cancer la sân: predicția ariei tumorii și clasificare

PROIECT DE DIPLOMĂ

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

Conducător științific: **Prof. dr. ing. Eva-Henrietta DULF**

|  |  |
| --- | --- |
| DECAN  **Prof. dr. ing. Liviu MICLEA** | Vizat,  DIRECTOR DEPARTAMENT AUTOMATICĂ  **Prof. dr. ing. Honoriu VĂLEAN** |

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

Cancer la sân: predicția ariei tumorii și clasificare

1. **Enunțul temei:** *Realizarea unui model care poate să ofere o predicție cât mai corectă a ariei tumorii, pentru cancerul la sân. De asemenea, pentru același set de date, s-a dezvoltat un model, pentru a oferi un diagonistic, dacă tumoarea are potențial malign sau benign.*
2. **Conținutul proiectului:** *(enumerarea părților componente) Pagina de prezentare, Declarație privind autenticitatea proiectului, Sinteza proiectului, Cuprins, Titlul capitolului 1, Titlul capitolului 2,… Titlul capitolului n, Bibliografie, Anexe.*
3. **Locul documentării:** *Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca*
4. **Data emiterii temei:**
5. **Data predării:**

Semnătura autorului

Semnătura conducătorului științific

**Declaraţie pe proprie răspundere privind**

**autenticitatea proiectului de diplomă**

Subsemnatul(a) **Anca-Elena ANDREESCU**  , legitimat(ă) cu CI/BI seria VX nr. 943559 , CNP 6020317385573 ,

autorul lucrării:

Cancer la sân: predicția ariei tumorii și clasificare

elaborată în vederea susținerii examenului de finalizare a studiilor de licență la **Facultatea de Automatică și Calculatoare**, specializarea **Automatică și Informatică Aplicată,** din cadrul Universității Tehnice din Cluj-Napoca, sesiunea Iulie 2023 a anului universitar 2022-2023, declar pe proprie răspundere, că această lucrare este rezultatul propriei activități intelectuale, pe baza cercetărilor mele și pe baza informațiilor obținute din surse care au fost citate, în textul lucrării, și în bibliografie.

Declar, că această lucrare nu conține porțiuni plagiate, iar sursele bibliografice au fost folosite cu respectarea legislației române și a convențiilor internaționale privind drepturile de autor.

Declar, de asemenea, că această lucrare nu a mai fost prezentată în fața unei alte comisii de examen de licență.

În cazul constatării ulterioare a unor declarații false, voi suporta sancțiunile administrative, respectiv, *anularea examenului de licență*.

Data Prenume NUME

(semnătura)

**SINTEZA**

proiectului de diplomă cu titlul:

Cancer la sân: predicția ariei tumorii si clasificare

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

Conducător științific: **Titlu. ing. Prenume NUME**

1. Cerințele temei: Realizarea unui model care e capabil să ofere o acuratețe mărită atât în procesul de predicție a ariei tumorii, cât și pentru partea de caracterizare a tumorii: malignă sau benignă.

2. Soluții alese: Utlizarea mediului de dezvoltare Pycharm. Cu ajutorul limbajului de programare Python, s-a antrenat o rețea neuronală artificială (ANN) care rezolvă problema de regresie bazata pe predictia ariei. O altă rețea artificială a fost construită pentru rezolvarea problemei bazate pe împărțirea tumorii in cele doua clase: malignă si benignă

3. Rezultate obținute: Pentru partea de regresie s-a obținut o eroare medie pătratică de de 0.0001 si un coeficient de determinare( R^2) de 0.99. De asemenea, pentru reteau neuronală care se ocupă de împărțirea tumorii în două clase, s-a obținut o acuratețe de aproximativ 98%.

4. Testări și verificări: Din momentul în care retele neuronale au fost construite, s-au încercat mai multe combinații între parametrii, astfel s-au modificat valori pentru: numărul de straturi ascunse, numărul de neuroni de pe starturi, epoci. De asemenea, setul de date a jucat un rol important în antrenarea rețelei. Verificările s-au pus observa în valoarea erorii mediei pătratice, coeficientul de determinare și în modul în arătau graficele intre datele care se dorea sa fie prezise, și cele prezise.

5. Contribuții personale: Documentarea asupra modului optim de construire a rețelelor neuronale.

6. Surse de documentare:

Semnătura autorului

Semnătura conducătorului științific

Cuprins

[1 Introducere 2](#_Toc167962205)

[1.1 Context general 2](#_Toc167962206)

[1.2 Obiective 3](#_Toc167962207)

[1.3 Specificații 4](#_Toc167962208)

[2 Studiu bibliografic 5](#_Toc167962209)

[3 Analiză, proiectare, implementare 7](#_Toc167962210)

[4 Concluzii 8](#_Toc167962211)

[4.1 Rezultate obținute 8](#_Toc167962212)

[4.2 Direcții de dezvoltare 8](#_Toc167962213)

[5 Reguli de formatare 9](#_Toc167962214)

[5.1 Formatarea paginii 9](#_Toc167962215)

[5.2 Titluri și stiluri 9](#_Toc167962216)

[5.3 Figuri, tabele și ecuații 10](#_Toc167962217)

[5.3.1 Figuri 10](#_Toc167962218)

[5.4 Tabele 10](#_Toc167962219)

[5.5 Ecuații 10](#_Toc167962220)

[5.6 Referințe bibliografice 11](#_Toc167962221)

# Introducere

## Context general

Cancerul de sân a reprezentat dintotdeauna unul dintre principalele motive de deces în răndul femeilor, aproximativ 15% din numărul total de cazuri.[1] În anul 2020 statisticile au oferit un număr de aproximativ 2.3 milioane de cazuri noi apărute în rândul persoanelor de sex feminin, dintre care au dus la decesele a 685.000 de femei. Se preconizează o creștere accelerată a numărului de cazuri, astfel în anul 2040, numărul personelor care o sa dețină acest diagnostic o sa se depășească 3 milioane. Din acest număr, decesele o sa reprezinte o treime.[7] Se poate observa tendința de creștere a femeilor care se confruntă cu această neoplazie, rezultând o necesitate acută pentru modalități de cunoaștere și în înțelegere aprofundată a modului de expansiune a bolii.

Din acest motiv, importanța găsirii unui diagnostic corect v-a putea conduce la un tratament eficient aplicat pacientelor. [1] Șansele de viață a femeilor pot să fie influențate major de momentul în care este confirmat rezultatul medical, astfel se evidențiază importanța cunoașterii timpurie a diagonisticului. Cu cât procedura medicală este administrată din timp, cu atât probabilitatea de supraviețuire a persoanelor se amplifică.

Prin această lucrare, s-au atins două puncte vitale care au rolul de a carateriza o tumoare: modulul în care o să evolueze dimensiunea ariei tumorii, bazat pe anumite valori medicale, respectiv dacă aceasta are o caracteristică malignă sau benignă. Tumoarea reprezintă o acumularea excesivă de celule. Principalul motiv pentru care se formează fiind reprezentat de operațiunea celulelor de a se divide anormal de mult într-un timp scurt sau din simplu fapt că acestea nu mor într-un timp așteptat de către organism. Tumoarea benignă în mod normal nu cauzeaza probleme pacienților, dar chiar dacă au un ritm lent de creștere, pot să ajungă în punctul în care să influențeze funcționarea normală și eficientă a celorlalte organe din corp uman. Pe de altă parte, tumoarea malignă se caracterizează printr-un ritm rapid si necontrolat de răspândire. Ele reprezintă un real pericol pentru corpul uman, reușind să se răspandească în zona inițială, dar și să ajungă în tot organismul uman prin intermediul sângelui.[2] Aceste aspecte arată importanța cunoașterii tipului tumorii, din acest motiv, lucrarea prezintă procesul prin care s-a studiat și încercat găsirea unui algoritm cât mai potrivit pentru această sarcină. De sigur, cunoscând caracteristica tumorii maligne, creștere sporadică, se justifică și dorința medicilor de a cunoaște maniera de evoluție a mărimii afecțiunii. Această lucrare reflectă dorința de a ajuta și de a ușura modul de gestionare a tratamentului oncologic aplicat oamenilor. Cancerul reprezentând o problemă medicală cu o frecvență de expansiune înaltă în viața cotidiană, este foarte important orice detaliu suplimentar despre maniera de evoluție în organismul uman.

De-a lungul anilor, aria medicinei a cunoscut o dezvoltare cu un imens succes, astfel reușind să ofere tratamente adecvate și mult mai eficiente pentru pacienți. Totuși, învățarea automată poate să aducă un beneficiu considerabil în clasificarea tumorii, dar si pentru modul în care aria formațiunii o să avanseze pe parcursul timpului. [1] O astfel de predicție eficientă asupra particularității neoplasmului poate să îi ajute si pe specialiștii oncologi să poată oferii o îngrijire medicală adecvată. Pe parcursul anilor s-a încercat introducerea învățării automate în ajutorul medicinei, iar acest lucru a dus la lucruri inovatoare. S-au efectuat foarte multe studii pe toate sferele medicinei. Partea de cancer este una care rămâne să ocupe un loc principal în majoritatea studilor și cercetărilor, deoarece pentru această afecțiune nu există un leac sau un tratament care să ofere o marjă crescută în cea ce privește vindecarea.

Inteligența artificială (AI) a devenit tot mai prezentă în viața de zi cu zi a oamenilor. Programatorii au început să o utilizeze pentru a putea oferi metode simplificate și cu o acuratețe crescută, în majoritatea problemelor existente. Fiind un domeniu în continuă dezvoltare și reprezentând o sferă de interes pentru cei mai mulți informaticeni, se încearcă răspândirea ei pe diverse domenii de activitate. Învățarea automată este un subdomeniu al inteligenței artificiale. Cu ajutorul acestei tehnologii se crează anumiți algoritmi care pot să învețe cum să ofere o predicție cât mai aproape de adevăr, pe baza unor seturi de date și relații între aceste date.

O metodă foarte des întălnită pentru învățarea automată este reprezentată de rețelele neuronale artificiale (ANN). Această metoda încearcă se simuleze modul de gândire a oamenilor. Creierul uman este programat să ofere o capacitate mare de acumulare a informațiilor. Acesta este alcătuit dintr-o organizare de aproximativ 10 miliarde de neuroni care comunică între ei cu ajutorul sinapselor. Fiecare celulă de neuron are posibilitatea de a primi, procesa și învăța o informație nouă.[4]

Lucrarea de față oferă o soluție pentru medicii de pe secția de oncologie, să cunoască mai multe informații relevante la adresa tumorii. Acesta combină necesitatea medicală cu învățarea automată, astfel putând să se ajungă la un mod de lucru mai eficient. Cunoscând modul de evoluție a patologiei, cadrele din domeniul medical pot să aibă o idee despre cum o să evolueze stadiul bolii, astfel reușesc să prescrie un tratament eficient.

În continuare sunt prezentate capitole în care sunt explicate concis partea de implementare a codului, concluzii, dar și testele realizate asupra algoritmilor obținuți. Setul de date pe care s-au realizat aceste rețele neuronale este obținut de pe UI machine learning, sustrase dintr-o imagine digitalizată a unei mase mamare. Baza de date se numeste Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic). Acesta include 569 de instanțe care descriu caracteristicile celulelor. [3]

## Obiective

Lucrarea de față are două obiective principale, să ofere o întelegere mai profundă a modului in care o sa se dezvolte aria tumorii prezente în zona mamară, în plus pune la dispoziție și un algoritm de clasificare a tipul formațiunii cu o acuratețe crescută.

Predicția dimensiunii neoplasmului și clasificarea tipului acestuia, au fost realizate cu ajutorul unui set de date de tip numeric. Acestea conțin informații importante legate de diametru, textură, rază ( distanța medie de la punctele de pe perimetru), compactitate, concavitate (severitatea porțiunilor concave ale conturului), puncte concave (numărul de porțiuni concave ale conturului), simetrie, netezimea ( variația locală a lungimilor razei), diagnostic ( B = benignă, M= malignă), aria tumorii.

Toate aceste informații provenite de la mase mamare, au contribuit la realizarea rețelelor neuronale artificale, având ca și scop final perfecționarea diagnosticului și tratamentului cancerului la sân, furnizând resurse medicale asistate de calculator care au capacitatea de a sprijini medicii în luarea deciziilor clinice. Prin aceste modele, doctorii ar avea posibilitatea să beneficieze de o privire de ansamblu asupra modului în care urmează să gestioneze situația în care se află pacientul. Tot odata, aceste modele au ca și scop să elimine eroarea umană, riscul unei diagnosticări eronate.

## Specificații

Domeniul pe care îl vizează lucrarea de față, este cel medical, venind în sprijinul doctorilor de pe secția de oncologie care oferă tratamente pentru femeile care suferă de afecțiuni canceroase în zona sânilor. Cunoașterea tipului tumorii, malignă sau benignă, impactează tipul medicamentației oferit către administrarea persoanelor. Medicul având o viziune pe ansamblu asupra modului în care trebuie abordată problema de tratare, v-a putea să își folosească cunoștiințele medicale pentru a oferi o medicamentație sau o solutie fezabilă pentru a crește șansele de viață a personelor de sex feminin.

Pentru un asemenea domeniu este foarte important să nu se greșeasca diagnosticul, fiind boală care se agravează rapid. De asemenea, este foarte periculoasă din motivul că poate să nu aiba simptome vizibile care să ofere un semnal de alarmă, astfel femeile putând ajunge să descopere destul de tărziu că au o asemenea patologie prezentă în regiunea mamară. Din acest motiv, pentru a putea să fie folosite rezultatele obținute în această documentație, modele obținute trebuie să aibă o acuratețe suficient de mare și să fie apte să ofere rezultate cât mai apropiate de cele din viața reală. Eroarea de diagnostic trebuie să fie scăzută exponențial, din acest motiv introducerea învățării automate în sfera medicala ar putea minimiza eforturile medicilor, dar ar și micșora rata administrării unor tratamente care nu o să aibă rezultate.

Astfel, printr-o implementare avansată, lucrarea ar trebui să furnizeze un mijloc de ajutor care să se faciliteze modul de lucru pentru secțiile destinate tratării afecțiuniilor oncologice. Evaluarea medicală, reușind să se efectueze mult mai optim din punct de vedere al timpului, dar si al tratatementului, poate să ducă o la creștere de supraviețuire crescută. Calitatea îngrijirii medicale ar trebui să cunoască o îmbunătățire semnificativă, impactănd la răndul ei experiența pacienților pe parcursul vindecării.

# Studiu bibliografic

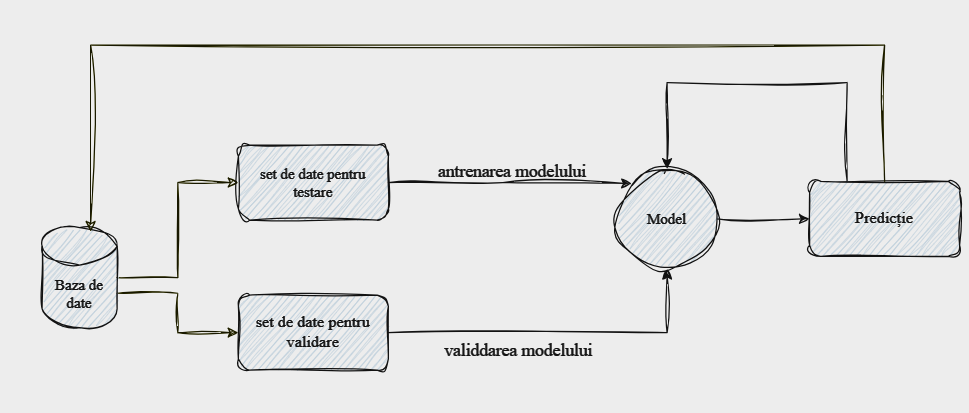
Învățarea automată este studiul care se ocupă cu crearea de algoritimi bazați pe realizarea unei sarcini fară a fi programați expliciți pentru acest lucru. Ea a fost explorată cu scopul de a ușura viața oamenilor și de a oferi soluții mai optime la probleme avansate. Principala sursă care oferă posibilitatea învățării automate să funcționeze atât de bine o reprezintă seturile de date voluminoase. Având în vedere cantitatea mărită de seturi de date care există în ziua de astăzi, învățarea automată a reușit să se impună ca fiind o alternativă fezabilă în soluționarea eficinetă si simplificată a problemelor bazate pe date.[5]

Ea utilizeaza elemente cu o capacitate de optimizare avansată față de procedurile existente în trecut. Are capacitatea să creeze relații și corelație între datele primite, astfel reușind să observe un tipar sau anumite caracteristici ale datelor de intrare. De-a lungul anilor s-au realizat diverse comparări intre învățarea automată și diverite metode clasice de predicție, dar învățarea automată a reușit să ofere rezultate mult mai apropiate de adevăr.[1]

Învățarea automată oferă posibilitatea a doua tipuri de învățare: supravegheată sau nesupravegheată. Diferențele dintre cele două sunt reprezentate de modul de învățare a algorimilor. La învățarea supravegheată, ieșirea este prezisă in funcție de caracteristicile intrării, iar seturile de date sunt divizate în set de antrenare și set de testare.[5] Pe baza setului de antrenare se realizează învățarea, iar pe cel de validare o să se facă compararea între ce se dorește să se obțină și ce a reușit algoritmul să prezică. Se folosește un set diferit pentru partea de validare, pentru că se dorește verificarea algoritmului pe un set diferit față de cel pe care și-a realizat procesul de antrenare. Algoritmi caracteristici învățării nesupravegheată au ca și particularitate faptul că au libertatea să învețe prin descoperire.[5] +de adaugat celelalte doua

Lucrarea aceasta se bazează pe o învățare supravegheată. Datele de intrare sunt străns legate de datele dorite la ieșire, astfel creându-se o relație care ajută algoritmul să ofere rezultate cu o acuratețe crescută. În plus, s-a realizat și o împărțire a datelor de antrenare și de validare. Setul de date corespunzător antrenării reprezintă 80% din total, iar cel de testare reprezintă un procent de 20%. În general, pentru probleme de predicție si de clasificare este recomand folosirea învățării supravegheate.

În figura 1, se poate observa modul de funcționare a metodei de învățare supravegheată.



Figură 2.1. Învățare supravegheată

+standardizare si normalizare

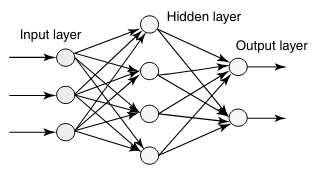
+regresie

Pentru a rezolva problema de clasificare a trebuit să se folosească metoda de codificare a etichetelor (label encoding). În setul de date utilizat, coloana în care se afla informația despre tumoare, dacă este malignă sau benignă, este prezentă sub formă de text. Pentru a putea lucra cu aceste date, a trebuit să fie convertite în numere.[8] Prin intermediul acestei tehnici, datele care descriau tumoare ca fiind malignă (M) sau benignă (B) au fost transformate în valorile de 0 sau 1.

Prin utilizarea unei învățării supravegheate se pot utiliza mai mulți algoritimi avansați cum ar fi: rețele neuronale artificiale (ANN), decision tree (DT), support vector machine(SVM).

O rețea neuronală artificială este formată în principiu din trei straturi: stratul de intrare, straturile ascunse și stratul de ieșire. Stratul de intrare este cel care conține informațiile care vor participa la procesul de învățare. Straturi ascunse fac legătura între stratul de intrare și cel de ieșire. Ultimul nivel reprezintă de fapt rezultatul la care dorim sa ajungem, în cazul lucrarii prezente dacă tumoarea are o caracteristică canceroasă sau nu, și aria suprafeței tumorii. Ca și în cazul oamenilor, aceste rețele au împărțită informația în două, una pe care învață și o parte pe care testează ce a învățat. De asemnea, rețelele folosesc modul de repetare a informației, trece de mai multe ori prin testul de antrenare ca să ajusteze ce a învățat. Tot acest proces este asemănător cu ce se petrece în creierul unui om în momentul în care învață un lucru nou.[1] Omul își crează diferite conexiuni între ce trebuie să memoreze și ce cunoaște deja. El ajunge să repete o informația pe care trebuie să o rețină până în momentul în care acesta este capabil să reproducă cu o acuratețe crescută informația de care are nevoie. Același lucru se petrece și într-o rețea neuronală artificială, aceasta cu ajutorul epocilor repetă conținutul. În acest proiect ambele scopuri au fost atinse prin realizarea a două rețele neuronale, una care rezolvă problema de regresie și una care se pretează pentru problema de clasificare.

În figura 2.2, este atașată structura de baza a unui ANN. Acesta prezintă un singur strat ascuns cu 4 neuroni, un strat de input de 3 neuroni și un strat care înfățișează ieșirea. Se pot oberva relațiile care se construiesc între neuronii de pe toate straturile rețelei. Fiecare linie trasată de la un neuron la altu, semnifică conexiunile pe care neuronii și le crează. Fiecare conexiune are ca și caracteristicăo pondere care modifică semnalul trimis.[4]



Figură 2.2 înfățișarea unui ANN

După momentul în care s-a construit rețeaua neuronală artificială, urmează pasul în care acesta este supusă proceselor de antrenare și de testare. Anterior rețelei, cum s-a pus în evidență mai sus, setul de date a trebuit să suporte și el un proces de prepocesare și de împărțire. Acesta poate să fie împărțit după cum consideră programatorul, dar și după felul în care modelul reușește să furnizeze o acuratețe suficient de mare. Regula ar fi că setul de date de antrenare ar trebui să fie mai mare sau egal cu cel de validare. Pentru acest proiect, modelul a funcționat cel mai bine și a reușit să ofere cele mai bune rezulatate la o împărtire de 80% antrenare și 20% testare.

Un obstacol foarte des întâlnit în problemele care utilizează învățarea automată, este evidențiat prin prezența conceptului de rețea neuronală artificială supra – antrenată sau sub – antrenată. În momentul în care o rețea este supra – antrenată, acesta pe parcursul procesului de antrenare învață prea bine setulde antrenare, ajungând ca pe un alt set de date nou să aibă o eroare foarte mare. Practic aceasta nu își mai îmbunătățește în niciun fel abilitatea de a oferi o predicție bună și începe să se axeze prea mult pe datelile dintre date. Acest lucru este des întâlnit la seturile de date mici, pentru că modelul ajunge să țină minte toate caracteristicile setului mic de antrenare, iar în momentul în care se întâlnește cu un set nou(validare) acesta nu o să poată să funcționeze bine. [7]

Pe de altă parte, sub-antrenarea este și ea dificultate care poate să apară în momentul antrenării. La supra-antrenare, modelul începea să memoreze datele pe care își efectua antrenarea în loc să substragă reguli. În cazul subantrenării, modelul nu reușește să capteze anumite reguli între date, prin care să ofere o predicție suficient de aproape de realitate. [7]

În figura 2.3, se creionează o comparație între ambele situații distincte, supra- antrenarea și sub-antrenarea, dar include și un model cum ar trebui să arate un model robust.



Figură 2.3 Stări ale rețelei

Un alt aspect notabil este numărul de straturi ascunse pe care o să le dețină rețeaua neuronală artificială. Fiecare strat ascuns adăugat o să conțină un număr de neuroni diferit. Numărul de neuroni trebuie să fie descoperit în așa fel încât modelul să ajungă la o performanță apropiată de ideal. Dacă rețeaua are prea puține straturi ascunse, este posibil ca aceasta să nu fie capabilă să construiască suficiente legături cu ajutorul cărora să învețe să pună la dispoziție un rezultat conform realitații.[4] Importanța numărului de neuroni pe fiecare strat a fost exemplificată pe modelul realizat în soluționarea problemei, prin grafice reprezentative.

Modelul neuronal artificial este alcătuit din mai mulți hiperparametri care pot să fie modificați. Prin modificarea acestora se influențează maniera de funcționare a modelului. Prin aceste schimbări, programatorul poate să observe cum este afectat modelul creat, reușind să găsească o combinație care să-l ajute să atingă o acuratețe ridicată. Spre exemplu, numărul de straturi ascunse simbolizează și el un hiperparametru al arhitecturii modelului.

În momentul antrenării modelului neuronal, se folosesc diferiți algoritmi de optimizare. Existe diferite tipuri de algoritmi de optimizare, câteva exemple sunt următoarele: Adam, RMSProp, SGD.

Algoritmul de optimizare Adam este unul dintre cei mai exploatați algoritmi de optimizare, în probleme care includ învățarea automată. El are mai multe avantaje, printre care și nevoia de memorie mică se numără. Oferă o recalculare a ratei de învățare pentru fiecare pondere a rețelei. [9]

RMSProp este tot un algoritm care este deseori în multe situații care implică modele neuronale artificiale. Acesta are o fromulă de calcul diferită pentru rata de învățare, față de cea prezentat în cazul algoritmului numit Adam. Metoda de calcul se bazează pe media pătratelor gradientelor. [9]

O alta metoda fezabilă de optimizare este descrisă de algoritmul SGD. El calculează funcția de pierdere pentru un singur eșantion într-un anumit moment specificat. Acesta nu ia în considerare tot setul de date de antrenare pentru a efectua calculul. Este un algoritm care este ales și preferat în multe probleme de lucru cu date.[9]

Fiecare algoritm de optimizare oferă o funcție unică de calculare a ratei de învățare. Persoana care construiește rețeaua neuronală trebuie să se informeze atent și să încerce diferite combinații între algoritmul de optimizare, arhitectura rețelei și hiperparametrii modelului, pentru a puteta ajunge la niște concluzii concludente. Pentru a putea observa care combinație conduce spre un rezultate cu o eroare mult mai mică sunt necesare teste cât mai variante și observarea modificărilor pe grafic a valorilor.

Fiecărui algoritm de optimizare i se poate atribui o rată de învățare diferită. Acesta poate juca un rol important în perfromanțele modelului. Există două cazuri, când rata de învățare este mult prea mică și momentul în care este prea mare. În cazul în care rata este mult prea mare, de fiecare dată minimul local o să fie ignorat, conducând spre rezultate nedorite. O să prezinte oscilații, dar și prezența unei grad lent care să îndrume spre o eroare mică. Pe de altă parte, o rată de învățare foarte mică poate să necesite un număr mare de epoci. Rețeaua ne fiind capabilă să acumeleze destule legături între date, astfel că ea nu reușește să ajungă la o eroare suficient de mică. Performanțele rețelei ar putea să ajungă să fie foarte lente, neputând să îndeplinească scopul final al modelului.[4]

# Analiză, proiectare, implementare

Aceasta parte a lucrării este flexibilă și depinde foarte mult de natura lucrării, poate fi organizată în mai multe capitole și conține contribuțiile personale ale autorului.

Includeți:

* + Detalii referitoare la analiză și proiectare:
    - descrierea metodelor pe care le-ați aplicat pentru rezolvarea problemei,
    - descrierea materialelor, procedurilor
    - calcule, tehnici, descrierea echipamentelor
    - metodologia de proiectare
    - informațiile necesare pentru ca cineva să poată reface lucrarea
  + Implementare :
    - Descrieți detaliile tehnice ale implementării aplicației: mediul de implementare, modul de prezentare, modul de utilizare al aplicației, etc.
  + Testare si validare :
    - Descrieți metodologia de testare a aplicației și rezultatele
    - Includeți experimentele pe care le-ați realizat, analiza rezultatelor pe care le-ați obținut.

Setul de date folosit în lucrarea prezentată este numit Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic), furnizând un set amplu de date numerice care au servit la realizarea celor doi algoirmi, unu care rezolvă o problemă de regresie și unu care soluționează clasificarea tumorii. Date existente în tabel provin de la imagini digitalizate a unei mase mamare, oferind detalii importante referitoare la celulele tumorale. În setul de date utilizat nu există valori lipsă. Pentru problema de regresie care are ca și scop final predicția cu o eroare căt mai scăzută a ariei tumorii, iesirea datelor a fost sub forma continua. Pentru partea de clasificare s-a folosit coloana numita diagonisis care continea litere, B insemnând benignă și M reprezentănd malignă. Aceste litere au fost convertite în numere, B fiind înlocuit de cifra 0 și M de cifra 1. Cu ajutorul acestei mapări am reușit sa creăm doua clase posibile, astfel construind algoritmul de clasificare.

# Concluzii

## Rezultate obținute

Evidențiați toate rezultatele pe care le-ați obținut și trageți concluzii din ele. Puteți prezenta o analiză critică a ceea ce ați realizat comparativ cu alte lucrări/studii anterioare.

Includeți o listă a contribuțiilor pe care le-ați avut în domeniul temei abordate.

## Direcții de dezvoltare

Descrieți direcțiile posibile de dezvoltare.

# Reguli de formatare

## Formatarea paginii

* + Dimensiunea paginii: A4
  + Margini: 2.5 cm (sus, jos, stânga, dreapta)
  + Antet și subsol: 1.27 cm de la marginea paginii
  + În antetul paginii (header): titlul capitolului, centrat, stil: Header\_style
  + În subsolul paginii: numărul paginii, centrat

## Titluri și stiluri

Titlurile capitolelor și subcapitolelor se marchează cu stilurile Heading 1 – 4, conform documentului model anexat în format Word. Descrierea stilurilor utilizate în document este prezentată în Tabelul 5.1.

Tabelul 5.1. Stiluri utilizate în acest document

| Nr. | Stil | Utilizat pentru | Format |
| --- | --- | --- | --- |
| 1 | Normal | Text normal | Font: (Default) Cambria, 12 pt, Justified, Line spacing: Multiple 1.1 li, Space After: 6 pt |
| 2 | Titlu | Titlul proiectului, prima pagină | Font: 24 pt, Small caps, Centered Line spacing: single, Space Before: 126pt, After: 0 pt, |
| 3 | Titlu2 | Titlul proiectului, pagina de prezentare | Font:14pt, Bold, Centered |
| 4 | Heading 1 | Titlurile capitolelor (nivel 1) | Font: 24 pt, Indent: Left: 0 cm Hanging: 0.76 cm, Space Before: 24pt, After: 12pt |
| 5 | Heading 2 | Titlurile subcapitolelor (nivel 2) | Font: 14 pt, Bold, Indent: Left: 0 cm  Hanging: 1.02 cm, Space Before: 18pt, After: 12pt |
| 6 | Heading 3 | Titlurile secțiunilor (nivel 3) | Font: Bold, Indent: Left: 0 cm Hanging: 1.27 cm, Space Before: 6 pt, After: 6pt |
| 7 | Heading 4 | Titlurile secțiunilor (nivel 4) | Font: Italic, Indent: Left: 0 cm Hanging: 1.52 cm, Space Before: 2 pt, After: 0 pt |
| 8 | Caption | Legenda figurilor și tabelelor | Font: Italic, Font color: Text 1, Line spacing: single, Space After: 10 pt, |
| 9 | Header\_style | Antetul paginii | Font: 10 pt, Italic, Centered, Border: Bottom: (Single solid line, Background 1, 0.5 pt Line width) |

## Figuri, tabele și ecuații

### Figuri

Figurile se inserează în text centrate, cu etichetă de numerotare și legendă (Caption) în partea de jos a figurii. Numărul figurii include și numărul capitolului, după exemplul prezentat în Figura 5.1.



Figura 5.1. Figură exemplu, stil: Caption

## Tabele

Tabelele se inserează în text centrate, cu etichetă și legendă (Caption) în partea de sus a tabelului, aliniată la stânga. Numărul tabelului include și numărul capitolului, după cum este prezentat, de exemplu, în Tabelul 5.1.

## Ecuații

Ecuațiile se inserează în text centrate, cu numerotare în partea dreaptă. Numărul ecuației include și numărul capitolului, conform exemplului din relația (5.1).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5.1) |

# Bibliografie

[1] Yue, Wenbin, Zidong Wang, Hongwei Chen, Annette Payne, and Xiaohui Liu. 2018. "Machine Learning with Applications in Breast Cancer Diagnosis and Prognosis" Designs 2, no. 2: 13.

[2] Patel A. Benign vs Malignant Tumors. JAMA Oncol. 2020;6(9):1488.

[3] Wolberg,William, Mangasarian,Olvi, Street,Nick, and Street,W.. (1995). Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic). UCI Machine Learning Repository.

[4] ABRAHAM, Ajith. Artificial neural networks. *Handbook of measuring system design*, 2005

[5] MAHESH, Batta. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet]*, 2020, 9.1: 381-386

[6] Melina Arnold, Eileen Morgan, Harriet Rumgay, Allini Mafra, Deependra Singh, Mathieu Laversanne, Jerome Vignat, Julie R. Gralow, Fatima Cardoso, Sabine Siesling, Isabelle Soerjomataram, Current and future burden of breast cancer: Global statistics for 2020 and 2040

[7] JABBAR, H.; KHAN, Rafiqul Zaman. Methods to avoid over-fitting and under-fitting in supervised machine learning (comparative study). *Computer Science, Communication and Instrumentation Devices*, 2015, 70.10.3850: 978-981.

[8] LAVANYA, M.; PARAMESWARI, R. A multiple linear regressions model for crop prediction with adam optimizer and neural network mlraonn. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2020, 11.4.

[9] REYAD, Mohamed; SARHAN, Amany M.; ARAFA, Mohammad. A modified Adam algorithm for deep neural network optimization. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35.23: 17095-17112.