MINISTERUL EDUCAȚIEI

UNIVERSITATEA TEHNICĂ
DIN CLUJ-NAPOCA
FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE

CANCER LA SÂN: PREDICȚIA ARIEI TUMORII ȘI CLASIFICARE

PROIECT DE DIPLOMĂ

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

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

2024

MINISTERUL EDUCAȚIEI

UNIVERSITATEA TEHNICĂ
DIN CLUJ-NAPOCA

FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE

Vizat,

DECAN
Prof. dr. ing. Mihaela DÎNȘOREANU

DIRECTOR DEPARTAMENT AUTOMATICĂ
Prof. dr. ing. Honoriu VĂLEAN

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

Cancer la sân: predicţia ariei tumorii şi clasificare

1. **Enunţul temei:** *Realizarea unui model care poate să ofere o predicție cât mai corectă a ariei tumorii depistată în zona mamară. În plus, pentru același set de date, dezvoltarea unui model optim, pentru a oferi un diagnostic precis referitor la caracterul malign sau benign a leziunii.*

2. **Conţinutul proiectului:** *Pagina de prezentare, Declarație privind autenticitatea proiectului, Sinteza proiectului, Cuprins, Introducere, Studiu Bibliografic, Analiză, Proiectare, Implementare, Concluzii, Bibliografie*

3. **Locul documentării:** *Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca*

4. **Data emiterii temei:** 02.10.2023

5. **Data predării:** 24.06.2024

Semnătura autorului _____

Semnătura conducătorului ştiinţific _____

MINISTERUL EDUCAȚIEI

UNIVERSITATEA TEHNICĂ
DIN CLUJ-NAPOCA

FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE

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: predicţia ariei tumorii şi clasificare

elaborată în vederea susţinerii examenului de finalizare a studiilor de licenţă la **Facultatea de Automatică şi Calculatoare**, specializarea **Automatică şi Informatică Aplicată,** din cadrul Universităţii Tehnice din Cluj-Napoca, sesiunea iulie 2024 a anului universitar 2023-2024, declar pe proprie răspundere, că această lucrare este rezultatul propriei activităţi intelectuale, pe baza cercetărilor mele şi pe baza informaţiilor obţinute din surse care au fost citate, în textul lucrării, şi în bibliografie.

Declar, că această lucrare nu conţine porţiuni plagiate, iar sursele bibliografice au fost folosite cu respectarea legislaţiei române şi a convenţiilor internaţionale privind drepturile de autor.

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

În cazul constatării ulterioare a unor declaraţii false, voi suporta sancţiunile administrative, respectiv, *anularea examenului de licenţă*.

Data

24.06.2024

Anca-Elena ANDREESCU

(semnătura)

MINISTERUL EDUCAȚIEI

UNIVERSITATEA TEHNICĂ
DIN CLUJ-NAPOCA

FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ŞI CALCULATOARE

SINTEZA

proiectului de diplomă cu titlul:

Cancer la sân: predicţia ariei tumorii şi clasificare

Autor: **Anca-Elena ANDREESCU**

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

1. Cerinţele temei: Implementarea unui model care este capabil să ofere o acurateţe crescută atât în procesul de predicţie a ariei tumorii, cât şi pentru partea de caracterizare a tumorii în cele două clase: malignă sau benignă.

2. Soluţii alese: Prin utilizarea limbajului de programare Python, s-a antrenat o reţea neuronală artificială (ANN) care rezolvă problema de regresie bazată pe predicţia ariei. În plus, o altă reţea artificială a fost construită pentru soluţionarea subiectului bazat pe împărţirea tumorii în cele două categori: malignă si benignă

3. Rezultate obţinute: Pentru partea de regresie s-a obţinut o eroare medie pătratică de de 0.0001 si un coeficient de determinare (R^2) de 0.99. Pe de altă parte, pentru reţeau neuronală care se ocupă de divizarea neoplaziei în cele două categori, s-a obţinut o acurateţe de aproximativ 98%.

4. Testări şi verificări: Din momentul în care reţelele neuronale artificiale au fost construite, s-au încercat mai multe combinaţii între diverşi parametrii, astfel s-au realizat schimbări în rândul valorilor care descriu: numărul de straturi ascunse, numărul de neuroni de pe starturi, epoci. Modificările s-au putut observa în valoarea erorii mediei pătratice, coeficientului de determinare, dar şi în modul în care se remodelua graficele destinate comparaţiei între datele reale şi cele furnizate prin predicţie.

5. Contribuţii personale: Documentarea asupra modului optim de construire a reţelelor neuronale şi implementarea acestuia.

6. Surse de documentare: Sursele de documentare utilizate au constat în articole ştiinţifice, dar şi cărţi.

Semnătura autorului _____

Semnătura conducătorului ştiinţific _____

Cuprins

1 Introducere

1.1 Context general

Cancerul de sân a reprezentat dintotdeauna unul dintre principalele motive de deces în rândul femeilor, aproximativ 15% din numărul total de cazuri raportate anual.[1] În anul 2020, statisticile au oferit un număr apropiat de 2.3 milioane de cazuri noi apărute în rândul persoanelor de sex feminin, dintre care 685.000 de femei au trecut în nefiinţă. Se preconizează o creştere accelerată a numărului de cazuri, astfel în anul 2040, persoanele care o să deţină acest diagnostic o să depăşească 3 milioane. Din această valoare, decesele o să reprezinte o treime.[7] Se poate observa tendinţa de înmulţire a numărului de femei care se confruntă cu această neoplazie, rezultând o necesitate acută pentru găsirea unor modalităţi de cunoaştere şi de înţelegere mai aprofundată a modului de expansiune a bolii.

Din acest motiv, importanţa identificării diagnosticului corect conduce la aplicarea unui tratament eficient pacientelor. [1] Şansele de viaţă ale femeilor, pot să fie influenţate major de momentul în care este confirmat rezultatul medical, astfel se evidenţiază relevanţa cunoaşterii timpurie a diagnosticului. Cu cât procedura medicală este administrată din timp, cu atât probabilitatea de supravieţuire a persoanelor se amplifică.

Prin această lucrare, s-au atins două puncte vitale care au rolul de a caracteriza o tumoare: modul în care o să evolueze dimensiunea ariei leziunii, bazat pe anumite valori medicale, respectiv dacă aceasta are o caracteristică malignă sau benignă. Tumoarea reprezintă o acumularea excesivă de celule într-o zonă a organismului. Principalul motiv pentru care se formează această formaţiune, fiind reprezentat de operaţia celulelor de a se divide anormal de mult într-un timp scurt sau din simplu fapt că acestea nu mor într-un timp optim aşteptat de către organism. Tumoarea benignă în mod normal nu cauzeaza împrejurări dificile pacienţilor, dar chiar dacă are un ritm lent de creştere, poate să ajungă în punctul în care să influenţeze funcţionarea normală şi eficientă a celorlalte organe din corpul uman. Pe de altă parte, tumoarea malignă se caracterizează printr-un ritm rapid si necontrolat de răspândire în tot organismul. Ele reprezintă un real pericol pentru corpul uman, reuşind să acapereze zona iniţială, dar se şi răspândesc în tot corpul prin intermediul sângelui.[2] Aceste aspecte arată importanţa cunoaşterii tipului tumorii, astfel lucrarea prezintă procesul prin care s-a studiat şi încercat găsirea unui algoritm cât mai potrivit pentru această sarcină.

Desigur, cunoscând caracteristica tumorii maligne, creştere sporadică, se justifică şi motivaţia medicilor de a cunoaşte maniera de evoluţie a mărimii afecţiunii. Această lucrare reflectă dorinţa de a ajuta şi de a uşura modul de gestionare a tratamentului oncologic aplicat oamenilor. Cancerul, reprezentând o problemă medicală cu o frecvenţă de expansiune înaltă în viaţa cotidiană, este foarte important orice detaliu suplimentar despre maniera de dezvoltare în organismul uman.

De-a lungul anilor, aria medicinei a cunoscut o dezvoltare cu un imens impact în îngrijirea medicală, 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 ofere o îngrijire medicală adecvată și personalizată fiecărui pacient. Pe parcursul anilor s-a încercat introducerea învățării automate în sprijinul medicinei, iar acest lucru a dus la lucruri inovatoare, având o consecință pozitivă în tratarea diferitelor afecțiuni. S-au efectuat foarte multe studii pe toate sferele medicinei. Partea destinată cancerului este una care reușește 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 ceea 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 creează 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 acestea.

Învățarea automată pune la dispoziție diferite modalități și algoritmi mai complecși pentru rezolvarea problemelor. Programatorul are sarcina de a alege tehnica care îl poate conduce la rezultate cât mai satisfăcătoare. O metodă foarte des întâlnită pentru învățarea automată este reprezentată de rețelele neuronale artificiale (ANN). Această metodă încearcă se simuleze modul de gândire al 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. Astfel se vor executa două tipuri de procese relevante, unul în care rețeaua încearcă să învețe ce trebuie să ofere la ieșire și unul în care se testează rezultatele obținute.[4]

Lucrarea de față oferă o soluție pentru medicii de pe secția de oncologie, în ceea ce privește cunoașterea a multor informații semnificative la adresa tumorii. Acesta combină necesitatea medicală cu învățarea automată, astfel putând să se ajungă la un mod de lucru mai eficient. Cunoscând felul de evoluție a patologiei, cadrele din domeniul medical pot să aibă o idee despre cum o să se dezvolte stadiul bolii, astfel reușind să prescrie un tratament mult mai performant.

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 din imagini digitalizate a unor mase mamare. Baza de date se numeste

Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic). Acesta include 569 de instanţe care descriu caracteristicile celulelor neoplaziei. [3]

1.2 Obiective

Lucrarea de faţă are două obiective principale, să ofere o întelegere mai profundă a modului în care o să se dezvolte aria tumorii prezente în zona mamară, dar şi să pună la dispoziţie şi un algoritm de clasificare a tipul formaţiunii tumorale cu o acurateţe crescută.

Predicţia dimensiunii neoplasmului şi clasificarea tipului acestuia au fost realizate cu ajutorul unui set de date de tip numeric. Acestea conţin informaţii importante legate de diametru, textură, rază (distanţa medie de la punctele de pe perimetru), compactitate, concavitate (severitatea porţiunilor concave ale conturului), puncte concave (numărul de porţiuni concave ale conturului), simetrie, netezimea (variaţia locală a lungimilor razei), diagnostic (B = benignă, M= malignă), aria tumorii.[3] Toate aceste informaţii provenite de la mase mamare, au contribuit la realizarea reţelelor neuronale artificale, având ca şi scop final perfecţionarea diagnosticului şi tratamentului cancerului la sân.

Prin aceste modele, doctorii ar avea posibilitatea să beneficieze de o privire de ansamblu asupra modului în care urmează să gestioneze situaţia în care se află pacientul. Totodată, aceste modele au ca şi scop să elimine eroarea umană, riscul unei diagnosticări eronate, dar şi crearea unui tratament cât mai personalizat.

1.3 Specificaţii

Domeniul pe care îl vizează lucrarea de faţă, este cel medical, venind în sprijinul doctorilor de pe secţia de oncologie care oferă tratamente pentru femeile care suferă de afecţiuni canceroase în zona sânilor. Cunoaşterea tipului tumorii, malignă sau benignă, impactează tipul medicamentaţiei oferit către administrare persoanelor. Medicul având o viziune pe ansamblu asupra modului în care trebuie abordată problema de tratare, v-a putea să îşi folosească cunoştiinţele medicale pentru a oferi o medicamentaţie sau o soluţie fezabilă pentru a creşte şansele de viaţă a personelor de sex feminin.

Pentru un asemenea domeniu este foarte important să nu se greşească diagnosticul, fiind o boală care se agravează rapid. De asemenea, este foarte periculoasă din motivul că poate să nu aibă simptome vizibile care să ofere un semnal de alarmă, astfel femeile putând ajunge să descopere destul de târziu că au o asemenea patologie prezentă în regiunea mamară. Din acest motiv, pentru a putea fii folosite rezultatele obţinute în această documentaţie, modelele realizate trebuie să aibă o acurateţe suficient de mare şi să fie apte să ofere rezultate cât mai apropiate de cele din viaţa reală. Eroarea de diagnostic trebuie să fie scăzută exponenţial, din acest motiv introducerea învăţării automate în sfera medicală ar micşora rata administrării unor tratamente care nu o să aibă eficienţă. Astfel, printr-o implementare avansată, lucrarea ar trebui să furnizeze un mijloc de ajutor prin care să faciliteze modul de lucru pentru secţiile destinate tratării afecţiuniilor oncologice.

2 Studiu bibliografic

Învăţarea automată este studiul care se ocupă cu crearea de algoritimi bazaţi pe realizarea unei sarcini fară a fi programaţi explicit pentru acest lucru. Ea a fost explorată cu scopul de a uşura viaţa oamenilor şi de a oferi soluţii mai optime la probleme avansate. Principala sursă care oferă posibilitate învăţării automate pentru a funcţiona atât de bine, o reprezintă seturile de date voluminoase. Având în vedere cantitatea mărită de seturi de date care există în ziua de astăzi, învăţarea automată a reuşit să se impună ca fiind o alternativă fezabilă în soluţionarea eficientă şi simplificată a provărilor bazate pe date.[5]

Ea utilizează elemente cu o capacitate de optimizare avansată faţă de procedurile existente în trecut. Are potenţialul să creeze relaţii şi corelaţii între datele primite, astfel reuşind să observe un tipar sau anumite caracteristici ale datelor de intrare. De-a lungul anilor s-au realizat diverse comparări între învăţarea automată şi diferite metode clasice de predicţie, dar învăţarea automată a reuşit să ofere rezultate mult mai apropiate de adevăr.[1]

Învăţarea automată oferă posibilitatea a trei tipuri de învăţare: supravegheată, nesupravegheată sau semi-supravegheată. Diferenţele dintre ele sunt reprezentate de modul de funcţionare al algoritmilor. În cazul celei supravegheate, ieşirea este prezisă în funcţie de caracteristicile intrării, iar seturile de date sunt divizate în set de antrenare şi set de testare.[5] Pe baza setului de antrenare se realizează învăţarea, iar pe cel de validare o să se facă compararea între ce se doreşte să se obţină şi ce a reuşit algoritmul să prezică. Se foloseşte un set diferit pentru partea de validare, pentru că se doreşte verificarea algoritmului pe un set diferit faţă de cel pe care şi-a realizat procesul de antrenare. Algoritmii caracteristici învăţării nesupravegheate au ca şi particularitate faptul că au libertatea să înveţe prin descoperire.[5]

Învăţarea semi-supravegheată este o combinaţie între cele două prezentate mai sus. Este potrivita pentru date care sunt etichetate, dar şi ne-etichetate.[10] Toate trei metodele oferă avantaje şi dezavatanje în modul de implemntare, programatorul trebuie să aleagă cu atenţie ce i se potriveşte în soluţionarea cazului destinat lui.

Lucrarea aceasta se bazează pe o învăţare supravegheată. Datele de intrare sunt strâns legate de datele dorite la ieşire, astfel creându-se o relaţie care ajută algoritmul să ofere răspunsuri cu o acurateţe crescută. În plus, s-a realizat şi o împărţire a datelor de antrenare şi 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 predicţie si de clasificare este recomand folosirea învăţării supravegheate.

În figura 1, se poate observa modul de funcţionare al metodei de învăţare supravegheată.

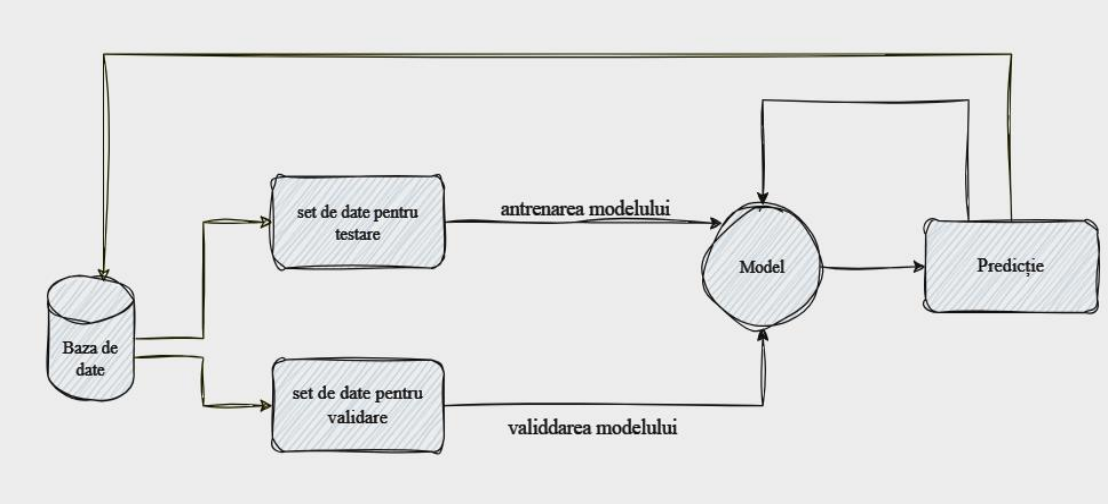


Figura 2.1. Învăţare supravegheată

Datorită acestei împărţiri, învăţarea automată a cunoscut apoi o nouă fragmentare, astfel sunt anumite particularităţi ale algoritmilor care îi fac mai potriviţi pentru rezolvarea unor probleme de regresie sau de clasificare. Clasificarea se bazează pe distribuirea valorilor de ieşire în anumite clase, practic se oferă o etichetă ieşirilor pe baza anumitor proprietăţi. [10]

Pentru a soluţiona problema de clasificare a trebuit să se folosească o metodă de codificare a etichetelor (label encoding). În setul de date utilizat, coloana în care se află informaţia 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. În acest mod, personele care citesc datele o să ştie că în momentul în care văd cifra 0, tumoarea este benignă, iar pentru valoarea de 1, tumoarea este considerată periculoasă, malignă.

Pe de altă parte, regresia soluţionează situaţii în care se doreşte predicţia unor valori continue [10]. În acest context, valorile care simbolizează aria tumorii sunt numere reale care nu pot fii clasificate într-un anumit domeniu.

Prin utilizarea unei învăţări supravegheate se pot utiliza mai mulţi algoritimi avansaţi cum ar fi: reţele neuronale artificiale (ANN), decision tree (DT), support vector machine (SVM). În cadrul acestui proiect s-a ales abordarea implementării unor reţele neuronale artificiale.

O reţea neuronală artificială este formată din trei straturi: stratul de intrare, straturile ascunse şi stratul de ieşire. Stratul de intrare este cel care conţine informaţiile care vor participa la procesul de învăţare. Straturile ascunse fac legătura între stratul de intrare şi cel de ieşire. Ultimul nivel reprezintă de fapt rezultatul la care dorim sa ajungem, în cazul lucrarii prezente dacă tumoarea are o caracteristică canceroasă sau nu, şi aria suprafeţei tumorii. Ca şi în cazul oamenilor, aceste reţele au împărţită informaţia în două, una pe care învaţă şi o parte pe care testează ce a învăţat. De asemnea, reţelele folosesc modul de repetare a informaţiei, trecând de mai multe ori prin testul de antrenare ca să ajusteze ce a învăţat. Tot acest proces este asemănător cu ce se petrece în creierul unui

om în momentul în care studiază o informaţie nouă.[1] Omul îşi creează diferite conexiuni între ce trebuie să memoreze şi ce cunoaşte deja. El ajunge să repete o informaţia pe care trebuie să o reţină până în momentul în care acesta este capabil să reproducă cu o acurateţe crescută informaţia de care are nevoie. Acelaşi lucru se petrece şi într-o reţea neuronală artificială, cu ajutorul epocilor repetă conţinutul. În acest proiect ambele scopuri au fost atinse prin realizarea a două reţele neuronale, una care rezolvă problema de regresie şi una care se pretează pentru problema de clasificare.

În figura 2.2, este ataşată structura de baza a unui ANN. Acesta prezintă un singur strat ascuns cu 4 neuroni, un strat de input de 3 neuroni şi un strat care înfăţişează ieşirea. Se pot oberva relaţiile care se construiesc între neuronii de pe toate straturile reţelei. Fiecare linie trasată de la un neuron la altu, semnifică conexiunile pe care neuronii şi le formează. Fiecare conexiune are ca şi caracteristică o pondere care alterează semnalul trimis.[4]

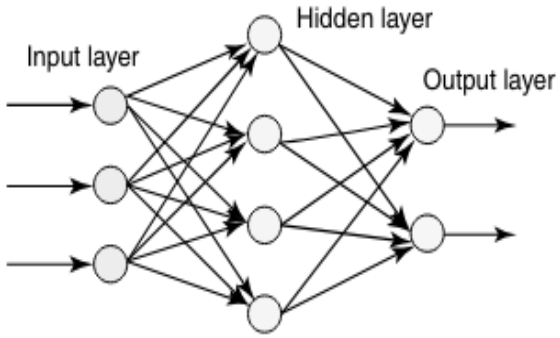


Figura 2.2 înfăţişarea unui ANN

După momentul în care s-a construit reţeaua neuronală artificială, urmează pasul în care aceasta este supusă proceselor de antrenare şi de testare. Anterior reţelei, cum s-a pus în evidenţă mai sus, setul de date a trebuit să suporte şi el un proces de prepocesare şi de împărţire. Acesta poate să fie împărţit după cum consideră programatorul, dar şi după felul în care modelul reuşeşte să furnizeze o acurateţe suficient de mare. Regula ar presupune ca setul de date de antrenare ar trebui să fie mai mare sau egal cu cel de validare. Pentru acest proiect, modelul a funcţionat cel mai bine şi a reuşit să ofere cele mai bune rezulatate la o împărtire de 80% antrenare şi 20% testare.

Un obstacol foarte des întâlnit în problemele care utilizează învăţarea automată, este evidenţiat prin prezenţa conceptului de reţea neuronală artificială supra – antrenată sau sub–antrenată. Pe o parte, în momentul în care o reţea este supra – antrenată, memorează setul de învăţare pe parcursul procesului de antrenare, ajungând ca pe un alt set de date nou să aibă o eroare foarte mare. Practic aceasta nu îşi mai îmbunătăţeşte în niciun fel abilitatea de a oferi o predicţie bună şi începe să se axeze prea mult pe detaliile dintre date. Acest lucru este des întâlnit la seturile mici de date, pentru că modelul ajunge să ţină minte toate caracteristicile setului mic de antrenare, iar în momentul în care se întâlneşte cu un set nou (validare), nu o să poată să funcţioneze corespunzător. [7]

Pe de altă parte, sub-antrenarea este şi ea o dificultate care poate aparea în momentul antrenării. La supra-antrenare, modelul începea să memoreze datele pe care

îşi efectua antrenarea, în loc să sustragă reguli. În cazul sub-antrenării, modelul nu reușește să capteze anumite reguli între date, prin care să ofere o predicție suficient de aproape de realitate, nu are suficiente exemple pe care să învețe. [7]

În figura 2.3, se creionează o comparaţie sugestivă între ambele situaţii distincte, supra-antrenarea şi sub-antrenarea, dar include şi forma corectă a unui model robust.

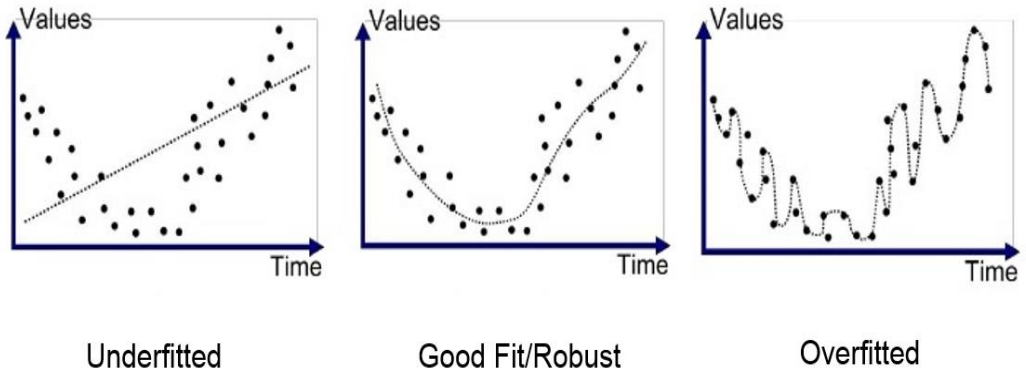


Figura 2.3 Stări ale reţelei

Un alt aspect notabil este numărul de straturi ascunse pe care o să le deţină reţeaua neuronală artificială. Fiecare strat ascuns adăugat o să conţină un număr de neuroni diferit. Cantitatea trebuie să fie descoperită în aşa fel încât modelul să ajungă la o performanţă apropiată de ideal. Dacă reţeaua are prea puţine straturi ascunse, este posibil ca aceasta să nu fie capabilă să construiască suficiente legături cu ajutorul cărora să înveţe să pună la dispoziţie un rezultat conform realităţii.[4] Importanţa numărului de neuroni pe fiecare strat a fost exemplificată pe modelul realizat în soluţionarea problemei, prin grafice reprezentative. În literatura se specifică faptul că în reţeaua neuronală artificială e indicat să fie utilizate un minim de aproximativ 2 straturi ascunse.[11]

Modelul neuronal artificial este alcătuit din mai mulţi hiperparametri care pot să fie modificaţi. Prin modificarea acestora se influenţează maniera de funcţionare a modelului. Schimbările oferă programatorului posibilitatea să observe cum este afectat modelul creat, reuşind să găsească o combinaţie optimă care să-l ajute să atingă o acurateţe ridicată. Spre exemplu, numărul de straturi ascunse simbolizează şi el un hiperparametru al arhitecturii modelului.

În momentul antrenării modelului neuronal, se folosesc diferiţi algoritmi de optimizare. Aceştia pot fii de mai multe tipuri: Adam, RMSProp, SGD.

Algoritmul de optimizare Adam este unul dintre cei mai exploataţi algoritmi de optimizare, în probleme care includ învăţarea automată. El are mai multe avantaje, printre care şi nevoia de memorie mică. Oferă o recalculare a ratei de învăţare pentru fiecare pondere a reţelei. [9]

RMSProp este tot un algoritm este utilizat deseori în multe situaţii care implică modele neuronale artificiale. Acesta are o formulă de calcul diferită pentru rata de învăţare, faţă de cea prezentată în cazul algoritmului numit Adam. Metoda de calcul se bazează pe media pătratelor gradientelor. [9]

O altă metodă 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 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 rezultate cu o eroare mai mică, sunt necesare teste cât mai variante și observarea modificărilor pe grafic ale valorilor.

Fiecărui algoritm de optimizare i se poate atribui o rată de învățare diferită. Aceasta 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 se observe prezența oscilaților, dar și prezența unui grad lent care o 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 nefiind capabilă să acumeleze destule reguli între date, astfel 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]

Mai sus s-au specificat asemănările între modul de funcționare al creirului uman și procedeul prin care o rețea neuronală artificială acumulează informații. Pentru a oferi predicții cât mai corecte, algorimtii folosesc toate datele de intrare ca și caracteristici și încearcă să obțină niște reguli de mapare cât mai robuste. Există anumite date de intrare care sunt neliniare sau care oferă un grad de complexitate ridicat pentru maparea lor spre rezultatul dorit. Pentru soluționarea acestei dificultăți au fost create funcțiile de activare. Acestea sunt folosite pentru a limita amplitudinea valorilor de ieșire într-un număr întreg.[11]

Fiecare strat al rețelei neuronale artificiale are propria funcție de activare. Ea poate să difere în funcție de strat sau poate să rămână aceeași. Este vital să se înțeleagă faptul că se poate impune un prag de activare. Cu alte cuvinte, dacă datele de intare pentru funcția de activare respectă pragul impus, neuronul este considerat activ.[11]

Modul de funcționare într-o rețea neuronală artificială este următorul: se iau intrările și se obține rezultatul sumei lor alături de greutățile lor. Sumei i se alocă o funcție de activare anterior aleasă, generând ieșirea corespunzătoare stratului implicit. Ieșirea este apoi distribuită mai departe spre următorul strat care așteaptă date.[11]

Câteva exemple de funcții de activare utilizate pentru diferite scopuri ar fi: Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky ReLU, ReLU parametrizat, Binary step function, funcția liniară.[11]

A. Funcţia pasului binar

Este cea mai simplă funcţie de activare atât ca şi implemnetare în mediul de dezvoltare Python, dar şi ca mod de funcţionare. Dezavantajul pe care îl are este că nu oferă rezultate bune pentru problemele de clasificare pe mai multe clase. În figura 2.4 se află atât formula matematică a funcţiei, cât şi reprezentarea grafică. [11]

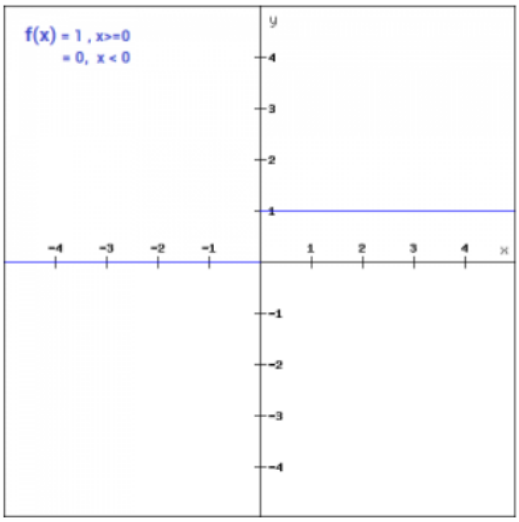


Figura 2.4 Pasul binar

B. Funcţia de activare sigmoid

Este una dintre cele mai utilizate pentru problemele de clasificare. Converteşte rezultatul final în valori de 0 şi 1. Semnele neuronilor vor fi consistente. În următoarea imagine este o reprezenatre explicită a funcţiei. [11] Are o utlitate mărită în cazul problemelor de clasificare binară.

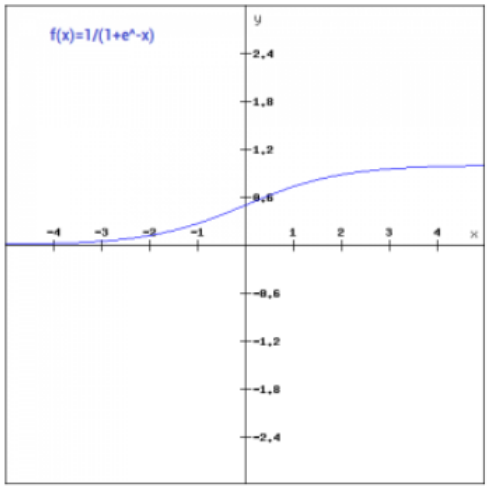


Figura 2.5 Funcţia Sigmoid

C. Funcţia liniară

Are o formă foarte uşoară. Aceasta este direct proporţională cu intrarea. Aceasta este ilustrată în figura 2.6. [11]

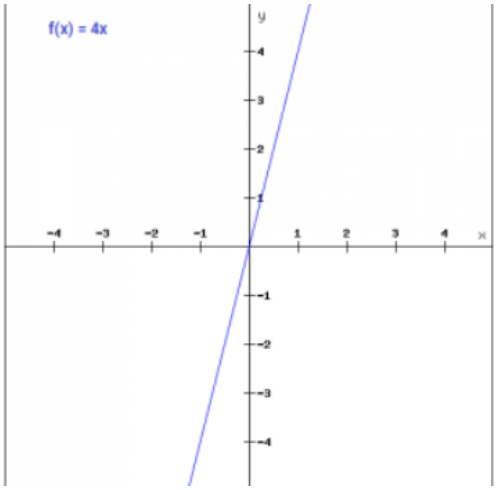


Figura 2.6. Funcţia liniară

D. Funcţia de activare ReLU

Se foloseşte în general în reţelele neuronale artificiale. Cel mai mare avatanj pe care îl are această funcţie de activare este că neuronii nu sunt activaţi toţi în acelaşi timp. Acest lucru contribuie foarte mult la creşterea eficienţei în producerea de rezultate. O reprezenatre grafică a fost ataşată mai jos pentru a oferi o înţelegere mai profundă. [11]

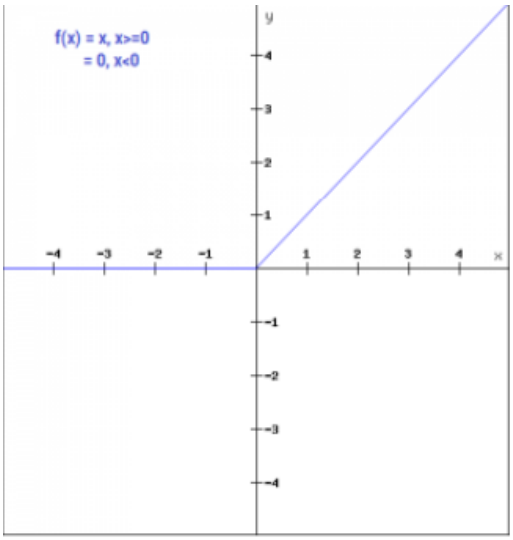


Figura 2.7. Funcţia ReLU

E. Funcţia Leaky ReLU

Este funcţia ReLu construită pentru momentele în care x deţine o valoare negativă, rezultând să i se atribuie o valoare foarte mică. În momentul în care se foloseşte ReLU, dacă x dispunea de o valoare care are ca şi caracteristică semnul minus, atunci funcţiei i

se atribuia valoarea 0. S-a ataşat o imagine prin care se poate observa şi asemănarea izbitoare cu funcţia ReLU. [11]

O comparaţie descrisă de grafic între funcţia de activare ReLu si Leaky ReLU se observă prin înclinaţia dreptei din punctul de origine. Se observă că în cazul celei de a doua funcţii se obţine un unghi mai mare cu axa absciselor.

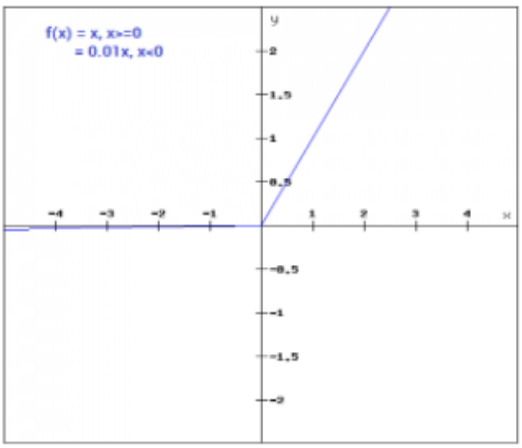


Figura 2.8. Funcţia Leaky ReLU

F. Funcţia Tahn

Diferenţa majoră între Tahn şi Sigmoid este subliniată prin faptul că această funcţie de activare nu menţine acelaşi semn pentru neuroni. Ampltudinea maximă şi minimă a ieşiriilor este cuprinsă în intervalul 1 şi -1. În figura 2.9 este exemplificat modelul grafic al acestei funcţii.

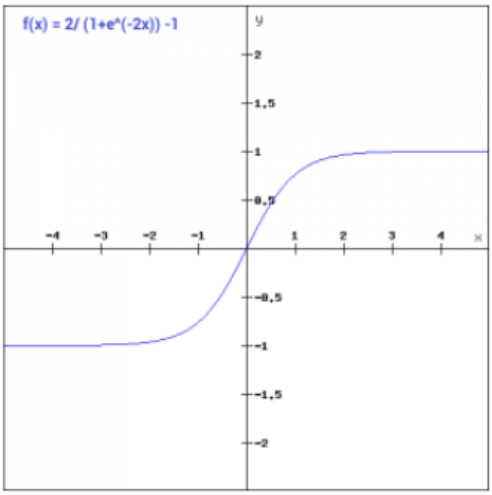


Figura 2.9. Funcţia Tahn

Nu există anumite direcţii clare şi stricte care să impună folosirea anumitor funcţii de activare. Acest lucru depinde de datele de intrare, de ce se doreşte să se obţină ca şi rezultat, dar şi de arthitectura reţelei. La fel ca numărul de straturi, numărul de epoci sau neuroni de pe straturi, căutarea funcţiei de activare potrivită necesită o serie de

teste asupra modelului. Totuşi, se cunoaşte faptul că funcţia de activare Sigmoid oferă rezultate foarte bune pentru situaţiile în care se doreşte o clasificare, dar alături de Tahn, nu este recomandat să se folosească pe straturile din mijlocul reţelei. O alternativă care oferă performanţe foarte bune pentru straturile ascunse, este ReLu, iar Leaky ReLu este utilizat în momentul în care există posibilitatea de neuroni morţi. Acestea sunt numai nişte constatări care au fost obţinute în urma mai multor teste. [11] Toate aceste informaţii susţin faptul că funcţia de activare are un rol semnificativ în rezultatele care vor fi înregistrate.

Partea de clasificare se poate împărţii în trei categorii distincte: binară, multiclasă şi multi-etichetă. Cea binară oferă posibilitatea împărţirii rezultatului grupării în două opţiuni, 1 sau 0. Metoda mai multor clase acordă posibilitatea împărţirii ieşirii în mai mult de două clase, iar metoda mai multor etichete furnizează o sub clasificare a mai multor clase.

Pentru a putea constata dacă reţeaua oferă nişte predicţii corecte şi apropiate de adevăr, pe lângă partea vizuală în care se crează un grafic cu datele obţinute prin predicţie şi datele reale păstrate pentru partea de testare, se utilizează diferite metrici de măsurare. Dacă modelul poate să furnizeze o acurateţe cât mai mare atunci el poate să fie utilizat în domeniul pe care îl vizează, astfel ar reuşi să înlocuiască metodele tradiţionale de tratare. În mod firesc, există metrici de măsurare pentru probleme de clasificare, dar şi speciale pentru soluţionarea aspectelor caracteristice regresiei liniare. Metricile de măsurare oferă o imagine de ansamblu asupra modului de lucru a reţelelor, şi anume, cât de bine reuşesc acestea să funcţioneze.

În lucrare au fost folosite ca şi metrici de măsurare a acurateţei următoarele: eroarea medie pătratică (MSE), coeficientul de determinare (R^2), eroarea medie absolută (MAE). Prin intermediul lor s-a putut urmări evoluţia şi modul în care anumiţi hiperparametri aduc modificări asupra performanţei reţelelor neuronale artificiale.

Eroarea medie pătratică face parte din categoria numită media erorilor la pătrat. Din formula care defineşte acest tip, se observă prezenţa ridicării la pătrat a diferenţei între predicţie şi realitate. Această clasă este influenţată mult mai uşor de valorile numerelor şi se foloseşte în momentul în care se doreşte o privire de ansamblu a modului în care evoluează erorilor obţinute prin predicţie pe parcursul testărilor efectuate. Prin utilizarea acestui tip de erori se face o medie între ce se asteaptă să se obţină şi ce există în realitate, valorile ideale. [13] Practic se poate afla cât mai este de înbunătăţit modelul pentru a ajunge la momentul în care acesta să poată pune la dispoziţie un mod de lucru suficient de robust pentru a putea să fie integrat ca modalitate de rezolvare a diferitelor probleme.

Coeficientul de determinare (R^2) are valori cuprinse în intervalul 0 şi 1. El subliniază cât de bine funcţionează modelul creat. Cu cât este mai aproape de 1, cu atât modelul oferă oamenilor, o predicţie cu o acurateţe crescută, astfel obţinând şi o caracteristică convingătoare. [13]

Faţă de cele două metrici prezentate anterior care fac parte din categoria destinată pătratului diferenţei, s-a folosit şi o metrică din clasa erorilor absolute. Cea utilizată a fost

eroarea medie absolută. Ea se calculează ca fiind valoarea absolută a sumei pentru diferenţele dintre ce e în realitate şi ce s-a obţinut cu ajutorul predicţiei. Asupra acestei sume, pentru a dobândi valoarea finală a eroarii medii absolute, se aplică raportul 1/N. Prin această înmulţire cu raportul precedent se asigură valoarea corectă a erorii medie absolute. Prezenţa modulului în cadrul determinării sumei, scoate în evidenţă clasificarea acestui tip de eroare în tiparul erorilor absolute.[13]

În tabelul 1 sunt trecute formulele celor trei metrici, utilizate în cadrul proiectului. Deosibirile dintre aceşti indicatori de perfomanţă sunt vizibile în special în modul de calcul. [13]

Tabel 2.1. Metrici de acurateţe

Nr crt	Nume	Prescurtare	Formulă
1	Eroare medie pătratică	MSE	$\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(p_n-\hat{p}_n)^2$
2	Coeficient de determinare	R^2	$1-\frac{\sum_{n=1}^{N}(p_n-\hat{p}_n)^2}{\sum_{n=1}^{N}(p_n-\bar{p})^2}$
3	Eroarea medie pătratică	MAE	$\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\lvert p_n-\hat{p}_n\rvert$

Toate aceste informaţii au fost studiate în prealabil pentru a putea să se creeze două modele de reţele neuronale artificiale menite să ajute la soluţionarea problemelor din domeniul medical, axate pe cancerul din zona mamară.

3 Analiză, proiectare, implementare

Proiectul are ca și scop final oferirea de rezultate care au menirea de a ajuta spitalele, mai precis medicii oncologi, prin calcularea unei predicții a ariei, dar și clasificarea caracteristicilor tumoarele. Acest lucru a subliniat importanța creării unui model care să pună la dispoziție o eroare cât mai mică, aproape de ideal, prin acest lucru crescând acuratețea de predicție și clasificare.

Capitolul curent înglobează o descriere amănunțită asupra bazei de date care a ajutat la antrenarea rețelelor, mediului de dezvoltare folosit pentru partea de implementare, părți de cod relevante pentru a putea fi exemplificat concis modul de construire a rețelelor neuronale artificiale, dar oferă și o prezentare detaliată existentă în subcapitolul destinat testării.

Prin includerea acestei componente în documentație, se poate asigura o privire de ansamblu a modului de lucru abordat pentru soluționarea problemelor de regresie liniară și de clasificare binară a tumorii mamare. Rețele au putut să fie aduse la o formă prin care să ofere o funcționare suficient de bună în combinație cu setul de date utilizat ca suport.

3.1 Mediu de dezvoltare

În scopul întocmirii acestui proiect a fost necesară alegerea cu atenție a mediului de dezvoltare prielnic implemntării, dar și limbajul de programare a influențat tehnica de lucru. Mediu de dezvoltare care a servit ca sprijin în realizarea acestei lucrări și găsirea unui algoritm potrivit, este reprezentat de Pycharm Community Edition 2023. El pune la dispoziție posibilitatea navigării cu o dificulate scăzută prin proiect sau chiar oferă sugestii la ce ar trebui programatorul să folosească în momentul scrierii codului.

Limbajul de programare folosit în contextul acestui proiect, este Python cu versiunea de 3.9. Alegerea acestui program a fost bazat pe motivul că în ultima vreme a reușit să câștige foarte mulți oameni dornici să-l utilizeze pentru simplitatea cu care se poate scrie cod. Acesta oferă și o lizibilitate crescută și odată cu ea și înțelegerea codului devine ușoară. Este foarte ușor de învățat, astfel a fost o alternativă fezabilă în momentul deciderii limbajului de programare. Prin simplititatea codului, Python în combinație cu învățarea automată, face mult mai ușor procesul de rezolvare a problemelor expuse în cadrul acestei lucrări.

Un alt aspect care a contribuit la alegerea limbajului, este dimensiunea largă a bibliotecilor prin care se realizează importul diferitelor funcții. Ele sunt reprezentate și de biblioteci specifice funcțiilor de activare a neuronilor, de creare a straturilor sau de calculare a unor metrici menite să ofere informații referitoare la perfomanțe.

Prin aceste caracteristici valoroase aduse atât de mediul de dezvoltare, cât și de limbajul de programare ales, s-a putut realiza o implementare facilă pentru programator.

Nu este de neglijat, faptul că prin toate proprietăţile puse la dispoziţie s-a putut organiza şi executa codul, astfel ajungându-se la o rezolvare solidă menită să vină în sprijinul medicilor care se ocupă cu tratarea acestei neoplazii în rândul oamenilor de sex feminin.

3.2 Caracteristicile setului de date

La baza învăţării automate se găsesc datele folosite în cadrul algoritmilor aleşi. Acestea reprezintă informaţia pe baza căreia algoritmul o să înceapă să observe diferite reguli care ulterior o să ajute la predicţia rezultatelor dorite. Atât cantitatea, cât şi forma datelor sunt aspecte foarte importante care trebuie să fie trate înainte de a începe scrierea codului. Primul pas în lucru cu date este înţelegerea aprofundată a bazei de date care urmează să fie utilizată, astfel programtorul putând să aleagă corect segementarea datelor în date de intrare, respectiv ieşire, dar şi tehnici de preprocesare potrivite problemei cu care se confruntă. În general, se aleg seturi de date cât mai voluminoase cu putinţă, astfel algoritmul să poată să înveţe pe mai multe cazuri ce trebuie să prezică.

S-au folosit două seturi de date iniţial: Breast Cancer Wistonsin (Diagnostic) [3] şi Breast Cancer Wistonsin (Prognostic) [14]. În final s-a utilizat prima opţiune din motivul că cea de a doua punea la dispoziţie un set de date mult prea mic. Ea îngloba 198 de instanţe. Datorita numărului scăzut de instanţe pe care le înregistra, baza de date Breast Cancer Wistonsin(Prognostic) nu a putut să ofere destule detalii pentru ca reţeaua neuronală să pună la dispoziţie niste erori foarte mici. Pentru a se putea exemplifica şi mai bine importanţa datelor, au fost adăugate şi câteva imagini pentru partea de regresie, în care este evidenţiată diferenţele oferite de colecţia de date şi cât de mult influenţează modul de învăţare a reţelei. Cu un set de date mai mic, eroarea medie pătratică a putut să fie scăzută la o valoare de 0.03, iar cu ajutorul bazei de date mult mai ample s-a putut ajunge la o eroare medie pătratica de 0.00001. Odată cu scăderea erorii, s-a putut observa în schimb o creştere semnificativa a valori coeficientului de determinare. Parametrul de determinare oferă informaţii despre cât de bine funcţionează algoritmul, cu cât este mai aproape de 1 cu atât modelul lucrează mai bine. Importanţa urmării metricilor de performanţă a reprezentat una dintre cele mai eficient moduri de urmărire şi constatare a eficienţei de învăţare a modelului. Aceste lucruri sunt detaliate mai amănunţit în subcapitolul care înglobează părţile de testare.

Setul de valori asupra căruia s-au obţinut cele mai bune rezultate în lucrarea prezentată, este găsit sub numele de Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic), furnizând un set amplu de măsurători. Baza de date a fost descărcată în laptop , dar se putea utiliza anumite linii de cod care realizau importul de pe pagina UI machine learning repository. Un dezavatanj al acestei abordării a fost necesitatea continuă a conexiunii la internet pentru a putea să se apeleze baza de date, astfel s-a preferat descărcarea datelor.

Pentru a putea sa se înţeleagă setul de date, a trebui să se pună accent pe provenienţa bazei de date. Înregistrările existente în tabel provin de la imagini digitalizate a unei mase mamare, oferind detalii importante referitoare la celulele care sunt implicate în construcţia tumorii. Tabelul este format din 33 de coloane care conţin informaţii referitoare la diferite aspecte importante, de exemplu: simetrie, arie, perimetru, puncte concave,textură, diagnostic. Un detaliu fundamental este faptul că nicio coloană nu oferă

date lipsă.[3] Absența datelor conducea la un procedeu mult mai complicat de specificare prin cod, astfel existența a tuturor datelor a reprezentat un avatanj major. În consecință, setul de date este suficient de amplu, oferă destul de multe date care pot sa fie utilizate ca intrări în algorim facilitând procesul de învățare. De asemenea, un alt aspect pe care îl conține este că oferă o coloană destinată tipului de diagnostic, dar și una în care se află valori despre aria tumorii. Acest lucru a reprezentat și el un avantaj, deoarece în cadrul acestei lucrări s-a dorit rezolvarea a două posibile probleme , una care să ofere predicția ariei și una care se bazează pe clasificare. Prin intermediul acestei baze de date, ambele situații au putut să fie trate, neimplicând studiul și căutarea unei noi colecți de date.

Pentru problema de regresie care are ca și scop final predicția cu o eroare cât mai scăzută a ariei tumorii, ieșirea datelor a fost sub formă numerică și nu a presupun nicio modificare de format. Pe de altă parte, pentru problema de clasificare s-a folosit coloana numita ‚diagonisis' care conținea litere, B însemnând benignă și M reprezentând malignă. Pentru a putea lucra cu acestea a fost nevoie de utilizarea unei conversii, din text în cifre. Aceste litere au fost convertite în numere, B fiind înlocuit de valoarea 0, respectiv M fiind asociat cifrei 1. Cu ajutorul acestei mapări s-au creat două clase posibile, astfel construindu-se algoritmul de clasificare binară. Aceste modificări au trebuit sa aibă loc înainte de momentul începerii creării funcției destinată construcției rețelei.

Rețeaua neuronală artificială (ANN) necesită o divizare riguroasă a cantității. Ea impune o segmentarea a informațiilor pe care o să le utilizeze pentru procesul de antrenare și pentru procesul de testare. Vital este ca datele, atât de intrare cât și de ieșire, pe care se realizează antrenarea, să cuprindă cât mai multe variante care sunt posibil de întâlnit. Modelul devine mai eficient în momentul în care dispune de mai multe date prin care poate să creeze legături, neuronii reușind să elaboreze relații puternice de înțelegere. Validarea este obilgatoriu să se realizeze pe date noi, nu pe cele pe care s-a realizat instruirea, astfel se observă comportarea modelului, putând să se demonstreze acuratețea reală într-un mediu necunoscut anterior. Această etapă asigură folosirea algoritmilor în cadrul rezolvării unor probleme din viața cotidiană a oamenilor. Metoda de divizare oferă mai multă credibilitatea asupra rezultatelor obținute și este capabilă să sublinieze diferitele erori pe care modelul ar putea să le întâmpine. În contextul prezentat, s-a utilizat un procent de 80% destinată părții de antrenare și restul de 20% a fost alocate testării.

Preprocesarea datelor a constat și ea în utilizarea unor tehnicii de normalizare sau standardizare. Modelul furnizat a oferit rezultate cu o îmbunătățire semnificativă cu ajutorul normalizării. Algoritmii au reușit prin intermediul acestei metode să își mărească perfomanțele și acuratețea substanțial. S-au oferit niște valori mult mai fiabile, astfel obținându-se o eroare medie pătratică mult mai scăzută și un mod de lucru care oferă o capacitate de predicție ridicată. Acest aspect scoate în evidență importanța și modul de evoluție a tehnicilor folosite pentru obținerea rezultatelor finale, dar și necesitatea înțelegerii în profunzime a datelor cu care se lucrează. Fiecare cerință pentru care este construită rețeaua neuronală artificială, necesintând o anumită tehnică specifică de utilizare a seturilor de date.

Pentru obținerea unei eficiențe sporite, primele aspecte de care s-a ținut cont sunt: atenția la alegerea setului de date, segmentarea într-o porțiune pentru antrenare și una pentru validare și utilizarea unor tehnici de preprocesare utile implementării. Aceștia sunt primii pași pe care programatorul îi realizează în momentul în care se hotărăște să utilizeze învățărea automată pentru predicția anumitor aspecte. Datele trebuie să fie pregătite, iar în momentul în care se începe procesul de construire a algorimului, datele vor facilita un proces de învățăre fără erori.

3.3 Rețeaua neuronală artificială destinată predicției ariei tumorii mamare

O proprietate a tumorii care reprezintă o zonă cu puternic interes pentru medicii aflați pe secția de oncologie, se referă la modul de evoluție a ariei tumorii. Mai precis, felul în care o să se producă expansiunea afecțiunii. Acest lucru este foarte important, în momentul în care tumoare are o caracteristică malignă, tratamentul poate să fie influențat de mărimea ei. De exemplu, câteva variante de tratamente care pot să fie influențate de acest aspect sunt: chimioterapie, chirurgie sau radioterapie.

Soluția aleasă pentru soluționarea scopului, a presupus crearea unui model asemănător biologiei creierului uman. S-a utilizat învățarea automată împreună cu algoritmul pentru rețea neuronală artificială.

Primul pas în construirea rețelei a fost reprezentat de pregătirea corectă a colecției de date care urma să joace rolul șablonului după care se vor realiza predicțiile. În figura 3.1. este ilustrată o partea de definire a intrăriilor,dar și a ieșirilor. Setul de date conținea 33 de coloane. Pentru a realiza procedeul de segmentare a coloanelor a trebui să se înțeleagă inițial ce reprezintă fiecare valoare din acel tabel, astfel putând să se aleagă corect coloanele care o să servească ca și date de intare , respectiv pentru ieșire. După o documentare atentă privind fiecare serie de valori, ieșirea a fost programată să fie descrisă de coloana numită ‚area_mean'. În ceea ce privește datele de intare a modelului sunt definite de toate coloanele caracteristice acestui set de date, exceptând coloana de ieșire definită anterior, coloana numită ‚ID' și s-a mai eliminat și cea care conținea informații referitoare la tipul tumorii, malignă sau benignă. Coloana de ID a fost eliminată, deoarece reprezenta un număr unic pentru fiecare pacient care a luat parte la recoltarea de date, astfel nu aducea un beneficiu în calculul ariei. În cazul în care se dorea păstrarea acestei coloane, trebuia să se specifice faptul că nu este o valoare a unui parametru. Cu ajutorul mențiunii, rețelei neuronale articiale i se scotea în evidență să nu folosească aceea valoare în procesul de antrenarea, ea înțelegând faptul că este numai un identificator. Pentru simplitatea atât a codului, cât și a modelului, s-a optat pentru eliminarea completă a acestei coloane.

De asemenea, s-a recurs și la scoaterea coloanei ce conținea informații referitoare la diagnosticul tumorii, dacă aceasta prezintă caracteristica unei neoplazii maligne sau benigne. Detaliile acestea nu jucau un rol semnificativ în calculul ariei tumorii mamare, astfel neutilizarea acestui tip de componentă din setul de date de intrare, nu a influențat performanța de predicție a suprafeței tumorale.

Pentru a se putea face o segmentare clară şi precisă a fost nevoie să se specifice eliminarea coloanei care a fost utilizată pentru ce se dorea să se obţină la ieşire. Prin urmare, dacă nu se utiliza tehnica de eliminare modelul utiliza datele de ieşire şi ca valori de intrare, astfel acest lucru conducând la o predicţie incorectă. Algoritmul primea ca şi intrări, date pe care trebuia să le prezică. Perfomanţele reţelei erau eronate şi nu ofereau o soluţie utilă în rezolvarea problemei de regresie liniară. Aceste procedee au avut loc înaintea începerii procesului de învăţare.

```
output = dataset[['area_mean']].values
#
# Eliminarea coloanelor 'area_mean', 'id', și 'diagnosis' din input
input = dataset.drop(columns=['area_mean', 'id', 'diagnosis']).values
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split( *arrays: input, output, test_size=0.2, random_state=42)
```

Figura 3.1 Împărţirea setului de date

Un alt aspect vital în utilizarea acestui algoritm specific învăţării automate, este momentul specificării procentului de date care este rezervat pentru partea de testare şi antrenare. Setul de date chiar dacă conţine 569 de valori, nu este considerat suficient de mare. În general se lucrează cu seturi de date care conţin mii de valori diferite, astfel ducând la o învăţare profundă a modelului. Cu toate acestea, baza de date folosită în proiect, este găsită ca fiind parte din multe studii şi articole ştiinţifice existente deja. Aceată informaţie a jucat un factor decisiv în alegerea acestui set.

Rezultatele care au presupun o eroare medie pătratică şi un coeficient de determinare cât mai bune, au fost obţinute în momentul în care setul de date de antrenare ocupa valoare de 80%, iar cel de validare restul de 20%.

Notaţiile utilizate în cadrul codului prezentate în figura de mai sus , sunt:

- X_train semnifică datele de intare utilizate în cadrul procesului de antrenare a reţelei neuronale artificiale
- Y_train semnifică datele de ieşire folosite în cadrul procesului de antrenare a reţelei neuronale artificiale
- X_test semnifică datele de intrare utilizate în cadrul procesului de validare a reţelei neuronale artificiale
- Y_test semnifică datele de ieşire folosite în cadrul procesului de validare a reţelei neuronale artificiale

Validarea implementată pe un set de date diferit faţă de cel pe care se efectuează procedeul de învăţare a reţelei, conferă mai multă robusteţe şi credibilitate modului de predicţie a modelului.

În continuare, s-a trecut la etapa de preprocesare a datelor. Acest aspect a presupun găsirea de tehnicii care se pretează pe datele cu care s-a lucrat. Acest lucru a fost descoperit prin mai multe teste cu diferite tehnici. Modalitatea optimă a fost normalizarea, prin care s-au obţinut cele mai bune soluţii în modelul de lucru cu datele pentru problema curentă. Tehnica de preprocesare a fost aplicată pentru datele de intrare, dar şi pentru datele de ieşire, pentru că ambele seturi de date au fost utilizate sub forma de valori continue şi nu reprezintă clase sau etichete. Normalizarea a efectuat anumite transformări prin care s-au convertit toate numerele în valori care aparţin

intervalului 0 şi 1. După efectuarea segmentării atente şi utilizării corecte a tehncii de normalizare, datele sunt pregătite să ajute reţeaua să înveţe şi mai apoi să testeze ce a învăţat.

În figura 3.2 sunt prezentate liniile de cod care se ocupă cu procesul de normalizare aplicat valorilor. Utilizarea acestei metode, presupune şi importarea bibliotecii specifice. Din biblioteca sklearn s-a importat tipul de sclare dorit spre folosire. Acest import a oferit posibilitatea unei utilizări simple şi rapide a tehnicii de normalizare. Din liniile de cod se observă aplicarea procedurii atât pe datele destinate procesului de antrenare, dar şi pentru cele care se vor utiliza pentru validare. După realizarea acestui pas, toate datele au aceeaşi caracteristică şi mai important este faptul că o să facă parte din acelaşi interval de valori. Prin urmare, această tehnică este des întâlnită în momentul în care setul de date există diferenţe considerabile între valorile prezente în cadrul tabelului. Se poate spune că se oferă o unifromizare a valorilor.

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
# Normalizarea caracteristicilor de intrare
sc_X = MinMaxScaler()
X_train = sc_X.fit_transform(X_train)
X_test = sc_X.transform(X_test)
# Normalizarea caracteristicilor de iesire
sc_Y = MinMaxScaler()
Y_train = sc_Y.fit_transform(Y_train)
Y_test = sc_Y.transform(Y_test)
```

Figura 3.2 Normalizarea datelor

Al doilea pas a fost construcţia unei funcţii în care se defineşte reţeaua neuronală artificială alături de toate caracteristicile ei, în figura 3.3. sunt ilustrate linile de cod care au servit la rezolvarea sarcinii. S-a început cu crearea unui model gol de tip secvenţial, pentru că acesta este cea mai comună şi utilizată tehnică întâlnită. Crearea unui model secvenţial presupune introducerea straturilor pe rând în interiorul modelului. Un avantaj foarte mare în utilizarea acestui tip, este simplitatea dobândită şi modul de lucru optim pentru probleme de regresie şi clasificare. După definirea modelului gol s-a început adăugarea straturilor cu ajutorul funcţiei ‚add'.

Perfomanţele optime s-au obţinut cu ajutorul a două straturi ascunse care au ca şi rol realizarea de legături între intrare şi ieşire. Se observă că fiecare strat este caracterizat de un număr de neuroni diferit. Primul stat ascuns are ca şi proprietăţi un număr de 15 neuroni şi aceştia sunt activaţi prin intermediul funcţie de activare ReLU. Al doilea strat ascuns a fost alcătuit dintr-un număr de 8 neuroni asupra cărora s-a folosit tot funcţia de activare ReLu, ca şi în cazul primului strat.

Un alt aspect care a trebuit să fie specificat este dimensiunea intrării modelului. Din motive prezentate mai sus, adică eliminarea a celor 3 coloane din datele de intrare, dimensiunea acestuia a ajuns să fie descrisă de valoarea numărului 29.

Al doilea strat ascuns conţine un număr de 8 neuroni, mult mai puţini decât primul. O asemănare între cele două straturi este funcţia de activare folosită. S-a putut observa că modelul furnizează cele mai bune valori în care se utilizează ReLU pentru neuronii care

se află pe straturile din mijlocul reţelei. Aflându-se în interiorul în reţelei, starturile de mijloc au ca şi scop creare de legături între neuroni şi de a putea conduce de la intrare informaţiile spre o predicţie cât mai corectă la ieşire.

Ultimul strat adăugat determină stratul de ieşire. Acesta poate să conţină un singur neuron, care reprezintă aria tumorii. El este format dintr-un singur neuron care urmează să fie activat cu ajutorul funcţiei de activare de formă liniară.

```
model = Sequential()
model.add(Dense(15, activation='relu', input_dim=29))
# model.add(Dropout(0.001))
model.add(Dense(8, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear'))#strat iesire
# Creare optimizator cu o rată de învățare specificată
optimizer_arie = Adam(learning_rate=0.001)
# Compilarea modelului cu optimizatorul definit
model.compile(optimizer=optimizer_arie, loss='mse')
model.summary()
history = model.fit(X_train, Y_train, epochs=200, validation_split=0.2)
```

Figura 3.3 Definirea reţelei

Se poate observa şi folosirea algoritmului de optimizare. Pe baza documentării anterioare şi pe anumite teste efectuate, s-a hotărât utilizarea algoritmului de optimizare numit Adam cu o rată de învăţare de 0.001. Valoarea ratei de învăţare pentru care s-a ajuns la cele mai bune soluţii este chiar cea cu care algoritmul Adam vine predefinit. Totuşi, s-a ales abordarea prin care rata de învăţare poate să fie scrisă de programator, din cauza testelor care s-au efectuat pentru a vedea felul în care valoarea ratei v-a influenţa evoluţia predicţiei, dar şi eroarea în cadrul modelului.

În final după specificarea fiecărui strat şi a algoritmului de optimizare dorit, a urmat partea de compilare unde se specifică ca valoarea erorii să fie definită de valorile pe care le obţine eroarea medie pătratică. Acest lucru ajută la monitorizarea modului de dezvoltare pe care o să-l deţină modelul. Antrenarea modelului este caracterizată de numărul de 200 de epoci şi o împărţire de validare cu valoarea de 0.2. Motivul utilizării valori de 0.2 este segmenentarea datelor de antrenament în seturi mai mici de antrenare şi testare, cu ajutorul lui se monitorizează evoluţia modelului şi modifică hiperparametri pentru obţinerea rezultatelor bune. Iniţial s-a folosit valoarea de 0.1, dar urmărind modul de lucru prezentat în diferite articole ştiinţifice pentru găsirea unei metode de îmbunătăţirea a performanţelor, s-a observat preferarea valorii de 0.2. Acest aspect a scăzut puţin eroarea medie pătratică.

Linile de cod prezentate în figura anterioară, ilustrează felul în care s-a abordat rezolvarea problemei de creare şi antrenare a unei reţele neuronale artificiale capabilă să ofere o predicţie asupra ariei afecţiunii întâlnite la femei în zona mamară.

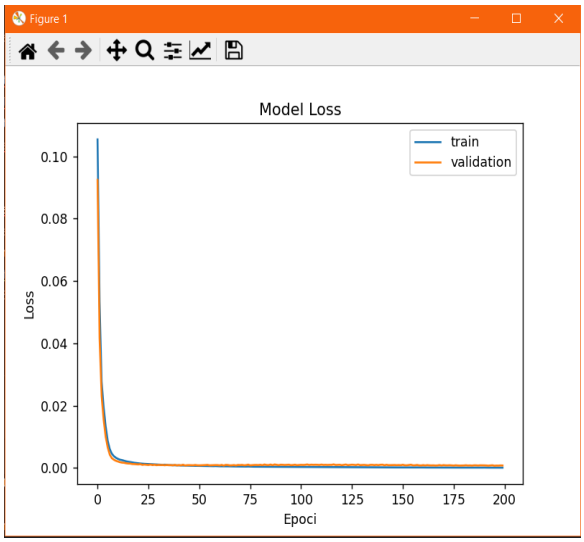
Al treilea punct important în implemnetarea codului, menit să ofere soluţii pentru problema de regresie, a fost calculul erorilor. Acest pas are ca şi scop dobândirea de credibilitate a modelului. Metricile utilizate în cadrul problemei de regresie au fost: eroarea medie pătratică, eroarea medie absolută şi coeficientul de determinare. Cu ajutorul mediului de dezvoltare şi a limbajului de porgramare, acest aspect privind zona de calcul a fost exprimată în trei rânduri de cod uşor de înţeles. Prin aplerarea funcţiilor

specifice, programul utilizează formulele matematice în momentul în care ajunge la partea această, astfel persoana responsabilă cu scrierea codului, nu trebuie să își definească proprile funcții și să se axazeze pe matematică. În figura 3.4 este prezentat codul care se ocupă cu obținerea de valori pentru metricile care ajută la urmărirea evoluției perfomanței modelului. Ambele erori utilizate, eroarea medie pătratică și eroare medie absolută se calculează prin intermediul valorile de ieșire păstrate pentru procesul de testare și valorile oferite prin predicție. O analiză amănunțită a modului de calcul a acestor erori se poate observa în tabelul 2.1 din capitolul doi.

```
# Calcularea erorilor
mse_value = np.mean(np.square(np.subtract(Y_test, yhat)))
mae_value = np.min(np.square(np.subtract(Y_test, yhat)))
r2 = r2_score(Y_test, yhat)
print("Eroarea medie patratica (MSE):", mse_value)
print("Eroarea minima (MAE):", mae_value)
print("Coeficinetul de determinare (R²):", r2)
```

Figură 3.4 Calculul metricilor de performanță

În final pentru a fi mult mai ușor de vizualizat și de interpretat varianțile aduse de către parametri în cadrul rețelei, s-au utilizat graficele. S-a importat din librăria matplot funcțiile specificare care permit utilizarea și crearea de grafice în cadrul linilor de cod. S-au realizat două grafice, unu pentru ilustrarea suprapuneri dintre datele obținute prin antrenarea modelului și unu pentru observarea graficului erorii pe setul de antrenare comparat cu cea de pe validare.

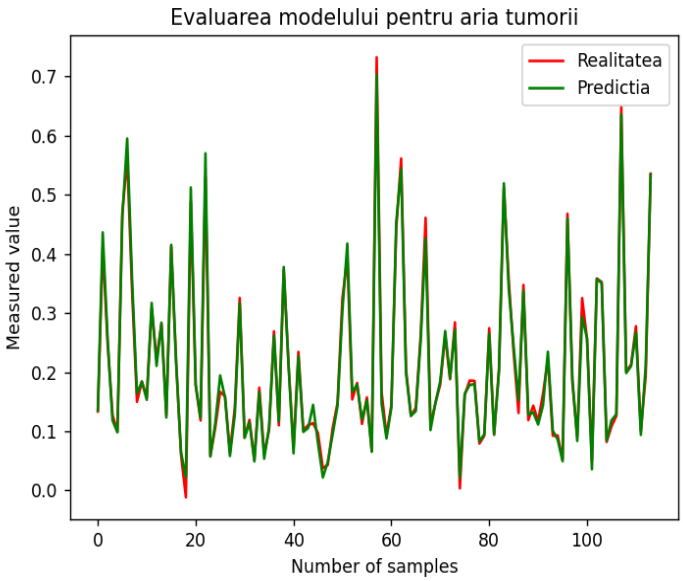


Figură 3.5 Eroarea medie pătratică pe setul de antrenare vs validare

În figura 3.5 se află graficul pentru compararea eroriilor medii pătratice pe setul de antrenare, culoarea albastră și pe cel de testare definit de culoarea roșie. Ambele erori pornesc de la valori sub 1 și ajung să atingă valori apropiate de 1.1833*e-04. În cazul erorii care caracterizează setul de testare se observă că pornește cu o valoare mult mai joasă față de cea de antrenare. Erorile scad suficient de mult și de repede, iar un aspect

important de observat este faptul că nu oferă fluctuații. Acestea pe parcursul a celor 200 de epoci se urmăresc perfect, ajungând și să se suprapună.

În figura 3.6 este prezentată suprapunerea apoape perfectă, dintre datele oferite de rețeaua neuronală artificială, culoarea verde, și datele care fac parte din realitate, care sunt date provenite de la pacienți, culoarea roșie. Cele două grafice se urmăresc aproape perfect, existând foarte multe zone în care suprapunerea e perfectă, astfel că nuanța de roșu nu mai e vizibilă.



Figură 3.6 Grafic cu datele obținute prin predicție comparete cu setul de date reale

Pentru graficele din figurile 3.5 și 3.6 s-au obținut următoarele valorile pentru metricile de performanță a modelului.

- Eroarea medie pătratică (MSE): 0.00016270231905955376
- Eroarea minimă absolută (MAE): 7.406363084523584e-09
- Coeficientul de determinare (R^2): 0.9923359776195436

Atât eroarea medie pătratică, cât și eroarea minimă sunt definite de niște numere foarte mici. Ambele sunt cu mult sub valoarea 1, astfel modelul este capabil să învețe, pe baza datelor puse la dispoziție, să ofere predicție corecte, asupra suprafeței prin utilizarea rețelei neuronale artificiale anterior construită. Un punct important de menționat este valoarea coeficientului de determinare care oferă detalii despre cât de bine funcționează modelul. Valoarea primită este foarte aproape de 1, idealul.

În concluzie, rețeaua neuronală creată este suficient de robustă pentru a putea să ofere rezultate cât mai apropiate de realitate. Metricile de perfomanță susțin această afirmație, iar graficele reușesc să ofere confirme și să crească credibilitatea modelului de lucru. Prin aceasta analiză se constată că modelul a reușit să îndeplinească cerințele inițiale pentru care a fost creat.

3.4 Rețeaua neuronală artificială pentru clasificarea tumorii mamare

A doua problemă care a făcut parte din obiectivele acestei lucrări, a implicat rezolvarea problemei de clasificarea a tumorii în două clase posibile: malignă sau benignă. Motivația găsirii unui algoritm fiabil pentru soluționarea acestei dificultăți este pentru că tipul tumorii influențează tratamentul care urmează să fie administrat persoanei care prezintă această neoplazie.

Setul de date conține 598 de instanțe provenite de la diferite paciente la care li s-au înregistrat anumite valori importate despre tumoare. Fiecare coloană oferă informații care o să ajute algorimul să învețe cum să ofere o predicție bună. În cazul de față, tipul tumorii poate să fie de două tipuri, acest aspect fiind specific clasificărilor binare.

Metoda folosită a fost utilizarea tot a unei rețele neuronale capabilă să aibă o putere de acuratețe mărită. Pașii pentru această lucrare au repectat aceași ordine ca în cazul precedent, soluționarea problemei de regresie liniară. În schimb, au apărut unele detalii modificate care vor fi prezentate în continuare.

Partea de preprocesare a datelor a fost un detaliu semnificativ în modul de lucru a modelului. Tehnica care a fost utlizată și în cazul clasificării, a fost normalizarea. Această metodă a oferit cele mai bune rezultate și o comportare adecvată a rețelei. Cu toate acestea, în cazul de față s-a utilizat numai pentru datele care vor ocupa rolul de date de intrare în rețeaua neuronală artificială.

Datele de ieșire au avut o formă mai specială, acestea erau de tip text și au necesitat o convertire specifică. Pentru a putea să se transforme în date numerice, favorizând un mediu mult ușor de lucru, a fost folosită tehnica prin care se ofereau etichete. Coloana care urma să fie folosită pentru ieșire, conținea două tipuri de valori de tip text, mai exact litere, B și M. Cum s-a specificat mai sus, este o problemă de clasificare binară , astfel valorile de pe coloana asupra căreia se dorește o predicție au trebuit să fie transformate în cifra 0 sau 1. Setul de date de ieșire nu a mai trebui să beneficieze de o preprocesare ulterioară, din cauza faptului că acesta conținea valori fixe de 0 sau 1. Normalizarea a efectuat anumite modificări prin care s-au convertit toate numerele în valori care fac parte din intervalul 0 și 1. După efectuarea segmentării atente și utilizării corecte a tehncii de normalizare, datele sunt pregătite să ajute rețeaua să învețe și mai apoi să testeze ce a învățat.

Datele de intare au presupus modificări la ce coloane avea incluse. S-au eliminat coloanele care conțineau datele de ieșire, respectiv ID ul pacientului. Numărul de identificare a fiecărei paciente nu prezenta importanță și nu oferea detalii prin care algorimul să poată să ajungă la o acuratețe mai mare față de cea obținută, astfel eliminarea lui a fost soluția aleasă în cazul rezolvării problemei. Totuși, asupra acestor date a fost necesară aplicarea unei metode de preprocesare, astfel s-a folosit aceeași metodă ca și în cazul rețelei neuronale anterioare.

Împărțirea datelor pentru rezolvarea problemei de clasificare este și el un pas necesar, astfel el a fost fragmentat într-un procent de 80% și 20%. Procentul mai mare a fost folosit pentru datele de intrare și ieșire destinate procesului de antrenare. Datele de validare au ocupat 20% din cantitatea totală de date.

Paul următor a constat în crearea funcției numită clasificare, exemplificat în imaginea 3.7, având ca și parametri datele de antrenare, dimensiunea intrării, numărul de epoci și împărțirea de validare care a avut aceeași valoare și în cazul regresiei. Dimensiunea intrării s-a mărit, datorată faptului că am eliminat numai coloanele ce erau reprezentate de ID și de diagnostit, s-a ajuns astfel la numărul de 30, dintr-un total de 33.

Rețeaua neuronală este construită tot din 2 straturi ascunse caracterizate de funcția de activare ReLU și prezentând 15, respectiv 8 neuroni pe strat. Diferență dintre cele două rețele neuronale artificiale construite este vizibilă în cadrul stratului de ieșire asupra căruia de această data s-a utilizat funcția de activare Sigmoid. Cu toate acestea, pe stratul de ieșire este în continuare prezent un singur neuron.

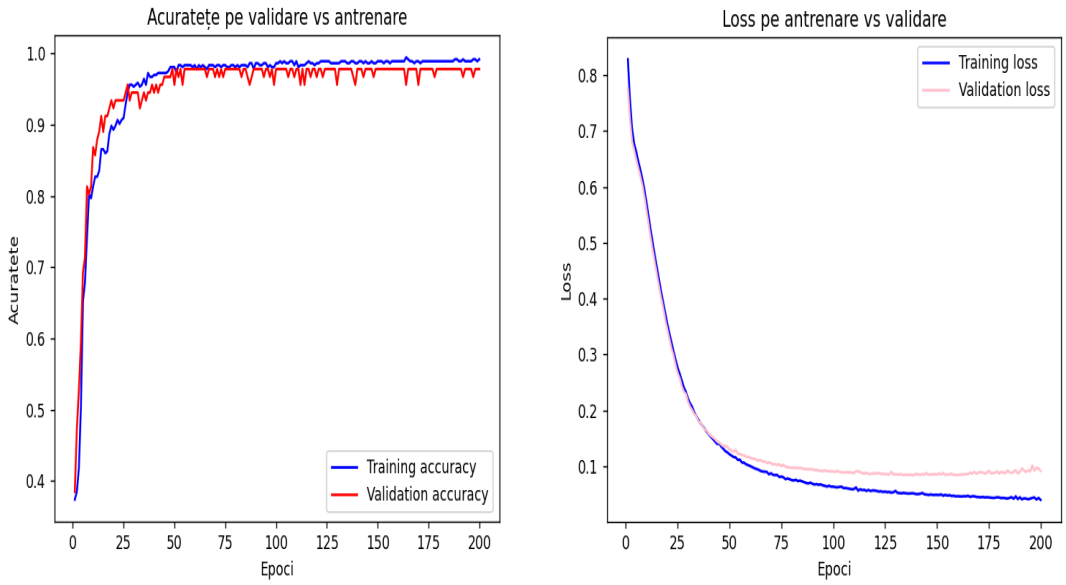
```
def clasiificare(x2_train, y2_train, input_dim=30, epochs=200, validation_split=0.2):
    model2 = Sequential()
    model2.add(Dense(15, activation='relu', input_dim=input_dim))
    model2.add(Dense(8, activation='relu'))
    model2.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
    optimizer_clasificare = Adam(learning_rate=0.001)

    # Compilarea modelului
    model2.compile(optimizer=optimizer_clasificare, loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
    model2.summary()
    # Antrenarea modelului
    istorie = model2.fit(x2_train, y2_train, epochs=epochs, validation_split=validation_split)
    return model2, istorie

model2, istorie = clasiificare(x2_train, y2_train, input_dim=30, epochs=200, validation_split=0.2)
```

Figură 3.7 Funcția pentru antrenarea rețelei neuronale destinată clasificării tumorii

Algorimul de optimizare este asemănător ca și în cazul regresiei, folosindu-se tot algoritmul Adam cu o rată de învățare de 0.001. Acestă abordare a oferit capacitatea de a obține cele mai bune performanțe livrate de către modelul implementat.



Figură 3.8 Grafice de comparație pentru acurateţe și erorile pe parcursul antrenării

De asemenea, pentru a putea să se verifice dacă modelul poate să fie folosit pentru scopul pentru care a fost gândit, s-au utilizat anumite metrici destinate testării

perfomanţelor modelului. În acest caz s-au folosit valoarea coeficientului de determinare, dar şi valorile obţinute pentru acurateţe.

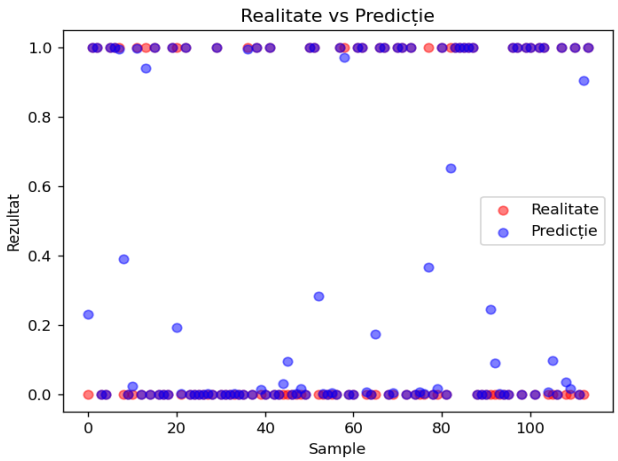
În figura prezentată mai sus, 3.8, se poate observa o comparaţie între cele două metrici importante: pierderiile şi acurateţea obţinută pe parcursul proiectului. În graficul din partea stângă se ilustrează evoluţia acurateţei pe parcursul procesului de antrenare a modelului. Culoarea roşie este folosită pentru acurateţea pe validare, respectiv cea albastră este utilizată pentru acurateţea pe antrenarea. Se observă faptul că linia albastră este mut mai stabilă, robustă decât cea roşie. O asemănare între cele două este că amândouă prezintă o creştere substanţială până în 25 de epoci, astfel modelul îşi creşte acurateţea forte mult prin valorile de la epoci. De asemenea, se observă că atât pe antrenare cât şi pe testare acestea ajung să depăşească valori de 0.95 (95%) şi se stabilizează aproximativ în jurul acestei valori.

În ceea ce priveste partea de erori, cu ajutorul culorii albastre este descrisă eroarea pe parcrusul antrenării, iar cu ajutorul nuanţei de roz s-a pus în evidenţă eroare pentru validare. Valorile acestora cunosc o scădere considerabilă de la valoarea de 0.8, ajungând la aproximativ 0.1 pe validare şi mai puţin de atât pe partea de antrenare. Ambele grafice nu prezintă fluctuaţii puternice reuşind să se suprapună până în epoca cu numărul 50.

Problema de regresie a putut să fie adusă la nişte rezultate mult mai optime, iar acest lucru poate să fie vizibil după valorile pe care le preiau erorile. În cazul acesta de clasificare, metricile de performanţă au preluat următoarele valori:

- R2 Score pentru clasificare = 0.9177495389572502
- Acurateţea pe testare pentru clasificare: 0.9824561476707458

Prin analiza acestor valori se demonstrează că modelul are un coeficient ridicat şi apropiat de ideal. Acurateţea modelului este de aproximativ 98% astfel acesta tinde spre perfecţiune. Prin aceste valori se poate spune că modelul a fost implementat suficient de bine. O posibilă modificare care ar putea influenţa această acurateţe este poate lipsa de date, există posibilitatea ca modelul pentru această problemă să aibă nevoie de o cantitate mult mai mare de date pentru o clasificare mai precisă. Legăturile dintre neuroni şi regulile pe care şi le formează ar putea să prezinte o îmbunătăţire în momentul în care se adaugă date. Acest lucru ar putea să influenţeze chiar şi partea de predicţie de date.



Figură 3.9 Rezultatele oferite de ANN în cadrul problemei de clasificare

În figura 3.9 este un grafic care oferă o imagine vizuală a modului în care rețeaua neuronală oferă răspunsuri pentru problema de clasificarea binară a tumorii prezente în zona mamară a femeilor.

Bulinele cu albastru reprezintă datele care provin din predicție, iar cele cu roșu sunt datele reale provenite de la pacientele supuse acestei înregistrări de date. Din cod s-au setat culorile în așa fel încât să se poată observa suprapuneri într-un mod ușor. Momentele în care datele reale se suprapun cu datele obținute, se formează culoarea mov. Creșterea acurateței și mai mult ar implica o intersecție și mai bună.

Se observă o multitudine de cazuri în care datele oferite prin intermediul rețelei neuronale se potrivesc perfect cu cele care erau oferite spre predicție. Prin intermediul unui set de date mult mai voluminos, modelul ar putea să capteze și mai multe informații folositoare.

3.5 Teste realizate pentru a ajunge la forma optimă

Subcapitolul curent înglobează o scurtă istorisire asupra testelor care s-au realizat pe parcursul implementării codului. Procesul s-a bazat foarte mult pe testat și găsirea celelor mai buni parametri pentru rețelele neuronale artificiale construite. Cele mai bune rezultate atinse au fost prezentate în subcapitolul care îngloba și modul de implementare. În partea în care se explică liniile de cod, au fost incluse și graficele care pun la dispoziție o reprezenatre vizuală și mult mai ușor de urmărit a acurateței modelului.

În continuare, pentru fiecare rețea s-au descris și exemplificat grafic o parte semnficativă a testeleor care s-au realizat de-a lungul acestei lucrării. S-au prezentat testele care au adus un aport important în dezvoltare, fiind cele mai relevante și din care s-a putut ajunge la o concluzie sau la o idee care poate să fie premiza unei decizii. Având în vedere complexitatea și numărul ridicat de încercări care au luat parte pentru a se ajunge în punctul final, s-a ales o organziare cât mai simplă și organizată, astfel în fiecare tabel s-au structurat într-un mod ușor de înteles și urmărit.

Importanța acestui subcapitol este evidentă, pentru a putea ajunge la cel mai bun rezultat s-au încercat diferite combinații. Partea de testare ocupă un loc primordial în cazul oricărui proiect care este menit să ofere soluții pentru probleme provenite din oricare sferă. În cea ce privește o rețea neuronală artificială există o multitudine de cazuri de teste care trebuie realizate pentru a putea asigura o funcționare corectă. Este imposibil să fie încercate toate, dar pe parcursul implementării codului pentru ambele probleme pentru care s-a dorit rezolvare, s-a încercat exploatarea cât mai multor posibilități. De-a lungul acestui subcapitol o să se observe cât de mult influențează fiecare valoare nouă a unui parametru, întreaga serie de performanțe obținute.

Acest subcapitol a fost împărțit la rândul lui în doua componente pentru o mai bună structurare. Prima parte este alcătuită dintr-o descriere a testelor realizate în cadrul soluționării problemei de predicție a regresiei. Pentru o mai bună exemplificare s-au utilizat tabele și imagini reprezentative, care pot să sublinieze cu ușurință alegerile făcute în cadrul valorilor alese. A doua parte este o scurtă prezentare a metodelor și valorilor care au fost utilizate pentru a ajunge la forma finală a modelului de rețea neuronală

artificială care se bazează pe rezolvarea problemei de clasificare a tumorii în cele două clase, malignă sau benignă. Asemănător celuilalt caz, şi în acesta s-au folosit tabele, dar şi imagini care au exemplificat cele mai relevante testele care au fost puse în aplicare.

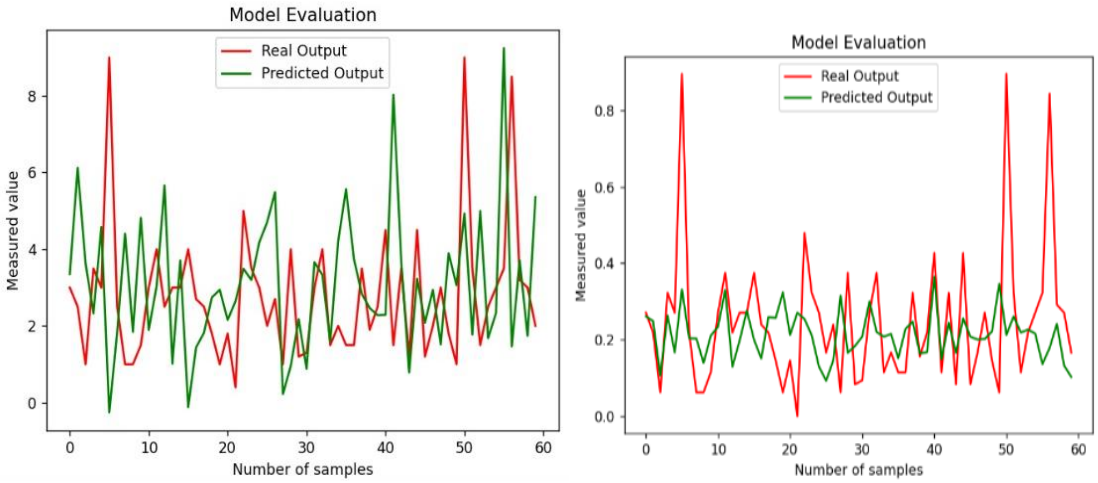
În concluzie, fiecare parte a necesitat o serie de teste specifice pentru problemele pe care le rezolvau. Cu ajutoru lor, se poate ţine evidenţa şi decide care variantă oferă cele mai mici erori şi respectiv cele mai bune performanţe. Astfel prin acest pas, programatorul se asigură că oferă spre client cele mai bună variantă a muncii sale.

3.5.1 Teste realizate pentru reţeau neuronală artificială destinată predicţiei ariei

Atingerea unor rezultate care să ofere o credibilitate crescută şi o funcţionare corectă a modelului pe datele oferite, a presupun o serie de mai multe încercări în baza cărora s-au încercat mai multe variante. S-au adăugat imagini pentru a putea să se facă o exemplificare mult mai uşoară de înţeles şi totodată, de urmărit de către programator. Fiecare imagine adăugată conţine o explicaţie succintă despre interpretare şi de ce s-a ales să se opteze pentru o altă abaordare.

Iniţial s-a pornit de la utilizarea unui set mai mic de date, Breast Cancer Wistonsin (Prognostic)[14], notat în tabelul 3.1 ca fiind setul de date 1. Acesta include un set redus de date care a fost insuficient pentru model să poată învăţa şi să ofere nişte performanţe care puteau să fie luate în considerare ca şi soluţii. Rezultatele cele mai relevante care au fost atinse cu ajutorul acestui set de date sunt reprezentate în tabelul 3.1, ca fiind primele două rânduri. În tabel s-au adăugat şi coloanele care conţin valorile pentru coeficientul de determinare şi eroarea medie pătratică, acestea au jucat un rol important în urmărirea evoluţie modului de lucru a reţelei neuronale.

În figura 3.10, s-a prezentat o imagine de ansamblu a modului în care arătau datele pe care le oferea reţeaua neuronală în comparţie cu cele reale. Acestă imagine conţine şi graficul pentru standardizare dar şi pentru normalizare.



Figură 3.10. Standardizare versus Normalizare pe setul unu de date

S-a observat faptul că prin ajutorul standardizării se creştea amplitudinea datelor, dar nu urmărea aproape deloc datele provenite din realitate. Normalizarea în schimb,

punea la dispoziţie o urmărire cu o suprapunere promiţătoare în anumite locuri, dar amplitudinea graficului rămânea scăzută. Standardizarea oferea ca şi avantaj o urmărire în ceea ce priveşte partea de amplitudine a datelor, dar se poate observa că nu se suprapunearea aproape deloc cu datele provenite din realitate. Pe acest set de date şi implicit cu metodele de preprocesare, s-au încercat diferite modificări în ceea ce privesc numărul de neuroni, numărul de straturi şi funcţii de activare, dar acestea au fost erorile medii pătratice cele mai mici obţinute. Eroarea medie pătratică atingea un număr exagerat de mare, în cazul în care se utiliza standardizare, aproximativ cifra 6. Acesta a fost principalul motiv pentru care standardizarea nu a mai reprezentat o metodă care să fie considerată fezabilă în contextul prezentat.

S-a ales continuarea cu normalizare ca fiind metoda de preprocesare care a oferit cele mai bune rezultate, iar după o serie de modificări asupra parametrilor reţelei care nu influenţau cu nimic eroarea medie pătratică, nescăzând sub valoarea de 0.03, s-a încercat marirea setului de antrenare. Mărirea setului de date a presupus schimbarea procentului care conţinea date de antrenare, ajungând să reprezinte 80% din setul de date. Eroarea medie pătratica ajunsese la o valoare de aproximativ 0.01, dar suprapunerile de pe grafic nu ofereau suficientă credibilitate.

Prin urmare, s-a pus problema aflării dacă setul de date nu oferă suficiente detalii sau înregistrării prin care modelul să poată să-şi scadă eroarea medie pătratică. Acesta a fost momentul în care s-a hotărât găsirea şi utilizarea unui set de date mult mai amplu. Acest set de date mai mic provenea dintr-un studiu care conţinea mult mai multe înregistrări de la paciente, astfel s-a ales cel care oferea cele mai multe înregistrări. În continuare, testele prezentate au folosit setul de date numit Breast Cancer Wisconsin (Diagnosis).[3] Coloana nouă care urma să reprezinte ieşirea dorită, are date mult mai multe şi mai exacte. În cazul setul anterior utilizat, datele de ieşire erau numere întregi. Setul nou de date oferă nişte date de ieşire mult mai exacte, acestea făcând parte din mulţimea numerelor reale pozitive.

De asemenea, influenţa mai multor date s-a putut observa în cadrul erorii şi la modul de înfăţişărea a graficelor. Cu ajutorul unui set de date cu valori multiple, modelul a putu să reuşească să ofere o predicţie superioară. Pentru a putea să se mărească numărul de date de antrenare, în momentul împărţirii datelor pentru antrenare şi validare, s-a preferat varianta în care se folosesc 80% din date pentru procesul destinat învăţării reţelei.

Importanţa datelor este crucială în buna funcţionare a modelului, deoarece la baza oricărui algoritm caracteristic învăţării automate, se află regulile care pot să fie identificate între datele furnizate. Acestea sunt primele care intră în interiorul reţelei şi care pun la dispoziţie detalii despre anumite aspecte importante care o să conducă spre rezultatul final.

În tabelul 3.1 sunt ilustrate organizat toate valorile obţinute în cadrul testelor de-a lungul procedeului de implementare a reţelei neuronale, care oferă sprijin în predicţia supraprefeţei ariei tumorii. Pentru toate testele prezente în tabelul 3.1 s-a utilizat funcţiile de activare în următorul mod: straturi ascunse folosesc ReLU, iar cel de ieşire foloseşte o funcţie liniară.

În prima coloană a tabelului a fost specificată tehnica de preprocesare a datelor aleasă. Au fost trei tehnici care au fost analizate: Standaridazare, Normalizare, RobustScaller. O reprezentare grafică a diferenţelor aduse de aceste tehnici în cadrul modelului, se poate observa în imaginea 3.11. Prin analiza acestora s-a văzut felul în care se schimbă datele şi modelul odată cu ele. Primele două rânduri sunt calculate pe setul mai mic de date. Acestea au fost adăugate pentru a putea susţine ideea necesităţii unui baze de date suficient de mare.

Testele au fost realizate cu ajutorul optimizatorului Adam sau RMSProp. S-au încercat diferite combinaţii cu aceste două tipuri de algorimi de optimizare. De asemenea, s-a abordat şi problema schimbării ratei de învăţare pe care aceştia o folosesc. Variantele care au fost utilizate în partea de testare pentru cât de repede să înveţe au fost următoarele: 0.1, 0.001, 0.0001. De-a lungul fiecărei modificări s-a notat ce influenţă este adusă asupra modelului. Pentru a putea să fie urmărite cu exactitate performanţele obţinute, în tabelul 3.1 au fost adăugate şi coloane în care au fost trecute valorile de la eroarea medie pătratică calculată şi de la coeficientul de determinare.

Metricile de performnaţă au acordat o privire pe ansamblu referitoare la capacitatea modelului de a ajuta la predicţia ariei tumorii. De asemenea, prin valorile atribuite acestor metrici, se poate atribuii modelului o credibilitate suficient de crescută, astfel primeşte o şansă prin care ar putea să fie o soluţie bună pentru soluţionarea problemei pentru care a fost construit.

De altfel, un hiperparametru care a jucat un rol important în perfomanţele obţinute de către reţea, a fost reprezentat de numărul de straturi ascunse şi de numărul de neuroni de pe acestea. Având dimensiunea intrării de 29, s-a aproximativ ca numărul total de neuroni care trebuie să fie în model este între 20-23. Iniţial s-a încercat cu un singur strat ascuns, dar nu s-au obţinut nişte rezultate care să furnizeze nişte valori decente de erori. Singura varinată care a avut o eroare medie pătratică mica a fost cea în care s-au pus 22 de neuroni şi s-a utilizat algoritmul de optimizare RMSProp. Totuşi, după o documnetare mai atentă a diferitelor articole, s-a observat că majoritatea susţineau ideea că ar trebui folosite minim 2 straturi. Ambele informaţii combinate, referitoare la numărul de straturi şi la numărul de neuroni s-a ajuns la o împărţire de 15 neuroni pe stratul numărul unu şi nouă pe stratul doi. În concluzie, pentru a putea respecta regula cu minim două straturi, s-a continuat testare pentru o reţea care să conţină combinaţia anterioar menţionată.

În plus, o valoare care a trebuit să fie modificată a fost numărul de epoci. Aspectul acesta a necesitat o atenţie deosebită, deoarece au fost multe cazuri în care prin anumite combinaţii cu o rată de învăţare ridicată sau diferiţi factori şi cu un număr prea mare de epoci, reţeaua intră în supra-antrenare. Numărul de epoci optim asupra cărui s-au obţinut cele mai bune grafice este 200. Fiecare valoare poate să ofere diferite schimbări în reţea. În momentul modificării unui număr trebuie din nou început să se testeze cu celelalte. De exemplu, pnetru un anumit număr de neuroni şi epoci, modelul să se slab antrenat, iar în moemntul în care se cresc neuroni, modelul să fie supra-anatrenat. Găsirea hiperparametrilor optimi necesită o abordare foarte organizată şi diferite teste pentru a putea afla combinaţia perfectă.

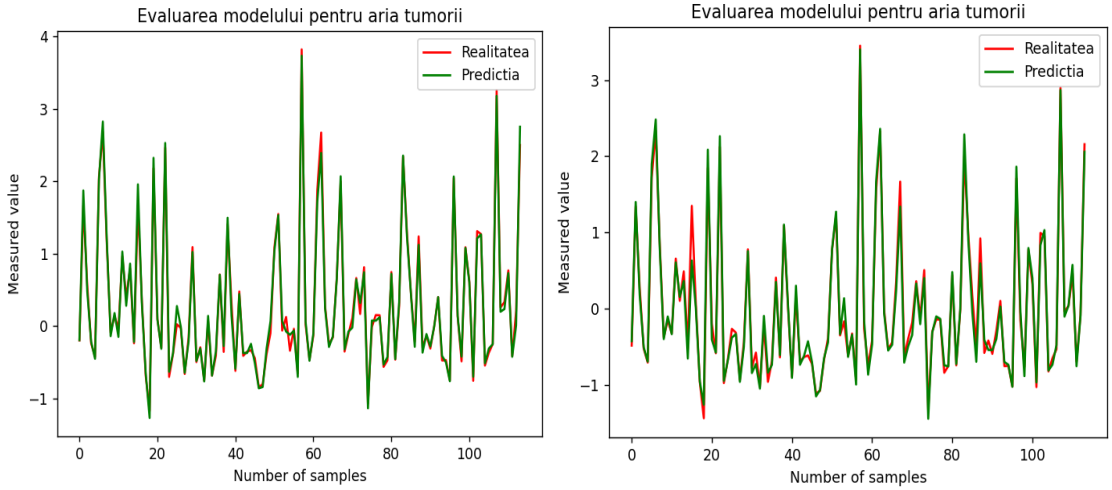
Tabel 3.1 Valori obținute în urma testelor

Prep.	Nr straturi	Nr neu. strat1	Număr neu strat 2	Opt.	Rată de învăţare	Epoci	MSE	R^2
S(set 1)	1	23	-	Adam	0.001	200	~6	-
N(set de date 1)	1	22	-	Adam	0.0001	200	0.03	-
S	1	15	-	Adam	0.001	200	0.011	0.986
S	1	23	-	Adam	0.001	200	0.0179	0.980
S	1	23	-	Adam	0.0001	200	0.0463	0.94
S	2	15	8	Adam	0.0001	200	0.06	0.934
RobustScaller	2	15	8	Adam	0.001	200	0.0116	0.9878
S	2	15	8	Adam	0.001	200	0.0240	0.97
N	**2**	**15**	**8**	**Adam**	**0.001**	**200**	**0.00016**	**0.9923**
N	2	15	8	Adam	0.0001	200	0.0019	0.90
N-overfitting	2	15	8	Adam	0.01	200	0.0005	0.99
N	2	15	8	RMSProp	0.001	200	0.0003	0.98
N	1	22	-	Adam	0.001	200	0.0002	0.989
N	2	15	8	Adam	0.001	150	0.0002	0.98
N	2	15	8	Adam	0.001	300	0.0002	0.993

În tabelul de mai sus , valorile pentru care a fost găsit cel mai bun model au fost îngroșate. Rezultatele acestor teste au condus la o rețea neuronală cu două staturi aflate în mijloc, 15 neuroni pe primul și 8 pe al doilea. Algorimul de învățare care s-a pretat cel mai bine este Adam cu o rată de învățare de 0.001, la un număr de epoci de 200.

În figura 3.11 au fost adăugate două grafice în care se poate observa diferența felului în care se prezintă graficul cu Robust Scaller şi cu standardizare. Valorile hiperparametrilor au fost lăsaţi aceeaşi ca şi în cazul modelului cel mai bun. Erorile medii

pătratice au fost următoarele: pentru standardizare s-a obţinut 0.02, iar pentru cealaltă metodă 0.01. Eroarea medie pătratică pentru modelul optim este 0.0001, iar tot ce diferă între cele trei varinate este metoda de preprocesare folosită. Fiecare detaliu influenţează semnificativ performanţele obţinute, din acest motiv partea de testare a jucat un rol important în procesul de aflare a celui mai optim model.



Figură 3.11 Standardizare versus RobustScaller pentru aceeasi parametrii pentru care s-a obţinut cel mai bun model

De asemenea, cu ajutorul graficelor puse la dispoziţie se poate remarca faptul că standardizarea urmăreşte cel mai prost datele reale. În jurul epocii 20 nu se atinge amplitudinea dorită, dar şi în continuare se observă o suprapunere mult mai proastă.

S-au efectuat teste şi pentru funcţiile de activare care ar trebui să fie utilizate. În tabelul 3.2 se poate observa evoluţia rezultatelor pentru modelul optim găsit, în momentul în care se modifică funcţiile care sunt folosite pentru activarea neuronilor de pe straturi. Prin aceste teste s-a pus în evidenţă şi impactul funcţiilor folosite asupra metricilor de performanţă.

Tabel 3.2 Performanţe bazate pe funcţîa de activare folosită

Funcţie de activare strat1	Funcţie de activare strat 2	Funcţie de activare ieşire	MSE	R^2
Relu	relu	Relu	0.0001	0.98
Linear	Linear	linear	0.00015	0.98
relu	**relu**	**linear**	**0.00001**	**0.997**
Leaky relu	Leaky relu	Leaky relu	0.0001	0.992
Leaky relu	Relu	Linear	0.0001	0.995
Relu	Leaky relu	Linear	0.00009	0.995
Leaky relu	Leaky relu	Linear	0.00008	0.996

Setul de combinații pentru funcții de activare pentru care s-a găsit cel mai bun rezultat, a fost îngroșat în tabelul 3.2. S-a decis că cele mai bune valori au fost procurate prin aplicarea funcției ReLu pe straturi aflate în mijlcoul rețelei, iar pe stratul de ieșire o funcție liniară. În modul acesta, eroarea medie pătratică a avut valoare de 0.00001 și s-a atins un coeficient de determinare de 0.997.

În concluzie, cea mai mică eroare și cel mai mare coeficient de determinare, s-au obținut pentru un model cu 2 straturi ascunse a câte 15, respectiv 8 neuroni. Straturile de mijloc folosesc funcția ReLu, iar cel aflat în exterior utilizează funcția liniară. Numărul de epoci optim pentru care modelul a furnizat cel mai bun mod de predicție este 200, iar setul de date fiind împărțit în 80% date de antrenare și 20% date folosite în procesul de validare. Rețeau neuronală artificială, putând să atinga această performanță, poate să fie luată în calcul ca fiind considerată o soluție suficient de bună pentru a putea să rezolve problema de predicție a suprafeței ariei neoplaziei. De asemenea, aceste performanțe îi oferă un caracter convingător în rândul medicilor pentru a putea să fie pusă în aplicare în spitalele de oncologie. Scopul a fost atins, construirea unei rețele neuronale artificale care să aibă să dețină capacitatea de a pune la dispoziție o predicție cât mai apropiată de realitate. Prin intermediul, acestui cod, medicii au posibilitatea să observe ritmul de creștere a ariei tumorii.

Prin urmare, se poate afirma faptul că în cazul problemei de predicție, s-a pus în aplicare o implementare riguroasă prin care s-au obținut performanțele așteptate. Partea de testare a venit ca și o completare pentru a susține veridicitatea rezultatelor explicate.

3.5.2 Teste realizate pentru rețeaua neuronală artificială destinată clasificării tumorii

Partea a doua a subcapitolui destinat testării, se axează pe modul de validare a modelului care se ocupă cu clasificarea binară. Se vorbește despre o clasificare binară din motivul posibilitații ieșirii de a face parte numai din două clase. Acest lucru a influențat notarea clasei maligne cu 1 și cea benignă cu 0.

În ceea ce privește partea de clasificare a tumorii a presupun o abordare destul de asemănătoare în cea ce privește arhitectura rețeie alese, dar a prezentat modificări în rândul parametrilor modelului.

Setul de date asupra cărui s-au efectuat testele este Breast Cancer Wisconsin (Diagnosis)[3]. Nu s-a mai ales încercarea pe setul cu valori mai puține, deoarece rețeaua neuronală care are ca și scop clasificarea a fost construită ulterior celei pentru arie, nu se dorea utilizarea a două seturi de date diferite.

În tabelul 3.3 au fost adăugate cele mai relevante teste care au condus la niște concluzii. Inițial modelul a conținut un singur strat ascuns și după o documentare mai atentă realizată cu ajutorul diferitelor articole, s-a observat tendința de utilizare a minim 2 starturi. Numărul de neuroni s-a aproximativ la număr cuprins între 21-23 de neuroni prin intermediul regulei de 2/3. Cele mai bune rezultate au fost înregistrate în momentul în care erau utilizați 23 de neuroni în interiorul rețelei.

Se observă schimbarea coloanei destinate valorilor erorii medii pătratice , cu cea pentru acurateţe. Acest fapt se datorează motivului că în cadrul problemelor care au ca şi scop împărţirea rezultatului final în diferite clase, nu se utilizează metrica erorii pătratice. Modul de calcul pentru coeficientul de determinare se poate găsi în tabelul 2.1 aflat în capitoul lucrării numit studiu bibliografic.

Tabel 3.3 Valori obţinute în urma testelor

Nr. straturi	Nr. neuroni strat1	Nr. neuroni strat2	Opt.	Rată de învăţare	Epoci	Acurateţe	R^2
2	**15**	**8**	**Adam**	**0.001**	**200**	**0.982456**	**0.9412**
2	15	8	Adam	0.01	200	0.95	0.86
2	15	8	Adam	0.0001	200	0.94	0.79
1	23	-	Adam	0.001	200	0.98245	0.9249
2	15	8	Adam	0.001	150	0.9736	0.91
2	14	9	Adam	0.001	200	0.982456	0.9182
2	15	10	Adam	0.001	200	0.9736	0.9356
2	15	8	Rmsprop	0.01	200	0.982	0.9225
2	15	8	Adam	0.001	300	0.9736	0.916
2	15	8	Adam	0.0001	300	0.9561	0.8102
2	20	3	Adam	0.001	200	0.9824	0.9262
2	15	8	Rmsprop	0.01	300	0.95	0.8334
2	15	8	Rmsprop	0.0001	200	0.93	0.73
2	15	8	Adam	0.001	250	0.973	0.895

De altfel, cele mai bune rezultate au fost obţinute în jurul valorii de 200 de epoci şi la un număr de neuroni pe stratul unu de 15, iar pe stratul numărul doi de opt neuroni. În momentul în care se creşte numărul de epoci prea mult, reţeau neuronală ajungea să intre în supra-antrenare şi deja începea să furnizeze performanţe scăzute. Ca şi în cazul precedent s-au făcut teste care au implicat şi modificarea algoritmului de optimizare. Adam a fost metoda de optimizare care a pus la dispoziţie nişte reuzltate care au putut să fie luate în considerare.

O altă caracteristică importantă a algoritmilor de optimizare este faptul că pentru fiecare se poate impune o nouă rată de învăţare. Cu ajutorul testelor realizate, s-a putut observa că modelul începea să nu mai funcţioneze suficient de bine când se creştea rata de învăţare. Cea mai bună variantă a fost folosirea algoritmul aflat sub numele de Adam

în combinaţie cu valoarea de 0.001 a vitezei de învăţare. Numărul 0.001 este considerat scorul prestabilit pentru acest algoritm de optimizare.

Spre deosebire de circumstanţa anterioară, în care s-a creat un tabel (3.1) pentru problema de regresie, aici nu s-a mai adăugat o coloană destinata specificării tipului tehnicii de preprocesare ales pentru datele de intrare. Acest lucru a fost datorat modului de lucru cu datele ieşire, fiind convertite în valori de 0 şi 1, deoarece se caută o soluţie pentru o problemă de clasificare binară. În consecinţă, dacă datele de ieşire pot să fie valori numai de 1 sau 0, a trebuit utilizarea unei tehnici care convertea datele de intrare într-un interval de numere între 0 şi 1. Drept urmare, pentru îndeplinirea condiţei care trebuia să fie respectată s-a utilizat normalizarea. În cazul de faţă, s-a utilizat numai pentru datele de intare.

De asemenea, în tabelul 3.3 au fost adăugate şi două coloane foarte importante în ceea ce priveşte urmărirea evoluţiei modelului. Acestea sunt reprezentate de coloanele care oferă detalii despre acurateţea şi coeficientul de determinare a modelului. În probleme de clasificare, acurateţea joacă un rol foarte important în cea ce priveşte performanţele puse la dispoziţie de către algorirmul folosit. De altfel, din tabelul de mai sus se observă că sunt anumite combinaţii de hiperparemtri care au condus la aceeaşi acurateţe, dar s-au put observa diferenţe mici la coeficientul de determinare.

În consecinţă, combinaţia care a condus la cele mai bune performanţe în cazul reţelei neuronale artificiale destinate problemei de clasificare a tumorii în două clase, a fost îngroşată în interiorul tabelului 3.3. Reţeaua neurolă artificială formată din două straturi ascunse, primul start având 15 neuroni, iar al doilea strat 8 neuroni, utilizând algortimul de optimizare Adam cu o rată de învaţare de 0.001, s-a obţinut valoarea acurateţei de 98% şi un coeficient de determinare de 0.94. Pierderea care a fost calculată cu aceste valori a fost de 0.0647 pentru datele de testare.

O asemănare între cele două reţele create, implică numărul de neuroni şi de epoci pentru care s-a primit cea mai bună acurateţe. De asemnea, se observă că şi algoritmul de optimizare favorabil este acelaşi şi implica aceaşi valoare pentru rata de învăţare. Pe de altă parte, diferenţa majoră este la modul în care se activează neuronii. În cadrul problemei de clasificare, s-a utilizat funcţia de activare sigmoid. Aceasta este cel mai des întâlnită ca metodă de activare în cadrul ultimul strat, pentru problemele care implică o clasificare. Acest detaliu, explică de ce în tabelul 3.4 pentru coloana 3, nu s-a schimbat funcţia cu rolul de activare.

În tabelul de mai jos pentru a putea stabili care combinaţie de funcţii de activare oferă cea mai bună acurateţe, s-au adaugat două coloane suplimentare care conţin valoarea acurateţei şi a coeficientului de determinare. Se observă ca valoarea procentului care simbolizează cât de bine se suprapune graficul, nu scade sub 96%.

În ceea ce priveşte coeficientul de determinare, acesta are o valoare stabilă şi ridicată. Acest lucru indică o funcţionare corectă a modelului, valoarea acestuia tinde spre 1.

În tabel s-au adăugat diferite combinaţii între funcţiile de activare carecteristice fiecărui strat din reţeaua neuronală artificială. Se observă că valoarea acurateţei rămâne

destul de constantă, în schimb coeficientul de determinare prezintă valori distincte. Pentru alegerea celei mai bune combinații de funcții de activare, s-a preferat cea care a oferit o acuratețe crescută , dar și un coeficient de determinare crescut.

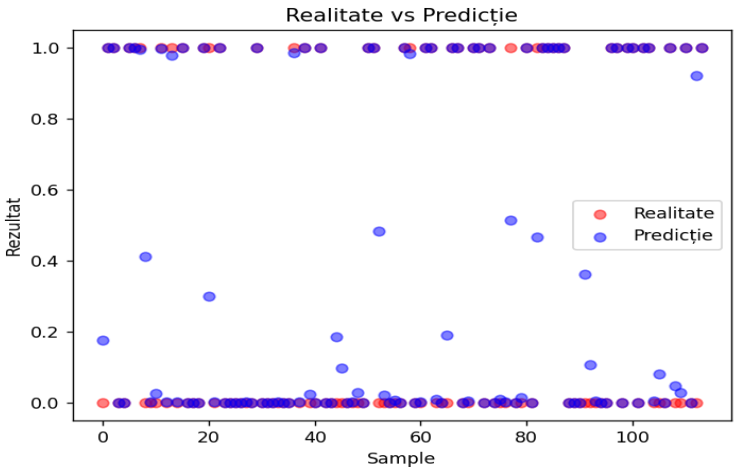
Tabel 3.4 Performanțele obținute bazate pe funcțile de activare folosite

Funcție activare strat1	Funcție activare strat2	Funcție de activare pe ieșire	Acuratețe	R^2
Relu	**Relu**	**Sigmoid**	**0.9824**	**0.94**
Leaky Relu	Relu	Sigmoid	0.9736	0.92
Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid	0.9824	0.9271
Tahn	Tahn	Sigmoid	0.9824	0.9265
Linear	Linear	Sigmoid	0.9824	0.92

Combinația asupra cărei s-a obținut cea mai bună clasificare a fost îngroșată în tabelul 3.4. Pentru straturile ascunse s-a folosit funcția de activare Relu, iar pentru stratul care se află la ieșire s-a utilizat funcția cu numele sigmoid. Ambele tipuri au fost explicate în capitolul destinat studiului bibliografic.

În acest subcapitol s-au înregistrat numai câteva teste care au pus în evidență concluzia alegerii unei anumite combinații. În realitate, s-au efectuat o multitudine de încercări până să se hotărască care variantă prezintă cel mai bun comportament pentru problema de clasificare.

În figura de mai jos, este ilustrat modul de funcționare a modelului cu toate valorile cu ajutora cărora s-au obținut cele mai bune rezultate de-a lungul testelor susținute. Se poate observa ca există anumite momente în care nu se oferă o clasificare perfectă și acest lucru se datorează valorii acurateței care nu atinge valoarea ideală.



Figură 3.12 Clasificarea tumorii

Testele care au fost realizate în cadrul acestei probleme au fost mult mai vaste, dar în tabele organizate mai sus s-au adăugat cele mai relevante pentru a pune la dispoziție un mod ușor și eficient de urmărire a modului în care sunt influențate metricile de performanță.

De asemenea, s-a observat o mai bună funcționare în cazul rețelei destinate predicției, pentru acest subiect s-a obținut o eroare mult mai mică și un coeficient de determinare crescut, aproape de ideal. În ceea ce privește rețeaua neuronala ar putea să cunoască posibile dezvoltări, astfel putând să ajungă la o variantă mult mai avansată. Acesta poate să fie considerat un drum care poate să fie exploatat în viitorul dezvoltării implementării.

Capitolul destinat implementării și analizei rețelelor neuronale artificiale asupra cărora s-a realizat aceasta lucrare, este cel mai lung capitol din acesta documentație, conținând detalii despre fiecare lucru care a trebuit să fie folosit de programator pentru a se ajunge la rezultatul final. Aceasta parte conține diferite subcapitole denumite cu nume sugestive pentru o mai bună organizare. S-au prezentat cât mai în detaliu, modulul de lucru cu datele, părți relevante din cod, dar și testele care au urmat. Se poate considera că acest capitol este o însumare a fiecărui pas parcurs în demersul de atingere a scopurilor prezentate în partea de introducere.

În concluzie, ambele rețele neuronale artificiale au beneficiat de o implementare atenta care să respecte anumite reguli. Pentru fiecare s-a încercat găsirea valorilor optime pentru a putea ajunge la soluții capabile să fie introduse ca rezolvare în viața oamenilor. Principalul scop era eliminarea erorii umane din cadrul anumitor situații, din acest motiv s-a urmărit obținerea unei bateri cât mai mici. Partea de teste a fost o secțiune care a necesitat mult timp și o metodă de lucru foarte organizată pentru a nu uita pentru ce valori s-au obținut anumite performanțe. Ambele rețele au putut să ofere rezultatele care erau așteptate și care au fost descrise în subcapitolul lucrării în care erau explicate obiectivele care se doresc să fie atinse.

4 Concluzii

Capitolul de faţă prezintă în detaliu constatările care au fost obţinute în urma testelor, dar şi rezultatele cele mai bune care au fost obţinute în cadrul reţelelor neuronale artificiale dezvoltate de-a lungul acestei lucrări. Obiectivul acestei părţii este de a pune la dispoziţie o imagine clară şi amplă asupra modului de lucru, prezintând concluziile demonstrate anterior în celelalte capitole. Reţelele neuronale artificiale au avut nişte scopuri bine definite, acestea oferă suport în cazul afecţiunilor provenite în cadrul infectării cu cancer în zona mamară a sexului feminin.

Rezultatele obţinute au fost acordate pentru setul de date Breast Cancer Wisconsin (Diagnosis). Antrenarea modelului şi procesul de testare a fost realizate cu ajutorul datelor provenite din baza de date menţionată anterior. Aceasta a oferit scheletul de la care s-a pornit în configurarea reţelelor neuronale artificiale.

De asemenea, s-a destinat un subcapitol întreg în care sunt descrise posibile direcţii de dezvoltare. Acestea sunt importante şi au scopul de a sublinia capacitatea proiectul de dezvoltare în continuare şi de a oferi o funcţionalitate mult mai mare. Proiectul s-a aflat în stadiul incipient, crearea. Astfel se poate înţelege importanţa posibilităţii de îmbunătăţire a proiectului.

4.1 Rezultatele obţinute

Pe parcursul dezvoltării s-au utilizat diferite combinaţii pentru a putea să fie testate în procesul de implementare. Aceste teste au putut să ofere o bază puternică şi solidă în interpretarea rezultatelor, astfel putând să se ajungă la rezultate favorabile şi care pot să fie puse în aplicare în viaţa cotidiană.

Pentru a putea analiza cele mai bune performanţe şi a cunoaşte momentul în care au fost atinse, s-au utilizat anumite metrici de performanţă care au fost capabile să ofere diferite informaţii referitoare la modul de funcţionare a modelului. Din punctul de vedere menţionat, s-a studiat rolul fiecărei metrici pentru a înţelege scopul şi ce reprezintă fiecare valoare, astfel s-au ales următorii indicatorii: eroarea medie pătratică, eroarea medie absolută, coeficientul de determinare. Alegerea a fost argumentată în cadrul capitolului destinat studiului bibliografic, dar şi în cel pentru partea de implemnetare. Aceste valori au oferit un fundament esenţial în analiza rezultatelor obţinute.

De asemenea, în cazul clasificării tumorii în cele două clase în funcţie de caracteristicele pe care le prezintă, s-a urmărit şi valoarea acurateţei pe care reţeaua neuronală o deţinea. În acest sens, s-a obţinut o acurateţe crescută, care oferă detalii despre cât de bine se separă tumoriile maligne de cele benigne. Valorea care a fost atinsă pentru acurateţe a fost de aproximativ 98%. Coeficientul de determinare în urma testelor asupra parametrilor reţelei neuronale artificiale, a putut să fie crescut până la valoarea de 0.9412. Se poate observa că valoarea acestuia este destul de aproape de numărul 1, care reprezintă capacitatea modelului de a funcţiona aproape de ideal.

Totodată, partea destinată predicției ariei tumorii este redată de o problemă de regresie liniară asupra căreia s-a obținut niște performanțe superioare. În cazul acesta s-au urmărit valorile de la eroarea medie pătratică și de la coeficientul de determinare. Scopul este ca eroarea medie pătratică (MSE) să aibă o valoare mai mică de 1 și să se ajungă la un număr cât mai mic. Modelul cu o eroare cât mai scăzută și un coeficient de determinare cât mai crescut, reprezintă cea mai bună variantă de funcționare. În cazul predicției ariei tumorii, eroarea medie cea mai mică a fost 0.00016, iar pentru a doua performanță utilizată a fost de 0.9923. Se poate observa diferența de 0,0077 până când R^2 ajunge la ideal. Suprapunerile dintre graficul cu date oferite de predicției și cel cu datele provenite din realitate sunt putermice. Există numai anumite curbe care nu se urmăresc perfect. Acest lucru accentuează modul optim atins de rețeaua neuronală destinată procesului de predicție a ariei tumorii. Modelul a putut să fie adus la un anumit punct de performanță optim care poate să ofere rețelei un grad crescut de credibilitate și de robustețe. Prin aceste caracteristici, modelul poate să prezinte un interes către posibile direcții noi de dezvoltare. În plus, se poate observa că pentru aceasta situație s-au putut atinge niște perfromanțe mult mai bune decât în cazul clasificării.

Prin urmare, ambele modele create au putut să fie aduse în punctul în care să rezolve problemele pentru care au fost gândite. Astfel, s-au obținut două rețele neuronale artificiale antrenate pe baza setului de date disponibil pe platforma UI machine learning repository[3]. În ceea ce privește rețeaua care se ocupă cu predicția ariei tumorii, folosindu-se diferite tehnici de îmbunătățire a rețelei s-a putut ajunge la performanțe care pun la dispoziție o predicție foarte apropiate de datele provenite din realitate.

Pe de altă parte, modelul care a fost construit pentru a asigura o clasificare a tumorii, a fost supus anumitor teste pentru a se putea găsii combinația perfectă pentru a obține o acuratețe cât mai mare. Multe din cazurile pe care le oferă realitatea au putut să fie surprinse și cu ajutorul modelului. De asemenea, se observă potențialul mare pe care îl conține aceste rezultate. Modelul oferind și soluții potrivite care vin în sprijinul luptei cu această neoplazie apărută în cazul femeilor în zona mamară.

În concluzie, ambele modele care au avut ca scop simularea realității cât mai bine au putut să își îndeplinească aceasta sarcină, oferind rezultate extraordinare de bune. Erorile sunt de ordin mic, iar valoarea parametrului care măsoară cât de bine funcționează modelele, a ajuns să valoreze un număr apropiat de 1. Astfel, lucrarea începând cu un studiu amănunțit asupra diferitor articole științifice descrise anterior, a putut să pună la dispoziție o descriere în detaliu asupra muncii depuse pentru atingerea rezultatelor optime. Cu siguranță cu ajutorul a unor tehnici mult mai avansate aplicate asupra datelor sau asupra arhitecturii rețelei se pot atinge niște performanțe și mai bune. Acest aspect urmează să fie tratat și îmbunătățit în viitoarele dezvoltări ale proiectului, deoarece este important furnizarea unor soluții cât mai apte care pot să fie descrise de o acuratețe cât mai mare și de o eroare scăzută, aproape neglijabilă. Caracteristicile înregistrate au putut să le ofere credibilitate rețelelor, astfel putându-se să se pună problema de dezvoltare a proiectului în continuare. Proiectul poate să constituie o bază puternică asupra căruia să se poată realiza diferite modificări și actualizări, astfel încât să crească utilitatea modelelor, dar totodată și acuratețea pe care o pune la dispoziție.

4.2 Direcţii de dezvoltare

Lucrarea prezintă procesul de construire şi de învăţare pentru un proiect realizat pe parcursul unui an universitar. De-a lungul perioadei de implementare s-au pus în aplicare diferite combinaţii de tehnici pentru a ajunge la cele mai bune performanţe posibile. Pentru partea de testare, setul de date a fost împărţit într-o parte destinată antrenării şi una pentru procesul de învăţare. Acest lucru a fost necesar pentru a putea urmării acurateţea de predicţie a reţelelor neuronale artificiale, în contextul unor împrejurări noi, fără să cunoască datele deja. O posibilă analiză mai atentă ar presupune testarea reţelei neuronale pe un set complet nou. Cu ajutorul unui set de date complet străin şi nou se poate realiza o examinare completă asupra modului de funcţionare a modelelor. Acest lucru ar putea să confere o doză în plus de credibilitate şi ar oferi o concluzie prin care fără îndoială modelele îşi ating scopul.

Un alt aspect important ar putea să fie reprezentat şi de mărirea setului de date. Mărirea setului de date sau utilizarea uneia mult mai amplu, ar putea să ajute reţelele să înveţe mult mai bine. Crearea de legături se bazează foarte mult pe datele care sunt introduse în interiorul reţelei, dar şi cantitatea pusă la dispoziţie. Volumul datelor o să impacteze performanţele obţinute. Totodată, un avantaj adus de setul de date este că poate să creeze mai multe cazuri care pot să fie folosite pentru procesul de învăţare, astfel modelul ar fi capabil să surprindă mult mai multe combinaţii posibile de date provenite de la pacienţi.

În plus, lucrarea de faţă a utilizat date provenite din cadrul unor imagini efectuate asupra zonei mamare a femeilor. Ele au fost specializate numai pentru cancer declanşat în aria sânilor. O direcţie care se poate urmări pentru dezvoltarea acestui poriect, ar putea să fie constituit de găsirea unor seturi de date care se concentrează tot pe carcateristicile acestei boli, dar care are provenienţă în diferite regiuni ale organismului uman. Prin intermediul acestei adăugări se pot folosi modele într-un mod mult mai generalizat şi chiar ar putea să ajute şi pacienţii care suferă de această neoplazie prezentă în zone distincte. O consecinţă ar fi mărirea ariei de utilizare a proiectului, astfel el putând să fie adaptat la diferite seturi de date.

De altfel, se poate realiza o analiză mai aprofundată asupra tehnicilor mai avansate pentru arhitectura reţelei, astfel încercându-se să se mărească performanţele în cazul problemei de clasificare. Obţinându-se o performanţă mai bună, modelul o să fie capabil să producă răspunsuri mult mai apropiate de realitate. Clasificarea corectă a tipului tumorii în combinaţie cu predicţia ariei tumorii pot să constituie un atuu important în combaterea acestei afecţiuni. O predicţie suficient de aproape de realitate poate să ofere un tratament personalizat pentru fiecare pacientă, crescând şansele de viaţă considerabil.

De asemenea, o altă posibilă direcţie care ar putea să prezinte suficient interes ar putea să fie descris de o interfaţă. Interfaţa ar putea să fie făcută cu ajurorul limbajului de programare Python. Prin aceasta să se introducă datele de la pacient, iar pe baza lor, interfaţa să prezică dacă tumoarea este malignă sau benignă. Interfaţa ar putea să fie

extinsă şi adaptată astfel încât sa poată să ofere un mediu prietenos cu utilizatorii care vor fi reprezentaţi de medicii oncologi. De asemenea, ar putea să fie construită în aşa fel încât doctorul să introducă informaţiile de la pacient pe care le deţine şi apoi să-i apară un mesaj prin care să i se comunice o predicţie referitoare la modul de dezvoltare a ariei. În plus, se poate integra şi partea de clasificare. Ar putea să existe un alt tab al interfeţei sau în momentul în care se furnizează datele de intrare a pacientului, să apară un mesaj în care să se ofere predicţia referitoare la arie şi totodată şi tipul tumorii. Prin intermediul acestei aplicaţii s-ar crea un mediu prietenos şi uşor de utilizat în interiorul spitalelor în momentul în care fiecare spital o să dispună de tehnologia necesară.

Prin urmare, este important ca viitoarele dezvoltării să se bazeze pe ce există deja în aceasta lucrare, deoarece proiectul de faţă poate să servească tip suport pentru o înţelegere mai bună a ce s-a realizat până în momentul actual. Prin continuarea proiectului din punctul în care se află se poate ajunge la creşterea utilităţii acestuia, dar şi la îmbunătăţiri importante care vor putea să fie vizibile în cazul perfomanţelor. Calitatea îngrijirii medicale ar trebui să cunoască un progres semnificativ, impactând la rândul lui experienţa pacienţilor pe parcursul vindecării. Interfaţa ar putea să aducă un impact pozitiv în integrarea în domeniu medical şi ar aduce un avatanj important în crearea unui mediu uşor de utilizat de oamenii din domeniul medicinii.

În concluzie, pe parcursul întregii lucrării s-a ilustrat importanţa obţinerii unor performanţe cât mai bune, dar şi modul în care acestea au fost atinse. Utilitatea proiectului este de nedescris, oferindând o soluţie care poate să fie un impact pentru găsirea unui tratament care să aducă o schimbare în probabilitatea de supravieţuire. Întreaga documentaţie cuprinde şi încercările care au ajutat în procesul de atingere a performanţelor optime. În plus, s-a pus la dispoziţie o descriere amănunţită asupra soluţiei alese pentru atingerea scopului. Obiectivele prezentate în partea de introducere, au fost îndeplinite cu succes, astfel se poate concluziona că proiectul a ajuns la forma finală asupra căreia urmând să se caute noi direcţii de îmbunătaţire.

5 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.

[10] Qifang Bi, Katherine E Goodman, Joshua Kaminsky, Justin Lessler, What is Machine Learning? A Primer for the Epidemiologist, *American Journal of Epidemiology*, Volume 188, Issue 12, December 2019, Pages 2222–2239

[11] SHARMA, Sagar; SHARMA, Simone; ATHAIYA, Anidhya. Activation functions in neural networks. Towards Data Sci, 2017, 6.12: 310-316.

[12] ERICKSON, Bradley J.; KITAMURA, Felipe. Magician's corner: 9. Performance metrics for machine learning models. Radiology: Artificial Intelligence, 2021, 3.3: e200126.

[13] STEURER, Miriam; HILL, Robert J.; PFEIFER, Norbert. Metrics for evaluating the performance of machine learning based automated valuation models. *Journal of Property Research*, 2021, 38.2: 99-129.

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