

Sistem de diagnostic și monitorizare a metastazelor ganglionare bazat pe Inteligentă Artificială și analiza imaginilor ecografice

Cuprins

CAPITOLUL 1. Introducere și Motivație	3
1.1. Contextul Medical	3
1.2. Definirea Problemei: Subiectivitatea Umană	4
1.3. Obiectivul Proiectului.....	4
CAPITOLUL 2. Tehnologii și Arhitectura Sistemului	5
2.1. Arhitectura Deep Learning: Mask R-CNN.....	5
2.2. Transfer Learning și ResNet-50.....	6
2.3. Procesare de Imagine (Computer Vision Clasic)	6
CAPITOLUL 3. Metodologie și Implementare.....	7
3.1. Pregătirea și Pre-procesarea Setului de Date (Data Curation)	7
3.2. Modulul 1: Analiza B-Mode (Geometrie și Rafinare)	8
3.3. Modulul 2: Analiza Doppler (Vascularizație)	9
3.4. Modulul 3: Analiza Elastografică (Rigiditate)	10
CAPITOLUL 4. Rezultate și Concluzii	11
4.1. Generarea Raportului Automat	11
4.2. Teste și Validare.....	12
4.3. Concluzii	12

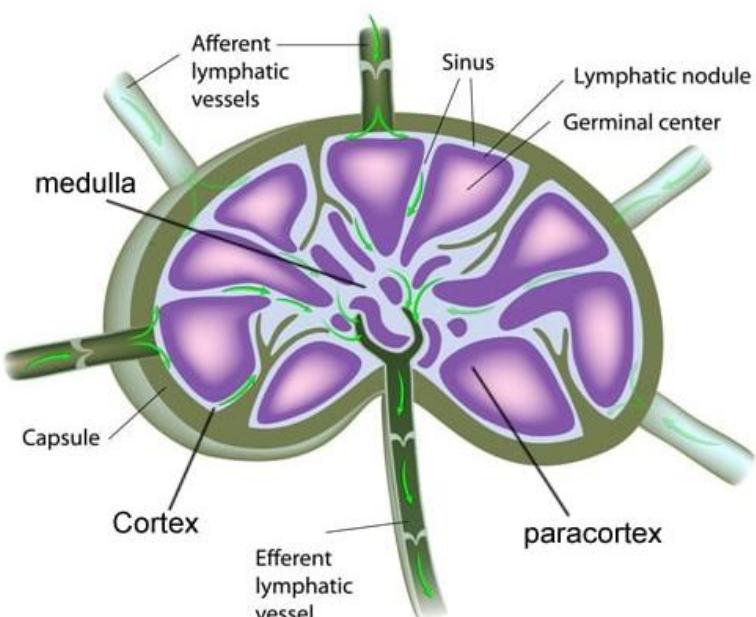
CAPITOLUL 1. Introducere și Motivație

1.1. Contextul Medical

Ganglionii limfatici au un rol esențial în sistemul imunitar, fiind responsabili cu filtrarea și apărarea organismului împotriva infecțiilor. Totuși, ei sunt și printre primii indicatori ai unor probleme serioase - de la simple infecții până la metastaze de cancer (tiroidian, mamar) sau limfoame.

În prezent, ecografia reprezintă metoda standard de investigare - este rapidă, neinvazivă și accesibilă, motiv pentru care medicii o folosesc pe scară largă. Totuși, interpretarea imaginilor ecografice este foarte dificilă. Radiologul trebuie să analizeze forma și conturul ganglionului, modul în care acesta este vascularizat și rigiditatea țesutului.

Anatomy of a Lymph Node



(Photo Credit : Alila Medical Media/ Shutterstock)

1.2. Definirea Problemei: Subiectivitatea Umană

Unul dintre marile dezavantaje ale diagnosticului ecografic este caracterul său subiectiv. Evaluarea depinde foarte mult de experiența și de starea medicului. Un specialist cu experiență poate identifica un nodul suspect, în timp ce un medic mai puțin experimentat îl poate considera benign.

În plus, măsurătorile manuale (precum trasarea conturului cu mouse-ul) sunt imprecise și pot varia foarte mult între operatori. Din acest motiv, este nevoie de un sistem automat, standardizat, care să ofere o a doua opinie obiectivă - un sistem de tip Computer-Aided Diagnosis (CAD).

1.3. Obiectivul Proiectului

Proiectul are ca obiectiv dezvoltarea unei aplicații software inteligente, bazată pe Deep Learning, care să automatizeze întreg procesul de analiză ecografică.

Sistemul propus include:

1. Detectie și Segmentare Automată: identificarea zonei exacte a nodulului, pixel cu pixel, fără intervenție umană.
2. Analiză Multimodală: integrarea celor trei tipuri de imagini ecografice:
 - o B-Mode - imaginea în scară de gri, pentru formă și structură;
 - o Doppler Color - analiza fluxului de sânge;
 - o Elastografie - estimarea rigidității țesutului.
3. Diagnostic Automat Presumptiv: clasificarea nodulului în benign sau suspect (malign), pe baza unor parametri calculați automat.

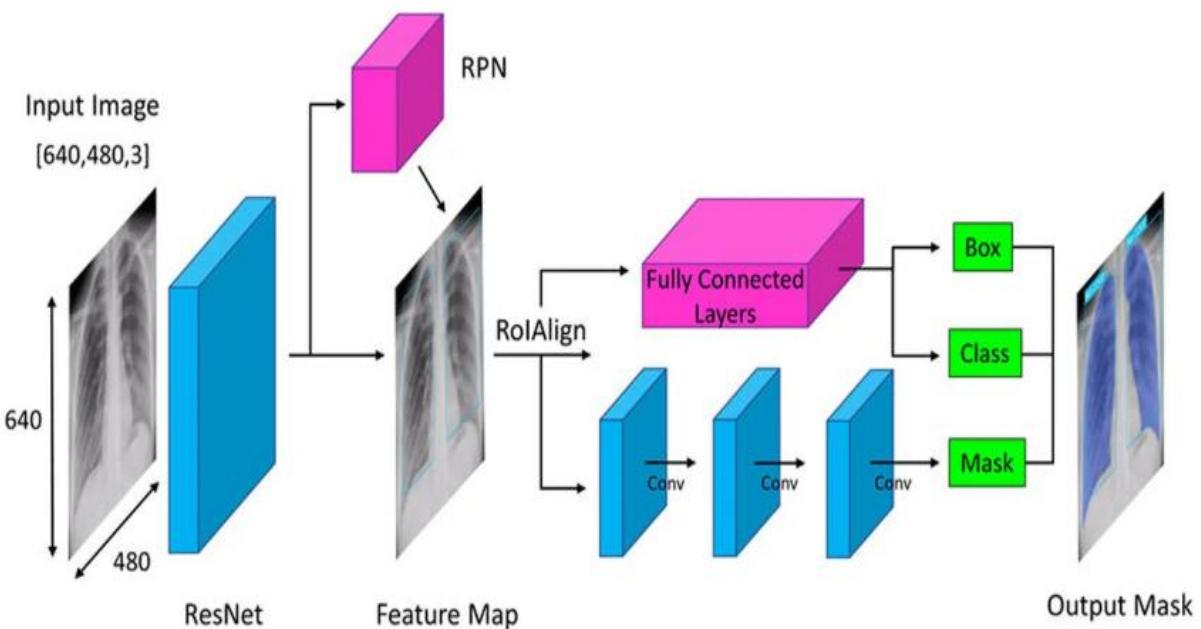
CAPITOLUL 2. Tehnologii și Arhitectura Sistemului

2.1. Arhitectura Deep Learning: Mask R-CNN

Pentru detecția și segmentarea nodulilor am ales arhitectura Mask R-CNN, implementată în Detectron2 (framework dezvoltat de Facebook AI Research).

Acest model oferă două lucruri esențiale:

- Bounding Box-ul - localizarea rapidă a unui nod;
- Masca de segmentare - conturul exact al obiectului, pixel cu pixel, necesar pentru calcule geometrice corecte (de exemplu, aria reală sau sfericitatea).



2.2. Transfer Learning și ResNet-50

Întrucât seturile de imagini medicale sunt relativ mici, antrenarea de la zero a unei rețele neuronale nu ar fi eficientă. De aceea, am folosit tehnica de Transfer Learning.

Am pornit de la un model pre-antrenat pe setul de date COCO, folosind o arhitectură ResNet-50 ca „backbone”. Ulterior, am făcut un fine-tuning al ultimelor straturi, adaptând modelul pentru imaginile ecografice ale ganglionilor. Astfel, rețeaua reușește să recunoască particularitățile vizuale specifice mediului medical.

2.3. Procesare de Imagine (Computer Vision Clasic)

Pe lângă inteligență artificială, am folosit și tehnici clasice de procesare de imagine prin biblioteca OpenCV - de exemplu, transformări morfologice, analize de histograme și filtrări. Acestea au ajutat enorm în corectarea erorilor modelului AI, mai ales în cazurile complexe (imagini Doppler sau elastografice).

CAPITOLUL 3. Metodologie și Implementare

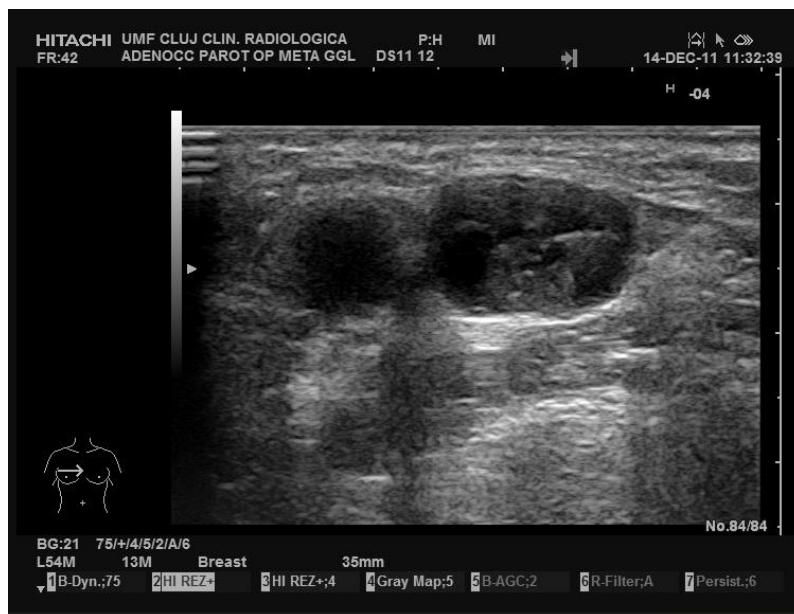
Acesta este nucleul lucrării, unde am adaptat tehnologia generală la specificul medical. Am împărțit problema în trei module distincte, fiecare având provocări unice.

3.1. Pregătirea și Pre-procesarea Setului de Date (Data Curation)

Pentru antrenarea și validarea sistemului, am folosit un set de imagini ecografice reale, fiecare fiind însoțită de un fișier de adnotare în format JSON, creat conform standardului VGG Image Annotator (VIA).

Acstele adnotări - realizate de medici experți - definesc exact forma și poziția ganglionului. Astfel, modelul se bazează pe un „adevăr de bază” corect și consistent, învățând pe date verificate medical.

O parte importantă a contribuției mele tehnice a fost conversia acestor adnotări într-un format compatibil cu Detectron2. Am implementat un algoritm de parsing care citește coordonatele poligonale, le procesează și pregătește imaginile pentru antrenare.



3.2. Modulul 1: Analiza B-Mode (Geometrie și Rafinare)

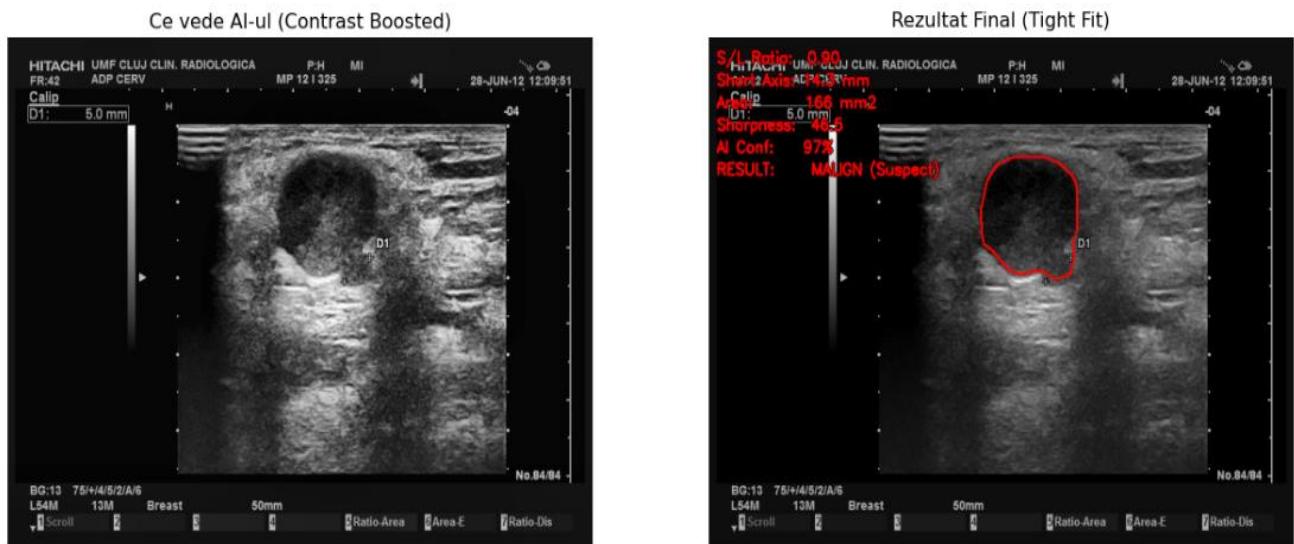
Imaginile B-Mode oferă informații despre forma și dimensiunea nodulului.

Problema: imaginile sunt adesea zgomotoase (speckle noise) și cu contrast scăzut, ceea ce face ca modelul să includă și țesuturile din jur.

Soluțiile implementate:

1. Aplicarea algoritmului CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) pentru creșterea contrastului și evidențierea marginilor.
2. Aplicarea unei eroziuni morfologice asupra măștii generate pentru a obține un contur mai precis și mai apropiat de realitate.

Criteriu de diagnostic: Se calculează raportul dintre lățimea și lungimea nodulului (S/L Ratio). Dacă valoarea depășește 0.6, nodulul este considerat *suspect*.



3.3. Modulul 2: Analiza Doppler (Vascularizare)

Acet modul se ocupă de analiza fluxului sanguin.

Provocare: imaginile conțin linii punctate și zone colorate (roșu/albastru) care pot deruta rețeaua neuronală.

Pipeline-ul de preprocesare:

1. Conversia în spațiul HSV și extragerea canalului de luminozitate (V) pentru a elimina efectul culorilor.
2. Aplicarea unui filtru median blur pentru a elimina liniile punctate.
3. Dilatarea măștii pentru a include zone marginale vizibile de vascularizare.

Criteriu de diagnostic: dacă sistemul detectează vasele de sânge predominant la periferia nodulului, acesta este considerat un semn de malignitate.



3.4. Modulul 3: Analiza Elastografică (Rigiditate)

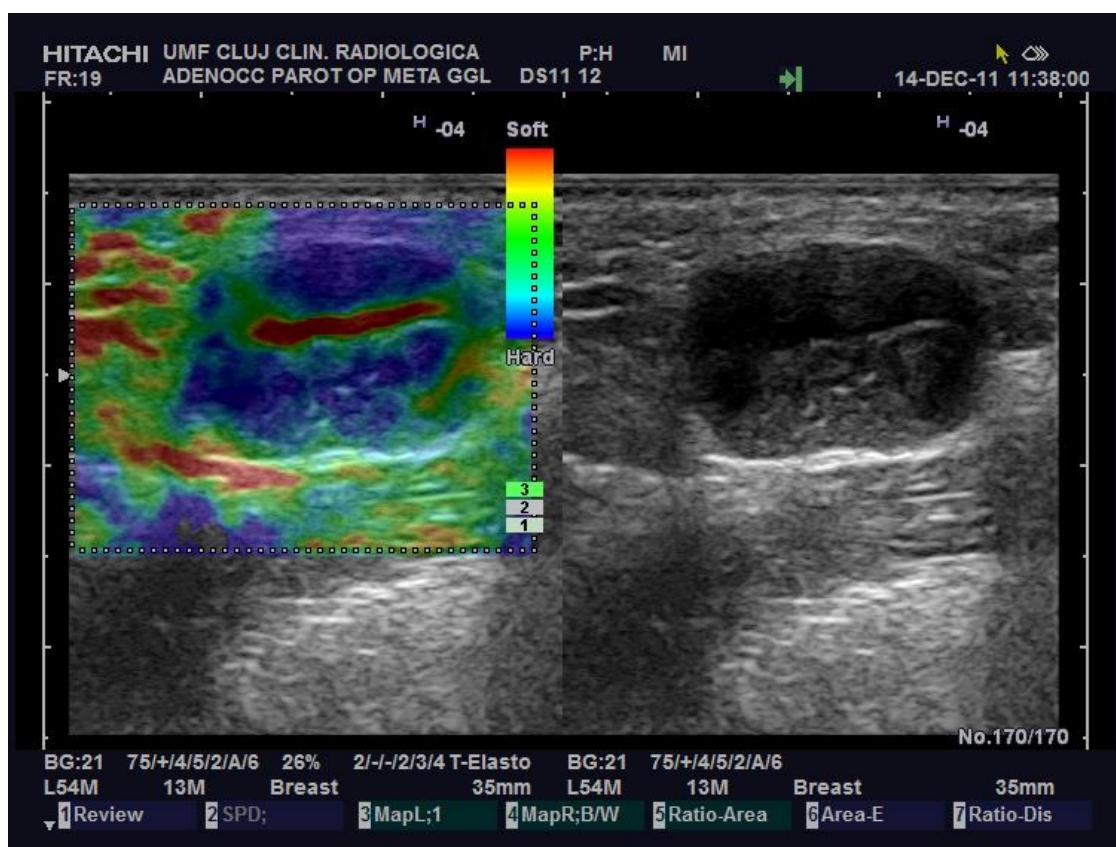
Imaginile de elastografie sunt împărțite pe două ferestre: una în B-Mode și una color, pentru rigiditate. AI-ul recunoaște nodulul doar pe partea stângă, așa că am implementat un algoritm geometric de translație care:

Detectează conturul pe partea stângă;

Măsoară distanța dintre ferestre;

Mută conturul exact peste harta color din dreapta.

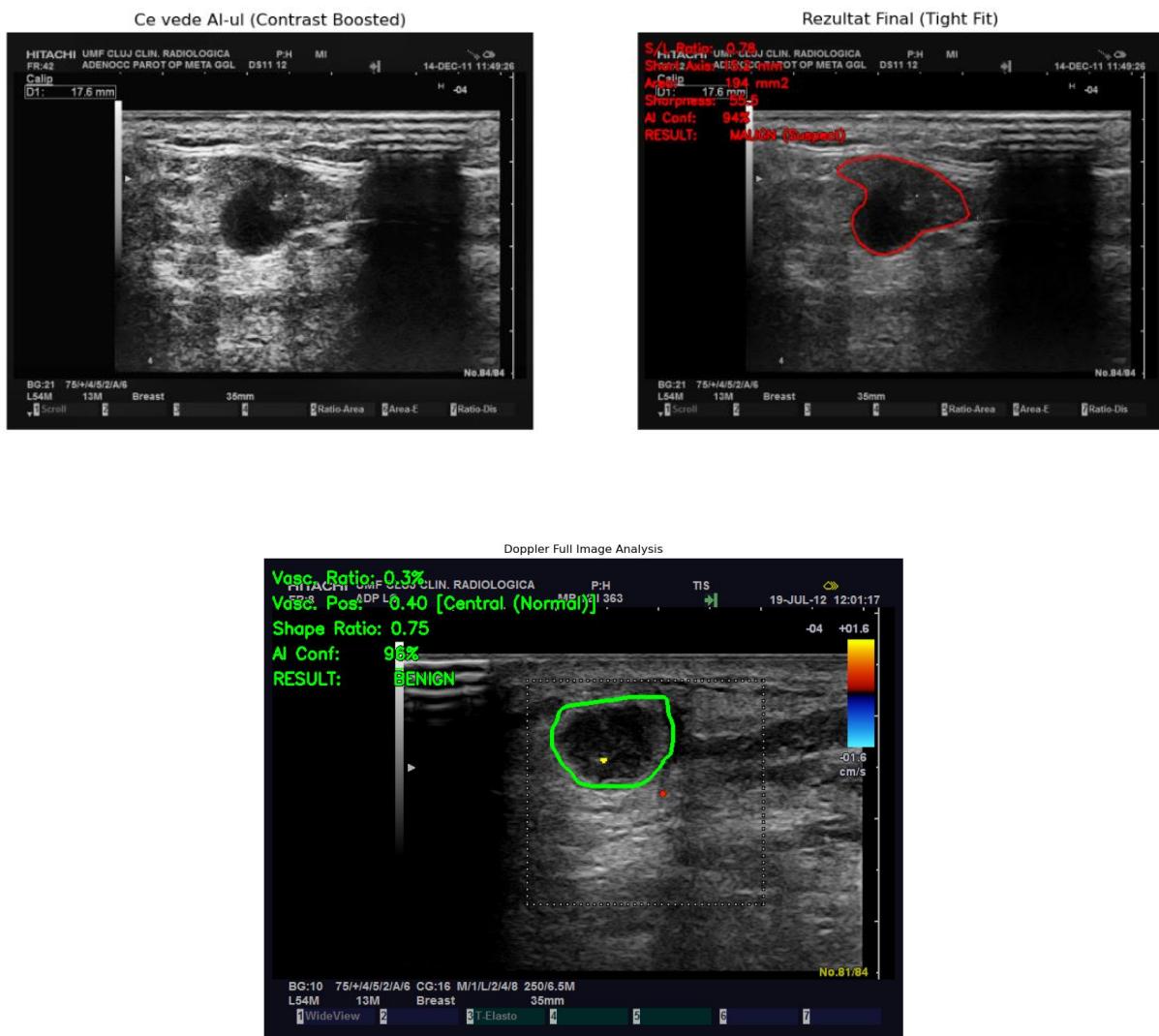
Criteriu de diagnostic: dacă peste 40% din suprafața nodului prezintă culori specifice rigidității (albastru + verde), sistemul îl clasifică drept malign.

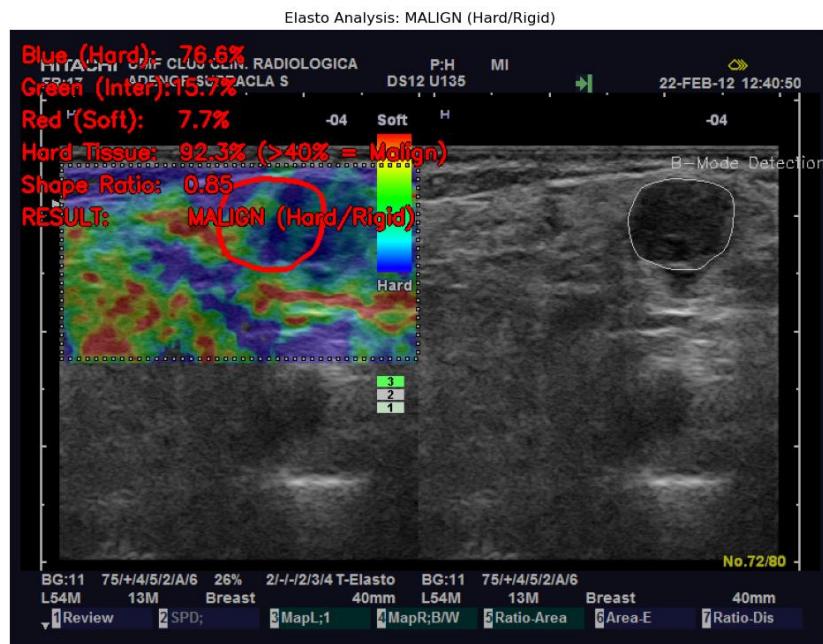


CAPITOLUL 4. Rezultate și Concluzii

4.1. Generarea Raportului Automat

Sistemul final generează automat, pentru fiecare analiză, un raport vizual cu masca și clasificarea nodulului: verde pentru benign, roșu pentru suspect.





4.2. Teste și Validare

Pentru verificarea robusteței, modelul a fost testat pe imagini noi, obținute de la alte aparate ecografice, diferite de cele folosite la antrenare. Rezultatele au arătat o bună capacitate de generalizare și o performanță stabilă chiar și în condiții de imagine diferite.

4.3. Concluzii

Prin acest proiect am demonstrat că un sistem bazat pe inteligență artificială poate oferi radiologilor o analiză obiectivă și standardizată. Soluția propusă combină rețelele neuronale moderne cu metode clasice de procesare a imaginilor, obținând un echilibru între performanță și acuratețe.

Contribuția principală constă în adaptarea acestor tehnologii la contextul medical real și în crearea unui sistem capabil să interpreteze automat imagini ecografice multimodale, transformând analiza subiectivă într-o susținută de date și calcule clare.