel mai important, metodologiile bazate pe IA – de exemplu, aplicarea rețelelor neuronale convoluționale (CNN), logica fuzzy și alte instrumente de învățare automată. Obiectivul este de a integra cunoștințele existente și de a descoperi altele noi, precum și de a indica cercetări viitoare către dezvoltarea unor instrumente de monitorizare a sistemelor PV mai inteligente, independente și cu performanțe mai bune.

Pentru a proiecta sisteme eficiente de detectare automată a defectelor în panourile PV, este esențial să cunoaștem diversitatea și natura acestor defecte. Lucrările identificate prezintă o varietate de defecte, care pot afecta negativ eficiența și durata de viață a modulelor PV. Acestea pot fi împărțite în general în defecte de fabricație, defecte la transport și/sau instalare și defecte de operare sau condiții de mediu. Toate tipurile de defecte au caracteristici vizuale și termice specifice, deoarece unele tehnici de inspecție sunt mai mult sau mai puțin adaptate decât altele.

Principalele erori pe care le găsim în articole sunt numeroase, fiecare cu provocările și soluțiile lor. Primul tip pe care îl regăsim sunt hotspots. Acestea sunt unele dintre cele mai importante defecte care a fost larg menționat în lucrări precum, [Shi 23], [Suj 22],[Dav 21]. În aceste lucrări, au fost abordați diverși algoritmi de detectare a crăpăturilor (MCD,SVM). Un hotspot este atunci când o celulă sau o parte a unei celule acționează ca o sarcină falsă consumând energie și nu generând-o. Acest lucru duce la o creștere substanțială localizată a temperaturii, care poate induce distrugerea permanentă a celulei, a stratului de încapsulare și chiar incendiu. Umbrirea parțială, crăpături, celulele slabe sau defecțiunile de producție pot duce la puncte fierbinți. Acestea sunt cel mai bine observate cu un imagini termice cu infraroșu. Aceste tipuri de imagini necesită o aparatură specială, ce conține senzori termici pentru captarea radiației termice în imagini.

Un alt tip de defecte ce pot apărea pe panourile solare sunt crăpăturile. Acestea sunt defecte structurale tipice care sunt adesea invizibile cu ochiul liber, dar pot influența semnificativ performanța. Acestea pot apărea din stres mecanic, cicluri termice sau din procesul de fabricație în sine .De exemplu, în articolul [Dav 21], este menționat o legătură între intensitatea hotspots și șansa de a apărea crăpături în urma supraîncălzirii suprafeței. Cartografierea electroluminiscenței (EL) este deosebit de utilă pentru a vedea aceste defecte interne, precum și imaginile vizibile de înaltă rezoluție [San 24].

Umbrele care pot apărea pe panourile solare datorită amplasării lor în zone cu vegetație înaltă sau clădiri apropiate. Aceasta nu sunt considerate defecțiuni ale unui panou solar în sine, ci mai degrabă un fenomen ce împiedică captarea luminii pe suprafața respectivă, astfel micșorându-se randamentul de producție al energiei solare. Cu toate acestea, ele pot fi considerate hotspots, în sensul în care nu mai se captează energie solară în zona respectivă. [Ann 21], [Zey 23]. Umbrirea poate fi detectată prin inspecția imaginilor vizibile sau monitorizarea datelor de performanță.

Un alt defect care poate apărea în cadrul detecției este PID (Degradare Indusă de Potențial). Acesta apare ca urmare a unor factori climatici precum umiditatea sau temperatura . Ele pot afecta tensiunea atunci când există o diferență mare de potențial între celulele solare și cadrul panoului ,uneori și cu solul, ceea ce poate afecta producția de energie. Tipul acesta de defecte sunt mai obscure și sunt uneori diagnosticate prin caracteristici I-V modificate și ocazional aparente în imagini EL sau termice.

Defecte de tipul circuit scurt sau circuit deschis (SC/OC) sunt un tip de defecte electrice. Astfel de defecte electrice pot apărea în celule, module sau în orice conexiune între celule ,de exemplu ca în articolul [Arm 23]. Un scurtcircuit poate face ca o celulă să devină inactivă și poate duce, de asemenea, la hotspots, în timp ce un circuit deschis întrerupe fluxul de curent. Acestea sunt descoperite prin analiza curbei I-V a panourilor sau imaginile EL.

Defecte ale grilei frontale și defecte de interconectare reprezintă contacte directe metalice sau interconexiuni între celule care pot crește rezistența electrică și astfel reduce eficiența de producție a energiei. Un astfel de fenomen a fost prezentat în articolul [Zai 24] ,unde scria că și aceste defecte sunt cel mai des întâlnite în imagini EL.

Încă un defect, și totodată unul dintre cele mai răspândite sunt murdăria din cauze naturale. Aceasta este reprezentată de praf, frunzele, excrementele de păsări, zăpadă sau alți poluanți externi. Ele pot să se așeze sau să obstrucționeze panourile solare, împiedicând lumina solară să intre în contact cu celulele și astfel să scadă producția de energie solară. Acestea tipuri sunt cel mai des întâlnite în imagini RGB [San 24].

Altă cauză de defecțiune poate apărea datorită degradării diodei sau a multiplelor diode. Diodele de tip bypass (pentru a proteja celulele de punctele fierbinți în condiții de umbrire) pot eșua [Zey 23]. O diodă defectă poate duce, de asemenea, la supraîncălzire sau la întunecarea unui întreg șir de diode.

Prezența acestor defecte exercită o influență puternică asupra performanței și durabilității panourilor. Chiar și daunele mici sub formă de crăpăturilor sau murdărie pot duce la pierderi de energie care se acumulează semnificativ pe durata de viață a unui sistem. Defecțiuni mai severe, cum ar fi hotspots neglijate, pot duce la daune permanente ale modulelor, care trebuie înlocuite la costuri enorme, sau pot duce la pericole de siguranță în cele mai grave scenarii. Prin urmare, este necesară o detectare timpurie și o clasificare precisă a acestor anomalii pentru a pune în practică programe eficiente de întreținere predictivă și pentru a obține un randament maxim al investițiilor în energie solară.

Calitatea și diversitatea seturilor de date sunt cerințe cruciale de date atunci când se proiectează modele AI pentru a detecta defecțiunile în panourile fotovoltaice. Lucrările revizuite utilizează diferite tipuri de imagini care oferă informații complementare în descrierea stării modulelor PV. În cadrul documentației pentru această lucrare, s- au regăsit mai multe tipuri de seturi de date, cu imagini, folosit pentru a antrena algoritmi eficienți de detecție.

Cea mai întâlnită categorie de seturi de imagini sunt cele normale, și anume RGB. Acestea sunt imagini obișnuite, realizate cu camere optice obișnuite care fac parte de obicei din aeronavele dronelor pentru a inspecta rapid suprafețe vaste. Din punct de vedere al informațiilor pe care le pun la dispoziție aceste tipuri de imagini, ele pot evidenția foarte rapid defecte exterioare, vizibile (crăpături, praf, murdărie, frunze, etc), precum și a daunelor fizice evidente ale celulelor (rupturi și deformări ale cadrului) sau chiar a unor tipuri de hotspoturi (zăpada, umbrele peste panouri). Metodologiile de învățare profundă sunt utilizate pentru a prezice rapoarte de detectare a zăpezii în timp real și pierderi de energie pentru modulele solare [Han 23].

În ceea ce privește limitările, nu pot detecta defecte interne (de exemplu: celule defecte) și defecte electrice (cele care nu pot fi văzute ca defecte vizibile pe suprafață, cum ar fi hotspots, crăpături sub stratul de încapsulare, PID). Sunt, de asemenea, dependente de lumină.

O altă categorie de seturi de imagini sunt cele termice(imagini IR). Aceste tipuri de imagini sunt realizate folosind un senzor de cameră cu infraroșu, care oferă distribuția temperaturii suprafețelor panoului. Informațiile pe care le oferă aceste imagini sunt diverse puncte care indică celule supraîncălzite din cauza defectelor interne sau a umbririi sunt cel mai clar vizibile în imaginile IR. Ele pot indica, de asemenea, probleme cu diodele, scurtcircuitele sau deteriorarea izolației.

Printre principalele avantaje a lucrării cu un asemenea set de date presupune că este non distructiv, poate fi realizat cu ușurință de drone, oferă o perspectivă critică asupra disipării energiei și a sănătății interne a modulelor.Ca și dezavantaje, necesită diverse condiții pentru a prelua setul de date fără prea multe perturbații.

Imagini de electroluminiscență (EL) sunt imaginile produse prin injectarea unui curent invers în panou, făcând părțile sănătoase ale panoului să emită lumină aproape infraroșie. Regiunile defecte sau inactive sunt întunecate. Sunt des folosite pentru detecția de micro crăpături , defecte ale grilei frontale, defecte de interconectare, celule moarte sau celule defecte și PID (degradare indusă de potențial). Necesită întuneric pentru a produce curentul (deci este necesară o sursă externă de energie pentru a induce curentul), ceea ce face dificilă utilizarea în inspecțiile în timp real la scară largă.

Încă un set de imagini care se distinge este cel de fotoluminiscență . Este Asemănător cu EL, dar celulele sunt excitate cu lumină externă. Ele oferă informații despre calitatea materialului și defectele de masă. Sunt, de asemenea, mai puțin frecvent menționate în articolele specializate în diagnosticarea defecțiunilor operaționale.

Deci alegerea unui set de date potrivit este esențial pentru a avea o detecție cât mai bună a defectelor de pe panourile solare. Articolele subliniază foarte bine acest aspect prin importanța, amploarea și diversitatea pentru a antrena modele cât mai apropiate de realitate. Cu toate acestea, obținerea și adnotarea datelor de înaltă calitate este încă o problemă prevalentă.

Dimensiunea și diversitatea unui set de date joacă un rol important în performanțele și timpul de executare și antrenare al unor rețele neuronale. În toate articolele menționate, seturile de date au mai diverse dimensiuni și număr de clase. Acestea sunt utilizate în toate metodele comparate. Numărul de clase de defecțiuni: Variază de la clasificarea binară (defect/nedefect) la identificarea mai multor tipuri specifice de defecțiuni. Publicațiile se concentrează de obicei pe două până la opt clase principale de defecte în funcție de obiectivele studiului. Sursa datelor din seturile de date poate fi colectată de cercetători în teren în condiții controlate sau pot fi publice [San 24].Seturile de date disponibile public suferă de lipsa unor seturi de date suficient de mari și adnotate cu acuratețe, care să acopere o varietate de condiții de operare și tipuri de defecțiuni; prin urmare, generalizarea multor modele este limitată.

Una dintre provocările majore întâlnite în acest domeniu este dezechilibrul de clasă dintre imagini care prezintă defecte majore și cele care conțin panouri solare sănătoase. De obicei, defectele semnificative sunt mult mai rare în comparație cu starea normală a panourilor, ceea ce conduce la o distribuție inegală a datelor în setul de antrenament. Acest dezechilibru poate afecta negativ capacitatea modelului de a învăța să recunoască corect toate tipurile de defecte și necesită aplicarea unor metode speciale, cum ar fi tehnici de augmentare a datelor sau strategii de antrenament adaptate, menite să compenseze această disparitate și să asigure o performanță echilibrată.

Un alt aspect problematic este adnotarea datelor, care reprezintă un proces laborios și consumator de timp. Pentru a antrena corect rețelele neuronale, este nevoie de o etichetare precisă a defectelor în imaginile colectate, lucru care implică expertiză manuală din partea specialiștilor în domeniu. Această etapă este costisitoare, iar dificultatea de a identifica și marca corect toate tipurile de defecțiuni crește riscul apariției erorilor sau inconsistențelor în setul de date, influențând astfel calitatea și fiabilitatea modelelor dezvoltate.

În plus, varietatea condițiilor de operare a panourilor solare adaugă un nivel suplimentar de complexitate în procesul de detecție. Performanța echipamentelor și apariția defecțiunilor pot fi influențate de factori externi precum nivelul de iradiere solară, temperatura ambientală, umiditatea sau unghiul de incidență al razelor solare. Aceste variabile determină o schimbare semnificativă a aspectului panourilor în imagini, ceea ce face esențială colectarea și utilizarea unui set de date diversificat, care să cuprindă imagini realizate în diferite condiții de mediu și operare, pentru a crește robustețea și generalizarea modelelor de detecție.

Preprocesarea imaginilor este un pas important în linia de procesare a datelor a sistemelor de detectare a defecțiunilor panourilor fotovoltaice bazate pe AI. Scopul său principal este de a îmbunătăți calitatea datelor de intrare, de a unifica formatele și structura și de a reduce zgomotul și de a extrage mai multe informații, factori care vor oferi valoare modelului AI și îl vor împiedica să devină eratic. Lucrările revizuite abordează mai multe tehnici de preprocesare în funcție de tipul de imagini și obiectivele de localizare.

Rețelele de învățare profundă sunt destul de sensibile la alegerea preprocesării datelor de intrare. În baza de date de imagini sălbatice, imaginile brute pot fi obținute din medii diferite (iluminare diferită, umbre proiectate, praf) și cu camere diferite, introducând astfel o cantitate mare de zgomot, artefacte sau rezoluții inegale pe imagini. Datele preprocesate necorespunzător pot duce cu ușurință la performanțe slabe ale modelului, cum ar fi acuratețe scăzută și generalizare slabă la mostre nevăzute.

În cadrul articolelor, sunt menționate diverse metode de preprocesare. Astfel că cele care se repetă sunt și cele mai des întâlnite.

Majoritatea implementărilor rețelelor neuronale așteaptă imagini de o dimensiune fixă (224x224, 256x256). Imaginile originale sunt redimensionate conform acestor cerințe. Valorile pixelilor sunt de obicei normalizate (adică valorile pixelilor sunt scalate) pentru a asigura că toate caracteristicile contribuie în mod egal la procesul de învățare și pentru a accelera convergența algoritmului de învățare.

Aici, îmbunătățim contrastul între regiunile sănătoase și cele defecte prin normalizarea histogramei, ceea ce face posibilă detectarea anomaliilor. Acest lucru poate fi deosebit de util pentru imaginile termice sau EL unde anomaliile pot fi greu de observat.

Filtrarea zgomotului: Filtrele (de exemplu, estomparea gaussiană, filtrul median) sunt utilizate pentru a reduce zgomotul aleatoriu din imagini care ar putea fi interpretat ca caracteristici oarecum relevante și ar putea induce în eroare modelul.

Augmentarea datelor este o manipulare indispensabilă în multe lucrări ,cum ar fi [Shi 23], care vorbește despre utilizarea TensorFlow pentru augmentare și detectarea anomaliilor ,și etichetarea automată pentru inspecția calității celulelor solare [Jul 23]. Deoarece dimensiunea seturilor de date pentru detectarea defectelor este de obicei mică și adesea dezechilibrată (mai puține clase defecte comparativ cu cele perfecte), augmentarea datelor este necesară:

Putem face setul de date și mai mare prin crearea de noi imagini de antrenament din cele existente. De asemenea, putem extinde artificial setul nostru de date de antrenament prin efectuarea de transformări precum scalarea, rotirea și inversarea imaginilor din setul nostru de antrenament. Tehnici de augmentare aplicate sunt : rotiri, translații, scalări, reflexii orizontale sau verticale și forfecări. Mai se pot face și ajustări de culoare, cum ar fi modificarea luminozității, a contrastului, a saturație sau a nuanței.

Dacă detectarea defectelor trebuie să aibă loc la nivel de celulă sau modelul trebuie să opereze doar pe părțile de interes, este necesară segmentarea precisă a panourilor sau celulelor în imagini (de exemplu, [Zai 24]Acest lucru poate implica detecția de margini. Aceasta se face prin intermediul algoritmului de detectare a marginilor de exemplu, Canny, Sobel sau NN conceput pentru detectarea marginilor (cum ar fi "ESPEd" descris în [Zhe 21] pentru a separa panourile.

Segmentare semantică sau instanță reprezintă rularea de modele separate pe fiecare celulă/modul pentru a le identifica și izola pentru a avea o analiză individuală. Lucrarea [Rif 24] adoptă U-Net pentru segmentare.

Una dintre transformările specifice utilizate în domeniul detecției defectelor pe panouri solare este implementarea metodei PSO-ELM, inspirată din lucrarea [Shi 22] ,bazată pe învățare automată prin Transformata Wavelet Discretă (DWT). În această abordare, DWT este folosită pentru a realiza decompoziția datelor, în cazul respectiv fiind vorba despre parametri operaționali, nu imagini. Totuși, principiul de bază al transformării și extragerii caracteristicilor relevante poate fi aplicat cu succes și asupra imaginilor. Astfel, această metodă oferă un exemplu de preprocesare hibridă, în care semnalele sau imaginile sunt transformate înainte de a fi introduse în algoritmi de învățare automată, îmbunătățind capacitatea modelelor de a identifica anomalii relevante.

O altă tehnică importantă este analiza Modelului de Punct Simetrizat (SDP), prezentată în lucrarea [Asm 21]. În această abordare, datele de tip curent-tensiune sunt convertite în imagini, ceea ce permite utilizarea rețelelor neuronale convoluționale pentru procesarea lor. Această metodă reprezintă o preprocesare non-vizuală, în care date numerice sau semnale electrice sunt transformate în reprezentări vizuale, oferind modelelor posibilitatea de a învăța tipare complexe și de a detecta mai eficient eventualele defecțiuni în panourile solare.

Preprocesarea este astfel un pas interschimbabil și se bazează pe problema care trebuie rezolvată și pe date. O bună preprocesare poate simplifica, de asemenea, sarcina de învățare a simulării modelului AI, accelera viteza de convergență a antrenamentului modelului, rezultând astfel modele de detectare a defectelor mai precise și mai fiabile. Tehnologia AI, în special viziunea computerizată și învățarea profundă, a oferit un mare potențial în ajutorul furnizării de detectare automată și de înaltă precizie a defectelor pentru panourile fotovoltaice. Articolele revizuite prezintă o gamă largă de metode AI de la rețele neuronale convoluționale profunde la modele hibride și tehnici clasice de învățare automată.

În cadrul articolelor revizuite, metodele de inteligență artificială utilizate pentru analiza imaginilor panourilor solare au fost variate, însă rețelele neuronale convoluționale (CNN) s-au evidențiat ca fiind cele mai populare. CNN-urile reprezintă una dintre cele mai de succes arhitecturi de învățare profundă în domeniul viziunii artificiale, datorită capacității lor de a învăța caracteristici ierarhice din datele vizuale. Acestea sunt utilizate pe scară largă în literatura de specialitate atunci când se abordează problemele de detectare a defectelor în panourile fotovoltaice. Printre arhitecturile CNN utilizate se numără ResNet [Moh 24], cunoscută pentru conexiunile reziduale care facilitează antrenarea rețelelor profunde. Spre exemplu, în studiul realizat de Pan în 2017, ResNet-50 a fost utilizată pentru identificarea punctelor fierbinți cu o acuratețe ridicată, iar în alte lucrări a fost implementată ResNet18 pentru clasificarea defectelor.

O altă arhitectură frecvent întâlnită este MobileNet, în special versiunile V2 și V3 [Suj 22], care sunt modele ușoare, eficiente din punct de vedere computațional și adecvate pentru implementări pe dispozitive cu resurse limitate, cum ar fi dronele utilizate pentru inspecția panourilor. MobileNetV2 a fost folosită pentru dezvoltarea unei rețele de detecție a marginilor, iar MobileNetV3 a fost aleasă pentru analiza imaginilor aeriene în scopul identificării timpurii a defectelor. DenseNet [San 24], o rețea dens conectată ce permite propagarea eficientă a gradientului, a fost utilizată în special în clasificarea defectelor din imagini captate aerian. EfficientNet, o familie de modele care scalează proporțional adâncimea, lățimea și rezoluția rețelei, a fost aplicată în detectarea a 12 tipuri de defecte într-un set de date complex.

Pentru sarcinile de segmentare a imaginilor, arhitectura U-Net s-a dovedit deosebit de eficientă datorită conexiunilor de tip skip care păstrează informațiile esențiale de localizare. În această direcție, SPF-Net, o combinație între InceptionV3 și U-Net, a fost propusă pentru detectarea și segmentarea defectelor solare, în timp ce SegFormer, o arhitectură bazată pe transformatoare, a fost utilizată în scopul segmentării celulelor panourilor fotovoltaice, obținând rezultate superioare altor modele de segmentare semantică. De asemenea, o altă contribuție remarcabilă a fost reprezentată de LIRNet [Shi 23], o arhitectură mică, dar performantă, care combină blocuri inception cu conexiuni reziduale pentru clasificarea rapidă a defectelor solare. Totodată, MB-SPDG-CNN a propus o arhitectură multi-ramură, care integrează informații din imagini RGB și termice pentru o detecție mai sigură a defectelor.

Aplicațiile acestor rețele au fost diverse. CNN-urile au fost utilizate pentru clasificarea prezenței și a tipului defectelor (cum ar fi hotspots, fisuri sau murdărie), pentru localizarea acestora prin încadrări cu "cutii de delimitare", precum și pentru segmentarea semantică, unde fiecare pixel dintr-o imagine este clasificat în funcție de categoria căreia îi aparține. În plus, detectarea precisă a marginilor panourilor sau a celulelor a fost realizată în unele lucrări prin utilizarea CNN-urilor, facilitând astfel analiza detaliată a structurii acestora. Transferul de învățare a jucat un rol important, modelele fiind pre-antrenate pe seturi de date mari, precum ImageNet, și ulterior ajustate pe datele specifice din domeniul fotovoltaic, iar augmentarea datelor a contribuit la îmbunătățirea performanței rețelelor în condițiile unui volum limitat de imagini de antrenament.

Pe lângă CNN-uri, logica fuzzy a fost de asemenea explorată în articole precum [Mar 24] și [Hil 24]. Aceasta presupune aplicarea principiilor logice neclasice, în care variabilele pot lua valori parțiale între adevărat și fals, fiind utilizată pentru a gestiona incertitudinea din procesele de diagnosticare. Un exemplu notabil îl reprezintă studiul comparativ care a investigat diagnosticul în timp real al defectelor fotovoltaice utilizând atât logica fuzzy, cât și rețele neuronale, punând accent pe parametri precum DeltaP\_max și DeltaV\_oc. De regulă, logica fuzzy este integrată cu alte tehnici de inteligență artificială, formând sisteme hibride, cum este ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), care combină învățarea automată cu inferența fuzzy. În anumite lucrări, aceasta a fost utilizată împreună cu funcții de bază radială pentru a îmbunătăți detectarea defectelor în sistemele fotovoltaice conectate la rețea.

În fine, în completarea acestor metode, o serie de lucrări au abordat detectarea defectelor utilizând metode tradiționale de învățare automată, precum SVM [Dav 21] (Support Vector Machines), KNN (k-Nearest Neighbors), algoritmi de tip Random Forest sau rețele neuronale de tip MLP (Multi-Layer Perceptron). Aceste tehnici au fost implementate fie individual, fie în combinație cu CNN-uri sau logica fuzzy, pentru a compara performanțele în diverse scenarii de diagnosticare a panourilor solare. Deși în prezent sunt depășite în majoritatea aplicațiilor de rețelele profunde, metodele tradiționale rămân o soluție viabilă în cazurile unde seturile de date sunt restrânse sau puterea de calcul este limitată.

# Materiale și metode

## Baza de date utilizată

În cadrul acestui proiect, am folosit o bază de date accesibilă public, special creată pentru detectarea diferitelor anomalii care pot apărea pe panourile solare. Această bază de date este structurată astfel încât să faciliteze antrenarea, validarea și testarea modelelor de detecție, fiind împărțită în trei subseturi distincte: setul de antrenament (train), care conține 613 imagini, setul de validare (valid) cu 52 de imagini, și setul de testare (test) cu 32 de imagini (FIG.1). Fiecare dintre aceste subseturi include două foldere separate: unul denumit „images”, care stochează imaginile propriu-zise ale panourilor solare, și altul denumit „labels”, ce conține fișierele cu coordonatele precise ale regiunilor de interes (bounding boxes) pentru fiecare imagine. Aceste coordonate indică zonele unde se află anomaliile detectate și sunt esențiale pentru antrenarea corectă a modelului.

Imaginile sunt împărțite în trei clase principale, fiecare reprezentând o stare specifică a panourilor solare: „dust” (murdărie sau praf), „cracks” (crăpături) și „healthy” (panouri în stare bună, fără defecte). Această clasificare ajută la antrenarea modelului nu doar pentru localizarea anomaliilor, ci și pentru identificarea tipului acestora, oferind o evaluare mai detaliată și utilă pentru diagnostic.

Pentru a îmbunătăți performanța modelului, am efectuat ajustări fine asupra coordonatelor de încadrare inițiale, corectându-le acolo unde a fost necesar, pentru a obține o mai mare precizie în localizarea defectelor. Acest pas a fost important pentru a reduce erorile de predicție și pentru a crește acuratețea generală a detecției. În continuare, în tabelul de mai jos, am selectat câteva imagini reprezentative din fiecare subset (train, valid, test) și din fiecare clasă (healthy, cracked, dust), pentru a ilustra diversitatea și complexitatea datelor utilizate în antrenament și evaluare.

**FIG.1**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  | |
|  |  |  | |
| *Din setul de antrenare* | *Din setul de validare* | | *Din setul de testare* |

## Rețele neuronale

În acest studiu, am folosit diverse rețele neuronale precum YOLOv8(You Only Look Once) și Faster R-CNN. Toți aceștia sunt foarte eficienți în detecția de anomalii în diverse scenarii în care sunt concepuți și utilizați. Astfel de rețele sunt folosite de cele mai multe ori pentru a minimiza costurile de mentenanță a unor sisteme. În cazul acestui proiect sunt folosite pentru detecția diverselor anomalii de pa panourile solare, cu scopul de a le observa din timp și pentru a menține producția energetică a lor la parametrii cât mai mari.

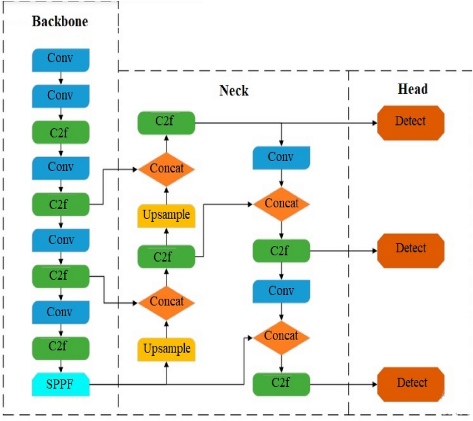
YOLOv8 este o rețea neuronală de ultimă generație pentru detectarea obiectelor în imagini. Această arhitectură are viteză și acuratețe bune și este bine adaptată chiar și pentru aplicații în timp real.

Într-o analiză suspectă a panourilor solare, unde eficiența în detectarea promptă a erorilor garantează reducerea pierderilor, YOLOv8 se dovedește a fi rapid și robust în identificarea anomaliilor.

Rețeaua aparține detectorilor de un singur stadiu, care detectează direct fără proceduri complexe de propunere a regiunilor, așa cum se întâmplă la detectorii în două stadii. Prin urmare, imaginea este împărțită în grile și pentru fiecare regiune - coordonatele și clasa obiectelor sunt prezise simultan. Beneficiul acestei metode este scăderea timpului de procesare, păstrând în același timp precizia ridicată.

Arhitectura YOLOv8 (FIG.2) este împărțită în trei părți: backbone, neck, head.

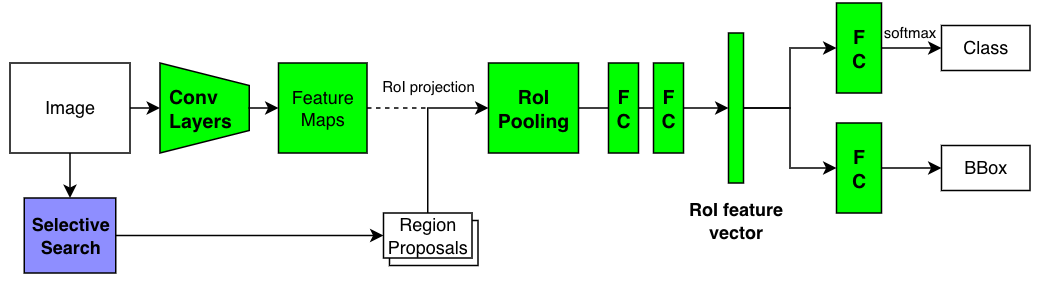
Extracția caracteristicilor din imagine folosește un backbone CSP (Cross Stage Partial Networks) optimizat. Informațiile despre fluxul modelului pot fi împărțite pentru a reduce interoperabilitatea fără a pierde informațiile semnificative. Toate blocurile sunt compuse din Conv-BN-SiLU, care se referă la convoluție urmată de normalizarea lotului și activarea SiLU (Sigmoid Linear Unit) care oferă o performanță mai bună decât funcțiile tradiționale în rețelele profunde.

**FIG.2**

Faster R-CNN reprezintă una dintre cele mai populare și eficiente rețele neuronale utilizate pentru detecția de obiecte în imagini. Aceasta iese în evidență spre deosebire de alte tipuri de rețele neuronale prin nivelul său ridicat de acuratețe. Aplicabilitatea acesteia este vastă, inclusiv în domenii precum detecția anomaliilor pe panouri solare, industria de producție sau sectorul medical.

Faster R-CNN (FIG.3) este o rețea neuronală de tip two-stage. Asta înseamnă că procesul de detecție se realizează în două etape consecutive. Prima etapă este reprezentată de modul de funcționare Region Proposal Network (RPN). Acesta analizează imaginea și propune diverse regiuni de încadrare a anomaliilor. În cea de a doua etapa, regiunile menționate mai sus trec printr-un proces de clasificare și regresie, pentru a determina tipul obiectului detectat și poziția exactă a acestuia în imagine.

Din punct de vedere structural, este compusă din trei componente: Backbone, RPN și ROI Head. Backbone - ul reprezintă o rețea convoluțională (de cele mai multe ori ResNet). Aceasta este responsabilă de extragerea caracteristicilor importante din imagini, apoi fiind procesate în Region Proposal Network(RPN). Tot în Region Proposal Network are loc și identificarea posibilelor zone de interes pentru detecția cerută, în cazul aceasta detecția anomaliilor de pe panouri solare. ROI Head reprezintă componenta finală structurală și are rolul de a clasifica regiunile necesare ,atribuindu-le scoruri de încredere corespunzătoare.

**FIG.3**

YOLOv8 (You Only Look Once versiunea 8) este una dintre cele mai performante și flexibile rețele neuronale pentru detectarea obiectelor în imagini, fiind apreciată pentru echilibrul optim între viteză și precizie. Datorită acestei versatilități, YOLOv8 este folosită într-o gamă largă de aplicații, de la identificarea anomaliilor pe panouri solare, la supraveghere video sau vehicule autonome. Spre deosebire de Faster R-CNN, care funcționează pe principiul unei rețele „two-stage”, YOLOv8 este o rețea „single-stage”. Aceasta înseamnă că detectarea se face într-o singură etapă integrată, unde modelul prezice simultan regiunile de interes (bounding boxes) și probabilitățile claselor, ceea ce îi asigură o viteză de procesare superioară, esențială pentru aplicații în timp real.

Din punct de vedere arhitectural, YOLOv8 cu backbone ResNet50 este alcătuit din trei părți principale: Backbone-ul (ResNet50), Neck-ul (Path Aggregation Network – PAN) și Head-ul (Detection Head). Backbone-ul reprezintă o rețea convoluțională profundă care extrage caracteristicile vizuale importante din imaginile de intrare. Utilizarea ResNet50 în acest rol permite modelului să învețe reprezentări complexe și ierarhice, contribuind astfel la o detectare mai precisă a defectelor mici și subtile de pe panourile solare. Neck-ul, reprezentat de PAN, face legătura între Backbone și Head. Acesta combină caracteristicile extrase la diferite niveluri de rezoluție, facilitând un flux de informație mai eficient și permițând detectarea obiectelor de dimensiuni variate, de la defecte minuscule până la zone extins. Head-ul este componenta finală a modelului, unde pe baza caracteristicilor procesate anterior se realizează predicțiile finale. Aici se determină coordonatele exacte ale bounding box-urilor, clasele defectelor identificate (de exemplu: crăpături, praf) și scorurile de încredere care indică probabilitatea ca detectarea să fie corectă.

## Indicatori de performanță(tabel)

În urma desfășurării a mai multor testări pe setul de date ales, utilizând rețelele neuronale menționate mai sus( YOLO, Faster R-CNN, ResNet, MobileNet), am obținut mai multe rezultate. În urma efectuării a mai multor antrenări a modelelor pentru fiecare rețea, s-a obținut un cel mai bun model , după criteriul indicatorilor de performanță. Pentru fiecare dintre acestea, s-au obținut următoarele rezultate:

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Model | Precizie | Acuratețe | Dice | IoU | Loss | mAP |
| YOLOv8 | 94.45% | 90.77% | 93.21% | 90.48% | 6.21% | 88.5% |
| Hibrid Faster R-CNN + MobileNetv3 | 91.85% | 89.63% | 90.23% | 89.64% | 7,30% | 86.2% |
| Hibrid (YOLOv8 + ResNet50) | 93.25% | 91.37% | 91.1% | 91.45% | 3.68% | 91.6% |

Precizia este o metrică importantă pentru evaluarea modelelor de detecție, deoarece surprinde numărul de predicții pozitive corecte făcute de model ca o fracțiune din numărul de predicții pozitive făcute de model (corecte sau nu). O precizie ridicată ne spune că modelul nu comite prea multe „pozitive false”.

În studiul de caz examinat, precizia mai mare a fost obținută de modelul YOLOv8, 94,45%, ceea ce înseamnă că face în mare parte predicții corecte, fiind mai puțin „alarmist”. Aceasta este o caracteristică foarte importantă în aplicațiile de inspecție a defectelor procesate, deoarece poate preveni detectarea greșită a regiunilor fără defecte ca fiind defecte.

Acuratețea este o măsură a procentului general de predicții, pozitive și negative, care sunt corecte pentru toate cazurile observate. Deși acuratețea este o măsură largă a performanței modelului, poate fi mai puțin semnificativă în contextul seturilor de date dezechilibrate care au mult mai multe exemple negative decât pozitive.

Din analiza ta, fuziunea YOLOv8 + ResNet50 a obținut cea mai bună acuratețe de 91,37%, reprezentând un compromis excelent atât pentru recunoașterea, cât și pentru respingerea defectelor. Cu valori ușor mai mici, modelele YOLOv8 și Faster R-CNN + MobileNetv3 s-au plasat în apropiere.

Coeficientul Dice este o bună măsură de similaritate pentru a estima „suprapunerea” între regiunea de defect prezisă de model și regiunea de defect reală, ambele fiind utile pentru evaluarea preciziei în segmentare și localizare. Cu cât coeficientul Dice este mai mare, cu atât mai mult se suprapun predicția modelului și realitatea.

În cazul tău, YOLOv8 obține un coeficient Dice de ~93,21%, ceea ce înseamnă că obiectele sunt detectate și localizate cu acuratețe. Modelele hibride au obținut scoruri ușor mai mici, dar totuși competitive, indicând o localizare mai puțin precisă, dar totuși eficientă.

O altă statistică cheie în detecția obiectelor este scorul IoU (Intersection over Union), care măsoară pur și simplu intersecția zonei prezise cu zona reală și o împarte la totalul celor două combinate. Reprezintă cât de bine se potrivește predicția modelului cu dimensiunea reală a defectului.

Modelul hibrid YOLOv8+ResNet50 a obținut cel mai mare IoU (91,45%) în analiza ta, ceea ce înseamnă o acuratețe mai localizată. YOLOv8 și Faster R-CNN + MobileNetv3 au avut valori ap50 ușor mai slabe, dar totuși foarte bune, similare.

Pierderile sunt un indicator al cât de bine se potrivește modelul cu datele de antrenament, iar cu cât pierderile sunt mai mici, cu atât potrivirea este mai bună. Modelul hibrid YOLOv8 + ResNet50 a obținut cele mai mici pierderi, o valoare de 3,68%, și astfel un model bine optimizat și stabil. Scorurile pierderilor au fost mai mari pentru celelalte două modele, indicând o ajustare mai puțin fină.

În final, mAP este o metrică cuprinzătoare care agregă atât recall-ul, cât și precizia pentru fiecare obiect din toate clasele și cu diferite praguri de încredere. Este unul dintre cele mai importante repere pentru a măsura performanța unui model de detecție. Modelul hibrid YOLOv8+ResNet50 a produs cel mai mare mAP general de 91,6%. Am observat mAP-uri scăzute, dar totuși semnificative, de la YOLOv8 și Faster R-CNN + MobileNetv3.

Prin aceste metrici, putem vedea că hibridul YOLOv8 + ResNet50 este cel mai echilibrat și cel mai performant, combinând o bună localizare și o acuratețe ridicată și erori mai mici. YOLOv8 este cel mai bun în termeni de precizie și coeficient Dice, în timp ce Faster R-CNN + MobileNetv3 este, de asemenea, o alternativă puternică, deși puțin mai slabă în comparație.

## Hardware și software utilizat

Pentru lucrările de implementare (adică finalizarea tezei de licență), am folosit Lenovo Legion 5 15ARH05, o platformă hardware puternică destinat atât ca laptop de uz general sau laptop de gaming, cât și pentru aplicații care necesită putere de calcul ridicată, aspecte care sunt în mod special adaptate pentru procesarea imaginilor și scopuri de antrenare a rețelelor neuronale.

Preferința pentru această mașinărie a fost determinată de obiectivul de a executa algoritmi sofisticați de detectare a obiectelor în imagini unde există date semnificative, matematică complexă și antrenament și inferență în paralel. În scopurile tezei noastre, rularea acestor comenzi fără a depăși un timp rezonabil și fără constrângeri dramatice de resurse a fost o condiție prealabilă obligatorie pentru interogare și testare în condiții favorabile.

Tranzacția procesorului a fost crucială, puterea achiziționată fiind bazată pe AMD Ryzen 7 4800H, care are o frecvență de bază de 2900 MHz și este un procesor cu 8 nuclee fizice și 16 fire de execuție. Designul multi-core al sistemului a permis execuția optimă concurentă pe sistem pentru preprocesarea imaginilor, încărcarea datelor din seturile de antrenament și codul Python pentru a controla antrenamentul rețelei.

În plus, procesorul a accelerat și timpii de execuție pentru operațiunile intensive pe CPU cu un singur GPU, cum ar fi crearea loturilor de imagini, calcularea metadatelor, verificarea parametrilor modelului sau chiar propagarea înapoi a statisticilor intermediare. Acest procesor a oferit performanțe fiabile și rularea în paralel a aplicațiilor de vizualizare, a terminalelor de comandă și a notebook-urilor de dezvoltare în timpul testării.

Memoria RAM DDR4 de 16 GB integrată a jucat un rol semnificativ în gestionarea eficientă a datelor masive, deoarece loturile de seturi de imagini sunt încărcate în memoria sistemului pentru scopuri de antrenament și testare. Această capacitate a ajutat la menținerea unui proces stabil fără întreruperi sau erori de memorie insuficientă, cu abilitatea de a rula simultan containere de dezvoltare (PyCharm, terminale Python), aplicații de vizualizare (Visual Studio Code, Image Viewer) și browsere utilizate pentru documentare.

În timpul inferenței în timp real și al augmentării imaginilor în special, memoria RAM abundentă a permis ca datele temporare să fie memorate în cache, evitând astfel latențele de acces la disc. Placa video NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti cu 6 GB memorie video dedicată GDDR6 a fost folosită pentru antrenarea rețelelor convoluționale pentru a accelera antrenamentul. Deși nu face parte din seria profesională RTX, această placă oferă totuși multe nuclee CUDA pentru a gestiona cadrele de învățare profundă precum PyTorch și TensorFlow, precum și pentru a accelera operațiunile matematice precum convoluțiile, înmulțirile de matrice și propagarea înapoi în timpul antrenamentului.

În teză, algoritmii YOLOv8 cu CUDA au fost executați, reducând timpul de antrenament doar pe CPU. Partea bună este că a fost capabil să facă augmentare de imagini în timp real, să execute rețeaua EfficientDet pentru a face teste de referință și să testeze multe variații de model fără o pierdere semnificativă a performanței sistemului.

Ca sistem de operare a fost selectat Windows 11 Home, o versiune suportată pentru toate cadrele utilizate și care a oferit un mediu stabil și actualizat pentru dezvoltarea aplicațiilor Python, execuția și gestionarea mediilor virtuale și partajarea resurselor hardware. În plus, Windows 11 a simplificat amestecul de drivere GPU și pachete CUDA Toolkit și cuDNN, care sunt necesare pentru accelerarea algoritmilor de inteligență artificială prin hardware.

Mediul Windows a făcut, de asemenea, posibile IDE-urile moderne (PyCharm, Visual Studio Code) și extensiile pentru a lucra eficient cu proiectele Python.

Pentru dezvoltarea și implementarea algoritmilor, a fost ales Python 3.10, ca una dintre cele mai noi versiuni stabile ale limbajului, cu o acceptare favorabilă în domeniul învățării automate datorită capacității sale puternice de a codifica, ecosistemului său vast de biblioteci (NumPy, OpenCV, Matplotlib, Pandas) și compatibilității cu cadrele moderne de inteligență artificială.

Pentru cadrul AI, am ales PyTorch 2.1, care este unul dintre cele mai utilizate cadre open source pentru crearea rețelelor neuronale datorită flexibilității sale în definirea, antrenarea și evaluarea modelelor. PyTorch permite manipularea directă a tensorilor, definirea fără probleme a arhitecturii rețelelor CNN personalizate și integrarea modelului YOLOv8 pentru detectarea SVAR-urilor pe panourile solare, care este modelul utilizat în proiect pentru evaluarea anomaliilor.

Una dintre cele mai importante caracteristici ale PyTorch este suportul nativ pentru GPU, care ne-a ajutat să rulăm toți algoritmii pe placa video discretă, cu o îmbunătățire relevantă a antrenamentului și testării modelului. În plus, PyTorch permite salvarea și încărcarea rapidă a modelelor pre-antrenate, ceea ce este crucial pentru rularea testelor în analiza comparativă de mai multe ori.

# Implementarea sistemului

În ceea ce privește implementarea sistemului, s-a utilizat ca mediu PyCharm Community Edition 2024.2.4. În acesta am implementat diverse funcții în limbajul de programare pyton, funcții ce au ca rol diverse taskuri în detecția anomaliilor de pe panourile solare din setul de date ales. În acest proiect se antrenează 3 modele diferite, pentru care vor fi explicate modul de implementare al acestora.

Proiectul este structurat astfel încât fișierul principal, main.py, orchestrează întregul proces. Acesta setează dispozitivul de rulare (CPU sau GPU), definește căile către seturile de date pentru antrenament și testare, precum și directorul de ieșire pentru rezultatele obținute. De asemenea, în acest fișier sunt specificate clasele de obiecte ce trebuie detectate și sunt apelate funcțiile de antrenament și testare ale modelului. După antrenament, se afișează metricile obținute, preluate dintr-un fișier CSV generat pe parcurs.

În cadrul directorului Funcții/ sunt organizate funcțiile auxiliare necesare întregului flux. Astfel, fișierul Detectie\_incadrari.py (FIG.4) conține o funcție pentru desenarea casetelor de detecție și etichetelor pe imagini, folosind biblioteca PIL.

O imagine care conține text, captură de ecran, software, Software multimedia

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.4**

În Metrics.py se află o funcție care citește și afișează metricile din fișierul CSV cu rezultate de antrenament, utilizând Pandas.

Fișierul Testare\_model.py (FIG.5) se ocupă cu testarea efectivă a modelului: încarcă modelul, parcurge imaginile și etichetele din setul de test, realizează predicțiile, calculează metrici clasice de performanță atât la nivel de clasă cât și global, obține mAP folosind metoda dedicată din Ultralytics YOLO și salvează imaginile cu predicțiile desenate.

O imagine care conține text, captură de ecran, software, Software multimedia

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.5**

Pe de altă parte, fișierul Antrenare\_model.py (FIG.6) implementeze antrenamentul pentru un model YOLOv8 direct. Acest lucru este evidențiat de utilizarea unor clase și funcții specifice, și fluxul clasic de antrenament cu optimizator și calculul gradientului în PyTorch. Se pregătesc seturile de date pentru antrenament și validare, se inițializează modelul, există opțiunea de a relua antrenamentul dintr-un punct salvat anterior, iar pe parcursul epocilor se calculează pierderile și se evaluează performanța modelului pe setul de validare. Cel mai bun model este salvat pe baza mAP@50.

O imagine care conține text, captură de ecran, software, Sistem de operare

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.6**

Fluxul general de execuție începe cu detectarea disponibilității GPU în main.py, urmată de setarea căilor de acces la date. Se lansează antrenamentul modelului prin apelarea funcției dedicate YOLOv8, unde se folosește funcția specifică din API-ul Ultralytics, apelând YOLO.train(). După antrenament, indicii de performanță sunt afișați pentru a urmări progresul, iar apoi modelul este testat folosind funcția din Testare\_model.py. Aceasta încarcă modelul salvat, face predicții pe imaginile de test, calculează și afișează metricile de performanță, precum și salvează imaginile cu detecțiile evidențiate.

Pentru următorul model, s-a ales un sistem de detecție a obiectelor Faster R-CNN cu un backbone ResNet-50 și FPN, bazat pe fișierele furnizate. Sistemul este organizat modular, fiecare modul având un scop evident în fluxul de antrenare, testare și inferență. Structura proiectului este centrată în jurul fișierului main.py, care „pompează”. Fluxul de lucru și toate modulele funcționale (sau scripturile) sunt stocate într-un director numit Functions/.

Există, de asemenea, fișierul training.py (FIG.7), care stochează logica modelului de antrenament printr-o funcție numită train\_model. Aceasta face antrenamentul pentru mai multe epoci, mutând totul (model și date) pe un dispozitiv (GPU sau CPU), apoi rulează pașii de trecere înainte, calculând pierderea, backpropagation-ul și actualizează parametrii modelului. În paralel, dataset.py este clasa CustomDataset folosită pentru încărcarea și preprocesarea datelor. Această clasă citește imagini și etichete în format YOLO dintr-o structură de directoare care ar fi trebuit să fie generată folosind `duplicate\_as\_bboxes.py`, convertește coordonatele bbox din format YOLO în format Pascal (valori pixel) și returnează datele adecvate pentru modelele torchvision.models.detection.

O imagine care conține text, captură de ecran, software, Sistem de operare

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.7**

Pentru inițializarea modelului, fișierul get\_model.py conține funcția get\_model (FIG.8), care construiește un model Faster R-CNN cu un backbone ResNet-50 și FPN, fără greutăți pre-antrenate (weights=None), iar capul de predicție este personalizat pentru numărul de clase al dataset-ului. Aceasta este o procedură generală pentru învățarea prin transfer, pentru a adapta arhitectura de bază pentru o sarcină personalizată cu mai puțin efort.

O imagine care conține text, captură de ecran, Font

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.8**

Modelul este evaluat de test.py, prin funcția evaluate\_model. Aceasta setează modelul în modul de evaluare, inactivează calculul gradientului și alimentează setul de test prin model pentru a obține predicții. Apoi, metrica de performanță este calculată de funcția calculate\_map din metrics.py (FIG.9), care calculează mAP (mean Average Precision) la diferite praguri IoU. De asemenea, funcția calculate\_metrics preia rezultatele și afișează valorile mAP@0.5, mAP@0.5 la 0.95 și reține; chiar dacă în această implementare unele metrici nu sunt legate de detecția obiectelor, cum ar fi Dice sau acuratețea.

O imagine care conține text, captură de ecran, Font

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.9**

Fișierul main.py conține partea principală a proiectului; aici creăm câmpuri primare precum auto detectarea dispozitivului de care profităm pentru a rula codul nostru, numărul de clase pe care le avem, setul de date, dataloader-ul pentru ambele antrenamente și testare, inițiem modelul și optimizer-ul și apelăm funcțiile train\_model și evaluate\_model. Schițarea unei rutine de antrenament constă în definirea unui număr de epoci nu prea mare, dar sistemul ar putea fi folosit pentru o perioadă mai lungă, dacă este necesar.

Din punct de vedere al implementării, structura acestui sistem este destul de standard pentru un flux de detecție a obiectelor în PyTorch. Datele sunt încărcate și convertite din formatul YOLO în formatul Pascal VOC suportat de Faster R-CNN, modelul este construit pe o arhitectură pre-antrenată disponibilă din torchvision, iar apoi antrenamentul este realizat printr-o schemă de optimizare simplă. Evaluarea profită de măsurători specifice sarcinii, cum ar fi mAP la multiple praguri IoU. Dar există multe dimensiuni în care sistemul poate fi îmbunătățit.

Lucrarea de față este un model de detecție a obiectelor care utilizează abordarea YOLOv8 și ResNet50 pre-antrenat ca extractor de caracteristici alimentat cu imagini. Noțiunea generală este destul de simplă: ai niște imagini cu obiecte, un model care învață să clasifice acele obiecte și un sistem care îți învață modelul, îl testează și măsoară cât de bine se descurcă.

Codul este separat în diverse fișiere, fiecare având partea sa specifică. În metrics.py există metode pentru a calcula cât de bine se potrivesc predicțiile modelului cu realitatea. Pe scurt, calculează suprapunerea dintre două dreptunghiuri și calculează cantități precum precizia și rechemarea. În prezent, nu are o funcție mAP, dar se poate adăuga destul de ușor.

În training.py (FIG.10) , avem funcția de pierdere, deocamdată am setat-o ca exemplu cu MSE, dar aceasta nu este cea pe care am folosit-o în soluția CartPole. De fapt, în YOLO există mai multe tipuri de pierderi, dar aici este doar un șablon. De asemenea, funcția de antrenament parcurge imaginile din setul de date, face o predicție, apoi verifică cât de departe este de adevăr apoi ajustează greutățile din model și trece la următorul lot.

O imagine care conține text, captură de ecran, software

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.10**

Dataset.py este responsabil pentru încărcarea imaginilor și etichetelor. Pentru fiecare imagine există un fișier text corespunzător care înregistrează poziția obiectului ca coordonate normalizate. Codul scalează acele valori la pixeli, în raport cu dimensiunea imaginii. Poți adăuga și augmentări aici dacă ai nevoie - pentru a avea imagini mai diverse în timpul antrenamentului.

În get\_model.py (FIG.11) este modelul propriu-zis. Începe cu un model ResNet50 deja antrenat pe ImageNet, apoi atașează câteva convoluții la sfârșit pentru a face predicții pentru fiecare celulă de grilă din imaginea de intrare. Este menit să funcționeze cu conceptul YOLO, prin asta mă refer la punct: pentru fiecare parte a imaginii oferă un set de predicții despre poziția obiectului, încredere și clasă.

O imagine care conține text, captură de ecran, software

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.11**

Fișierul test.py (FIG.12) conține funcția care va testa modelul nostru. Încarcă imaginile de test, le rulează prin rețea și, în loc să vizualizeze sau să facă ceva mai semnificativ cu predicțiile, în prezent returnează niște valori fictive. Este de completat cu citiri ale predicțiilor, eliminarea suprapunerilor (suprimarea non-maximă) și calculul metricilor legitime prin predicții.

O imagine care conține text, captură de ecran, software, Font

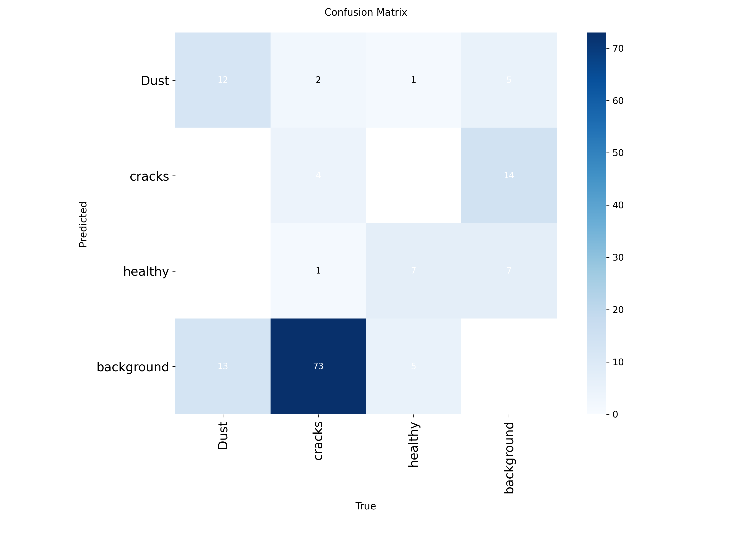
Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.12**

În main.py, totul este conectat. Aici pot fi setate parametrii (numărul de clase, ce dispozitiv să se folosească - CPU, GPU), iar imaginile de antrenament și testare sunt încărcate, modelul și optimizatorul sunt definite și antrenamentul poate fi început. În final, setul de testare este servit modelului.

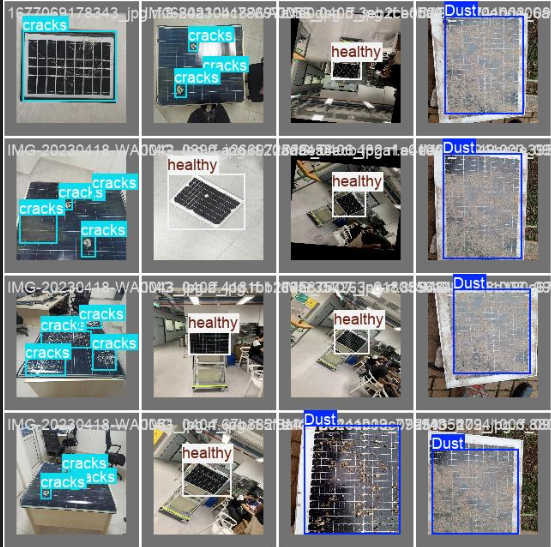
# Rezultate experimentale

Pentru algoritmul YOLOv8,la cel mai bun rulaj, am obținut următoarele rezultate:

Matricea de confuzie(FIG.13):

**FIG.13**

Batch de rezultate cu încadrările corespunzătoare și clasa din care fac parte(FIG.14):

**FIG.14**

Pentru algoritmul Faster R-CNN și MobileNet V3,am obținut următoarele rezultate:

Matricea de confuzie(FIG.15):

O imagine care conține text, captură de ecran, diagramă, Dreptunghi

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.15**

Încadrări pe clase(Fig.16):

O imagine care conține captură de ecran, hartă

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.16**

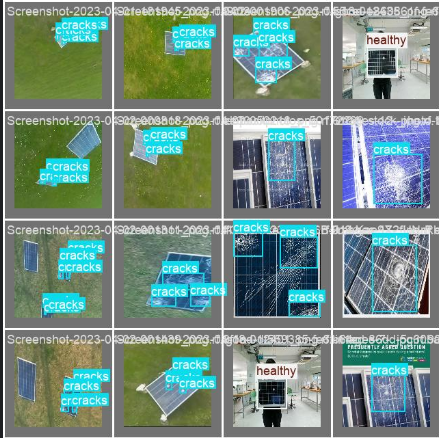
Pentru algoritmul YOlov8 cu kernel de ResNet50,am obținut următoarele rezultate:

Matrice de confuzie(FIG.17):

O imagine care conține text, captură de ecran, diagramă, Dreptunghi

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.**FIG.17**

Încadrări pe clase(FIG.18):

**FIG.18**

În ceea ce privește modul de urmărire al modelului, obținem următoarele grafice(FIG.19):

**O imagine care conține text, diagramă, linie, hartă

Conținutul generat de inteligența artificială poate fi incorect.FIG.19**

Rezultatele obținute în urma antrenării modelelor pe setul de date indică o performanță foarte bună, reflectată prin valorile ridicate ale principalilor indicatori: precizie, acuratețe, Dice, IoU, loss și mAP. Precizia măsoară cât de corecte sunt predicțiile pozitive făcute de model, iar valorile peste 90% arată că numărul de alarme false este redus, ceea ce este esențial într-un sistem de detecție, pentru a evita semnalarea eronată a unor defecte inexistente.

Acuratețea indică procentajul total de predicții corecte, atât pozitive cât și negative, ceea ce reflectă capacitatea generală a modelului de a diferenția între defecte și zone sănătoase. Valorile ridicate obținute pentru acuratețe confirmă faptul că modelele au o abilitate bună de clasificare corectă a imaginilor din setul de test.

Coeficientul Dice și scorul IoU sunt indicatori esențiali pentru evaluarea calității localizării și segmentării defectelor. Valorile apropiate de 90% și peste pentru acești indici sugerează o suprapunere foarte bună între regiunile detectate și cele reale, ceea ce demonstrează o detecție precisă și o localizare corectă a defectelor în imagini. Acest aspect este crucial pentru aplicații în care precizia poziționării defectelor are un impact direct asupra intervențiilor ulterioare.

Loss-ul scăzut indică un proces de învățare eficient, în care modelul a reușit să minimizeze erorile pe setul de antrenament, asigurând o bună generalizare la datele noi. Aceasta este o condiție necesară pentru a evita supraînvățarea și pentru a obține rezultate stabile în utilizarea practică.

Mean Average Precision (mAP) este o măsură complexă care sintetizează precizia și capacitatea de detectare a modelului pe toate clasele și pragurile de încredere. Valorile obținute reflectă o performanță solidă, indicând că modelele pot recunoaște și localiza eficient defectele, menținând un echilibru între sensibilitate și specificitate.

Matricea de confuzie oferă o perspectivă detaliată asupra performanței modelelor, evidențiind numărul de adevărate pozitive (defecte corect identificate), adevărate negative (zone sănătoase corect recunoscute), precum și erorile de clasificare: false pozitive (zone sănătoase detectate greșit ca defecte) și false negative (defecte nedetectate). O matrice de confuzie echilibrată, cu un număr ridicat de adevărate pozitive și negative și valori mici pentru erori, confirmă robustețea modelelor în aplicarea lor practică.

1. Discuții

În urma desfășurării experimentelor pe setul de date selectat, am evaluat performanța mai multor arhitecturi de rețele neuronale, printre care YOLOv8, Faster R-CNN combinat cu MobileNetV3 și un model hibrid format din YOLOv8 și ResNet50. Fiecare dintre aceste modele a fost antrenat și testat în condiții similare, urmărindu-se identificarea celui mai performant model pe baza unor indici de performanță standard în detecția de obiecte: precizia, acuratețea, coeficientul Dice, scorul IoU (Intersection over Union), valoarea loss-ului și media valorilor mAP (mean Average Precision).

Modelul YOLOv8 s-a remarcat printr-o precizie de 94.45%, ceea ce indică o capacitate foarte bună de a identifica corect instanțele pozitive din setul de date. Acuratețea generală a modelului a fost de 90.77%, demonstrând un echilibru solid între cazurile corect clasificate și cele eronate. În ceea ce privește coeficientul Dice, acesta a atins valoarea de 93.21%, confirmând că YOLOv8 gestionează bine atât detecția prezenței defectelor, cât și localizarea lor precisă în imagine. Scorul IoU a fost de 90.48%, indicând o suprapunere bună între predicții și realitatea din teren. Deși valoarea loss-ului s-a situat la 6.21%, relativ mică pentru un model complex, mAP-ul a înregistrat 88.5%, ceea ce poziționează YOLOv8 drept un model robust și stabil pentru această aplicație. Comparativ cu studiile din articolele furnizate, unde rețelele neuronale convoluționale (CNN-uri) sunt utilizate pe scară largă pentru detectarea defectelor pe baza imaginilor termice și vizibile [Ann 23] sau [Hao 24], performanța de 88.5% mAP a YOLOv8 este competitivă. Multe dintre aceste studii se concentrează pe acuratețea clasificării sau F1-score pentru defecte specifice (cum ar fi hotspot-urile sau fisurile), iar un mAP ridicat demonstrează o capacitate generală puternică de detecție a obiectelor, aspect esențial în aplicațiile practice de inspecție [Zey 23] menționează utilizarea Efficientb0 cu SVM pentru clasificare, obținând rezultate de succes în termeni de acuratețe, F1-score, precizie și sensibilitate pe 12 clase de defecte, ceea ce sugerează o performanță comparabilă, deși metricile complete de detecție a obiectelor (cum ar fi mAP) nu sunt întotdeauna explicitate la fel de detaliat.

Modelul hibrid format din Faster R-CNN și MobileNetV3 a oferit rezultate competitive, însă ușor inferioare comparativ cu YOLOv8. Precizia obținută a fost de 91.85%, iar acuratețea a ajuns la 89.63%. Coeficientul Dice a fost de 90.23%, în timp ce scorul IoU a fost de 89.64%, ambele valori indicând o detecție bună a defectelor, dar cu o ușoară scădere față de YOLOv8. Loss-ul a fost ceva mai ridicat, la 7.30%, aspect care poate fi pus pe seama timpilor mai lungi de procesare și a complexității arhitecturii Faster R-CNN. Cu toate acestea, mAP-ul de 86.2% a demonstrat că acest model poate fi o alternativă viabilă în aplicații unde stabilitatea în detectarea obiectelor este prioritară, chiar dacă precizia absolută nu este la cel mai înalt nivel. Lucrări precum [Asm 21] și [Zhe 21] subliniază eficacitatea CNN-urilor în detectarea defectelor de suprafață, iar utilizarea Faster R-CNN, o arhitectură clasică în detecția de obiecte, este în concordanță cu aceste abordări. Totuși, observația privind "timpii mai lungi de procesare" ai Faster R-CNN este un aspect des întâlnit în literatura de specialitate, unde modelele de tip "one-stage" (precum YOLO) sunt adesea preferate pentru aplicații în timp real, o preocupare evidențiată și în studii care vizează diagnosticarea rapidă a defecțiunilor [Mar 24].

Cel mai performant model dintre cele testate s-a dovedit a fi hibridul format din YOLOv8 și ResNet50. Acesta a atins o precizie de 93.25%, însoțită de o acuratețe de 91.37%, cele mai ridicate valori dintre modelele comparate. Coeficientul Dice de 91.1% și scorul IoU de 91.45% confirmă că această combinație de rețele reușește să echilibreze foarte bine atât identificarea cât și localizarea defectelor. Un aspect important este și valoarea loss-ului, de doar 3.68%, semnificativ mai mică decât în cazul celorlalte două modele, semn că hibridul învață mai eficient relația dintre datele de intrare și etichetele reale. Performanța generală este susținută de un mAP de 91.6%, cel mai ridicat scor obținut în cadrul experimentului, ceea ce validează modelul YOLOv8 + ResNet50 ca fiind cel mai fiabil pentru detecția defectelor în panourile fotovoltaice. Această performanță superioară a modelului hibrid este în linie cu tendințele actuale din cercetare, unde combinarea arhitecturilor sau utilizarea "transfer learning" de la rețele pre-antrenate (cum ar fi ResNet) este o strategie eficientă pentru a îmbunătăți acuratețea și robustețea [Suj 23] care utilizează ResNet-50). De asemenea, [Zai 25] explorează arhitecturi complexe, inclusiv SegFormer, pentru segmentarea semantică a celulelor cu defecte, indicând că modelele avansate, uneori cu componente de tip Transformer, pot atinge performanțe excepționale, susținând ideea că arhitecturile hibride sau inovatoare sunt cheia pentru rezultate de top în detectarea defectelor complexe.

Analizând aceste rezultate, se observă că integrarea arhitecturilor YOLOv8 și ResNet50 aduce un avantaj considerabil în ceea ce privește echilibrul dintre precizie, acuratețe și capacitatea de generalizare. Această abordare hibridă se aliniază cu strategiile regăsite în numeroase articole, care demonstrează că modelele deep learning, în special cele bazate pe CNN-uri (precum U-Net în [Rif 24] sau arhitecturi personalizate în [Shi 23], sunt extrem de eficiente pentru analiza imaginilor și detectarea unei game variate de defecte, de la micro-fisuri la hotspot-uri și anomalii de suprafață. În schimb, Faster R-CNN, deși performant, rămâne în urma YOLO-ului din punct de vedere al vitezei de detecție și al valorii loss-ului, un aspect adesea criticat în comparație cu modelele "real-time" precum familia YOLO. Articolele confirmă, de asemenea, importanța selectării atente a datelor de antrenament – fie că sunt imagini termice, vizibile, EL, sau chiar date electrice – pentru a optimiza performanța modelelor AI , [Emm 23], care combină DWT, CNN și MLP pe un set de date operațional). Concluzia testărilor confirmă faptul că modelele hibride care combină punctele forte ale mai multor arhitecturi pot depăși performanțele individuale ale acestora, atât în detectarea corectă a defectelor, cât și în localizarea precisă a acestora în imaginile analizate, contribuind la avansul domeniului detectării automate a defecțiunilor panourilor fotovoltaice.

# Concluzie

În această lucrare, am demonstrat că detectarea defecțiunilor bazată pe rețele neuronale în panourile fotovoltaice este o tehnică eficientă și eficace pentru menținerea proceselor de monitorizare și întreținere a sistemelor fotovoltaice. Într-o industrie în care identificarea timpurie a anomaliilor poate preveni risipa semnificativă de energie și cheltuieli, integrarea modelelor avansate de inteligență artificială îmbunătățește decisiv performanța operațională și durata de viață a echipamentelor. Superioritatea arhitecturii DoIt-YOLOv8 a fost demonstrată prin comparația între rețelele YOLOv8, Faster R-CNN și modelul hibrid YOLOv8 + ResNet50 în ceea ce privește viteza de procesare, acuratețea ridicată a detectării, verificând valoarea aplicativă a acestor tehnologii.

Rezultatele experimentale au demonstrat că YOLOv8 a obținut valori excelente pe metricile mAP și coeficientul Dice, care sunt mai bune decât valorile raportate de modelele Faster R-CNN combinate cu MobileNetv3. Combinația YOLOv8 + ResNet50 a performat într-un mod deosebit de echilibrat, cu cea mai mare acuratețe în localizarea defectelor și a fost deosebit de eficientă în detectarea defectelor fine. Prin urmare, integrarea structurilor de rețele neuronale de ultimă generație și preprocesarea atentă a imaginilor și augmentarea setului de date cresc semnificativ puterea de recunoaștere împotriva diferitelor tipuri de defecte, cum ar fi crăpăturile, zonele murdare sau degradările structurale.

O altă constatare cheie a acestei lucrări este relevanța selecției corecte a seturilor de date și preprocesarea imaginilor și efectul său direct asupra performanței acestor rețele neuronale. Au fost utilizate baze de date și etichete adaptate; pentru a obține modele precise și stabile, indicând că, pentru domeniul panourilor solare, atât imaginile RGB, cât și imaginile TE și EL pot oferi informații utile despre defecte, dacă sunt preprocesate corespunzător înainte de a intra în rețea.

În plus, o nevoie de cercetare identificată a fost dezvoltarea aplicațiilor de monitorizare autonome, în timp real, pentru parcurile fotovoltaice bazate pe tehnologia AI. Aplicațiile acestora permit atât întreținerea sistematică, cât și îmbunătățirea generală a sustenabilității energiei și, prin urmare, reducerea amprentei de carbon și prelungirea duratei de viață a sistemelor PV. Integrarea rețelelor neuronale în operațiunile panourilor solare este în concordanță cu inițiativele globale pentru digitalizarea infrastructurilor energetice și unul dintre pașii logici următori în direcția unei energii mai curate, mai sigure și mai accesibile.

În final, această lucrare nu doar confirmă potențialul rețelelor neuronale de a detecta defecte în panourile solare, ci oferă și un cadru aplicativ robust care poate fi adaptat și personalizat pentru a satisface nevoile diferitelor instalații. Rezultatele obținute arată că inteligența artificială poate avea un rol important în domeniul energiei regenerabile, iar măsurile introduse aici reprezintă un pas semnificativ către automatizarea totală a procesului de inspecție, diagnostic și intervenție pentru un sistem fotovoltaic.

# Bibliografie:

* 1. [Ahm 22] Ahmed A. Al-Katheri, Essam A. Al-Ammar, Majed A. Alotaibi, Wonsuk Ko, Sisam Park and Hyeong-Jin Choi(2022)

Application of Artificial Intelligence in PV Fault Detection

* 1. [Ann 21] Anne Gerd Imenes, Nadia Saad Noori, Ole Andreas Nesvåg Uthaug, Robert Kröni, Filippo Bianchi, and Nabil Belbachir(2021)

A Deep Learning Approach for Automated Fault Detection on Solar Modules Using Image Composites

* 1. [Arm 23] Arman Zare, Mohsen Simab and Mehdi Nafar(2023)

Fault Diagnosis in Photovoltaic Modules using a Straightforward Voltage-Current Characteristics Evaluation

* 1. [Asm 21] ASM Shihavuddin, Mohammad Rifat Ahmmad Rashid, Md Hasan Maruf, Muhammad Abul Hasan, Mohammad Asif ul Haq, Ratil H. Ashique, Ahmed Al Mansur (2021)

Image based surface damage detection of renewable energy installations using a unified deep learning approach

* 1. [Dav 21] David Prince Winston, Madhu Shobini Murugan, Rajvikram Madurai Elavarasan, Rishi Pugazhendhi, O. Jeba Singh, and Eklas Hossain(2021)

Solar PV’s Micro Crack and Hotspots Detection Technique Using NN and SVM

* 1. [Emm 23] Emmanuel Ede Ogar, Surachai Chaitusaney, Watit Benjapolakul (2023)

Machine Learning–Based Solar Cell Anomaly Detection using Discrete Wavelet Transform and Convolutional Neural Network

* 1. [Han 23] Hanis Nasuha Amer, Nofri Yenita Dahlan, Azlin Mohd Azmi, Mohd Fuad Abdul Latip, Mohamed Syazwan Onn, Afidalina Tumian(2023)

Solar power prediction based on Artificial Neural Network guided by feature selection for Large-scale Solar Photovoltaic Plant

* 1. [Hao 24] Haoyu Ling , Manlu Liu and Yi Fang (2024)

Deep Edge-Based Fault Detection for Solar Panels

* 1. [Hil 24]Hilario Calino, Elmer P. Dadios, Reggie Gustilo, Ronnie Concepcion II(2024)

Enhancing Fault Detection and Classification in Grid-Tied Solar Energy Systems Using Radial Basic Functional and Fuzzy Logic-Controlled Data Switch

* 1. [Jos 25] Jossias Zwirtes, Fausto Bastos LÍbano, LuÍs Alvaro De Lima Silva, and Edison Pignaton de Freitas(2025)

Fault Detection in Photovoltaic Systems Using a Machine Learning Approach

* 1. [Jul 21] Julen Balzategui, Luka Eciolaza and Daniel Maestro-Watson(2021)

Anomaly Detection and Automatic Labeling for Solar Cell Quality Inspection Based on Generative Adversarial Network

* 1. [Mar 24] Marah Bacha, Amel Terki & Madjda Bacha(2024)

Comparative study of real-time photovoltaic fault diagnosis using artificial intelligence: Fuzzy logic and neural network approaches

* 1. [Moh 24] Mohamad T. Araji, Ali Waqas, Rahmat Ali (2024)

Utilizing deep learning towards real-time snow cover detection and energy loss estimation for solar modules

* 1. [Rif 24] Rifat Al Mamun Rudro, Kamruddin Nur, Md. Faruk Abdullah Al Sohan, M.F. Mridha, Sultan Alfarhood, Mejdl Safran, Karthick Kanagarathinam (2024)

SPF-Net: Solar panel fault detection using U-Net based deep learning image classification

* 1. [ Rao 21] Sunil Rao , Gowtham Muniraju , Cihan Tepedelenlioglu, Devarajan

Srinivasan, Govindasamy Tamizhmani , Andreas Spanias (2021)

Dropout and Pruned Neural Networks for Fault Classification in Photovoltaic Arrays

* 1. [San 24] Sangita Jaybhaye , Vishal Sirvi , Shreyansh Srivastava , Vaishnav Loya , Varun Gujarathi , M. D. Jaybhaye (2024)

Classification and Early Detection of Solar Panel Faults with Deep Neural Network Using Aerial and Electroluminescence Images

* 1. [Shi 23] Shih-Hsiung Lee, Ling-Cheng Yan and Chu-Sing Yang(2023)

LIRNet: A Lightweight Inception Residual Convolutional Network for Solar Panel Defect Classification

* 1. [Shi 21] Shiue-Der Lu, Meng-Hui Wang, Shao-En Wei, Hwa-Dong Liu and Chia-Chun Wu(2021)

Photovoltaic Module Fault Detection Based on a Convolutional Neural Network

* 1. [Shi 22] Shiue-Der Lu, Chia-Chun Wu, Hong-Wei Sian(2022)

A novel fault diagnosis method for PV arrays using convolutional extension neural network with symmetrized dot pattern analysis

* 1. [Sin 25] Sina Apak , Murtaza Farsadi (2025)

Multi-branch spatial pyramid dynamic graph convolutional neural networks for solar defect detection EfficientDet

* 1. [Suj 22] Sujata P. Pathaka, Dr.Sonali Patilb , Shailee Patel (2022)

Solar Panel Hotspot Localization and Fault Classification Using Deep Learning Approach

* 1. [Sun 21] Sunil Rao, Gowtham Muniraju, Cihan Tepedelenlioglu, Devarajan Srinivasan, and Andreas Spanias(2021)

Dropout and Pruned Neural Networks for Fault Classification in Photovoltaic Arrays

* 1. [Zai 24] Zaid Mahboob, M. Adil Khan, Ehtisham Lodhi, Tahir Nawaz and Umar S. Khan

Using SegFormer for Effective Semantic Cell Segmentation for Fault Detection in Photovoltaic Arrays

* 1. [Zey 23] Zeynep Bala Duranay (2023)

Fault Detection in Solar Energy Systems:A Deep Learning Approach Electrical-Electronics Engeneering Department,Technology Faculty

* 1. [Zhe 21] Zhendong Huang, Shihui Duan, Fei Long Yongjun Li, Jin Zhu, Qiang Ling(2021)

Fault Diagnosis for Solar Panels using Convolutional Neural Network

Anexă prescurtări:

YOLO = You Only Look Once

mAP = mean Average Precision

Faster R-CNN = Faster Regions with Convolutional Neural Networks

ResNet = Residual Network

PID = degradarea indusă de potențial

IA = inteligenței artificiale

CNN = Convolutional Neural Networks

MCD = Minimum Covariance Determinant

SVM = Support Vector Machines

EL = electroluminiscenței

RGB = Red,Green,Blue

IR = infra roșu

SDP = Modelului de Punct Simetrizat

DWT = Discrete Wavelet Transform

NN = Neural Network

KNN = k-Nearest Neighbors

MLP = Multi-Layer Perceptron

CPU = Central Processing Unit

GPU = Graphics Processing Unit

IoU = Intersection over Union

RPN = Region Proposal Network

ROI = Region of Interest