

UNIVERSITATEA BABES BOLYAI, CLUJ NAPOCA, ROMANIA
FACULTATEA DE MATEMATICA SI INFORMATICA

Reconstituiri istorice

– MIRPR –

Membrii echipei

Andrei-Danut Blagoi, Informatica romana, grupa 231

Andreea Bolonyi, Informatica romana, grupa 231

Stefan-Nicolae Parvanescu, Informatica engleza, grupa 936

Oana-Alexandra Sidorencu, Informatica romana, grupa 236

2021-2022

Rezumat

Proiectul propus este menit sa vina in ajutorul persoanelor pasionate de istorie si arheologie care isi doresc informatii plastice despre anumite date introduse. Utilizatorii aplicatiei au posibilitatea sa exploreze niste date numerice pe care le gasesc, reusind sa cunoasca care este sexul sau varsta unui os pe care acestia il studiaza si, de asemenea, utilizatorii au posibilitatea sa perceapa informatia si intr-un mod vizual.

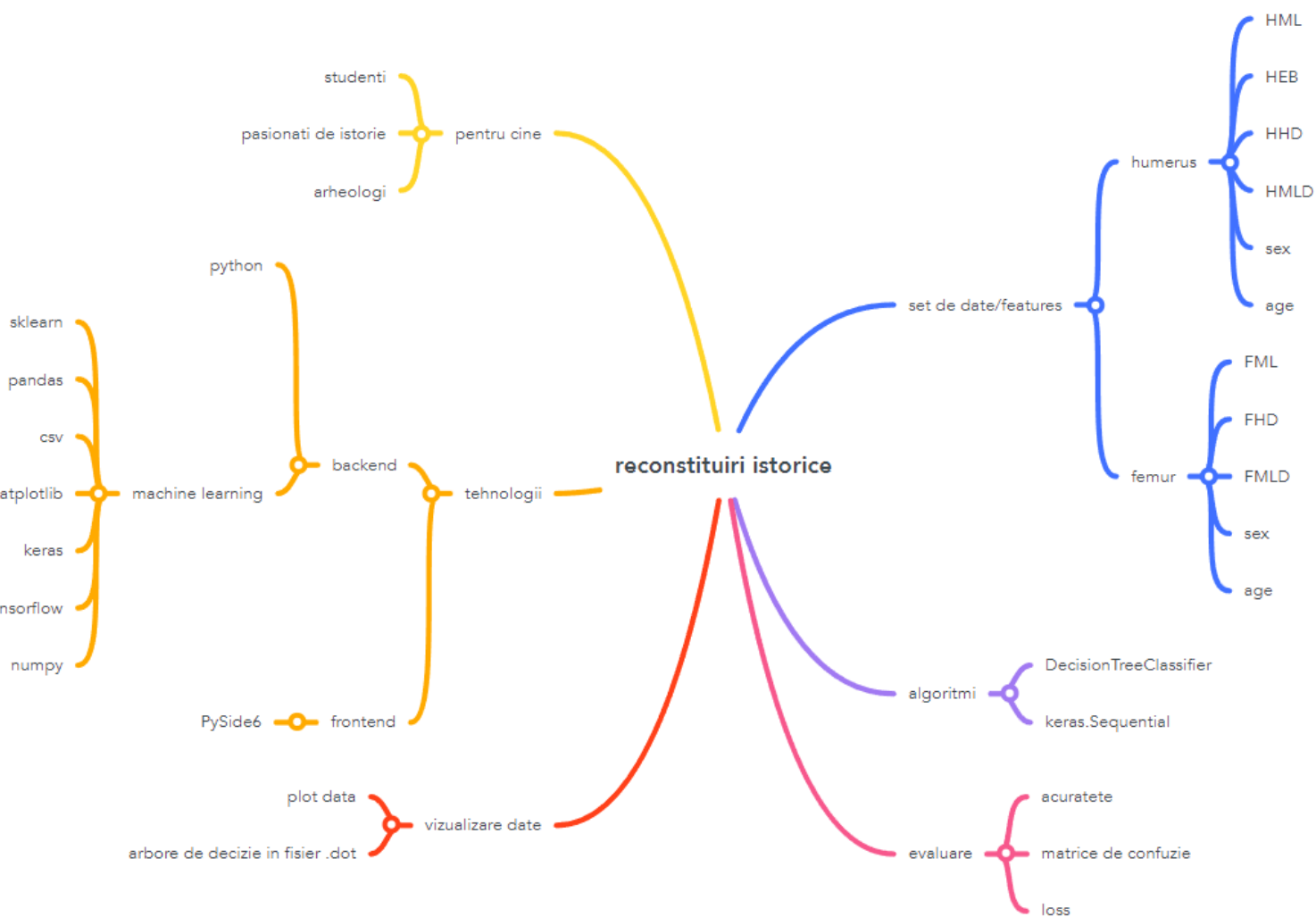


Figura 1: Mind map.

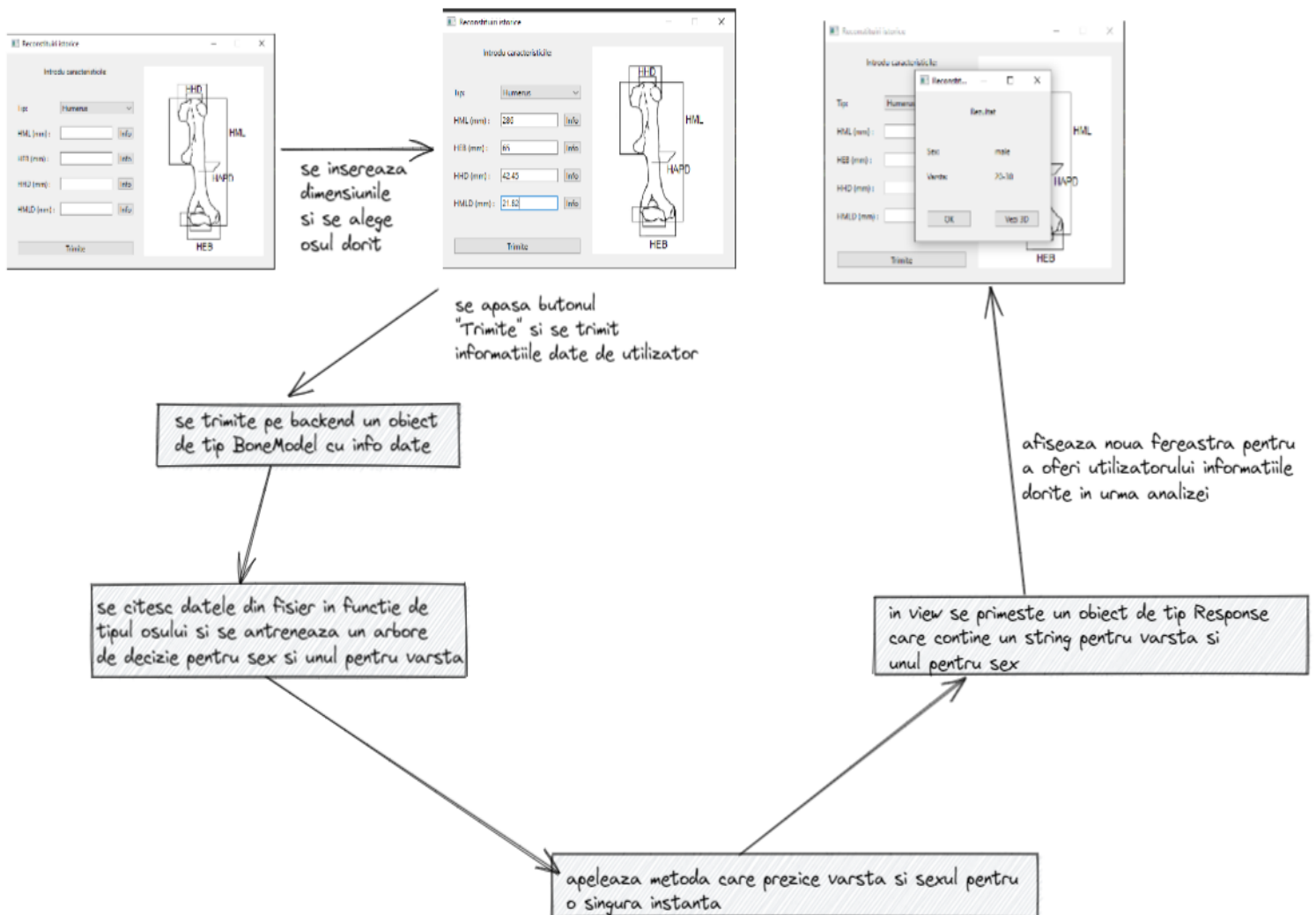


Figura 2: Flow al aplicatiei.

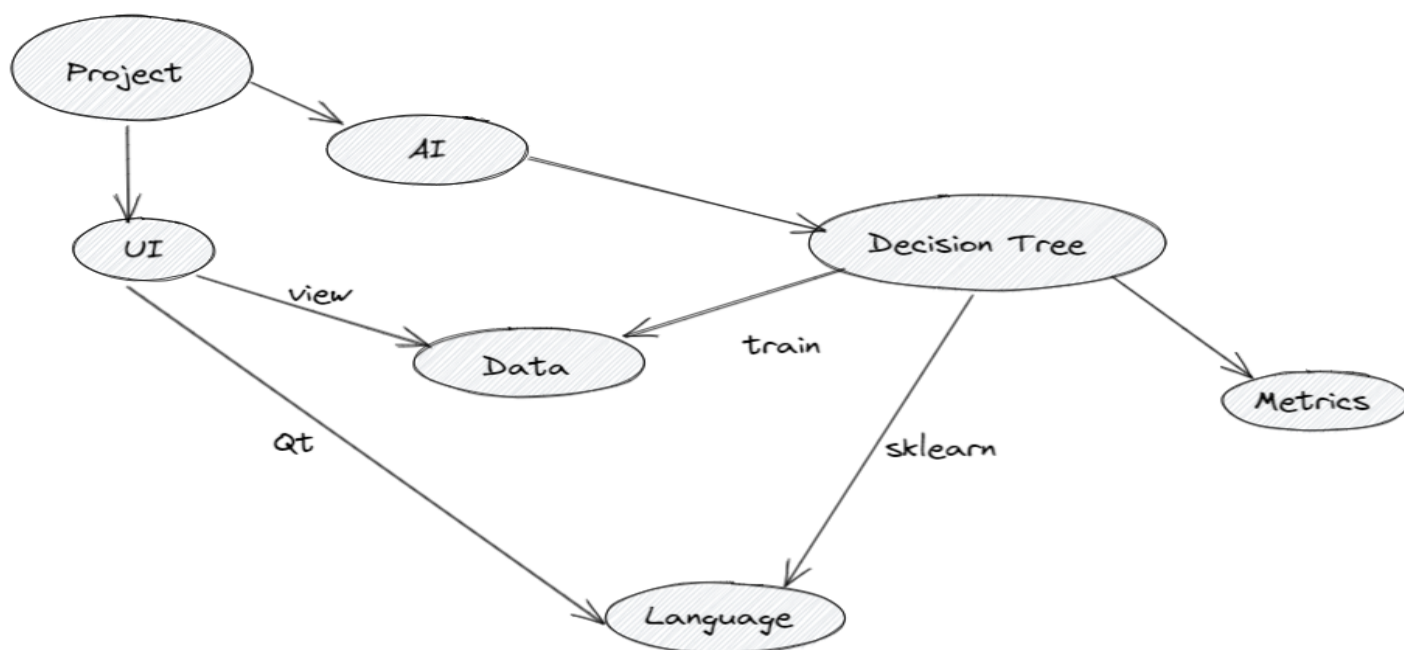


Figura 3: Ontologia pentru arborele de decizie.

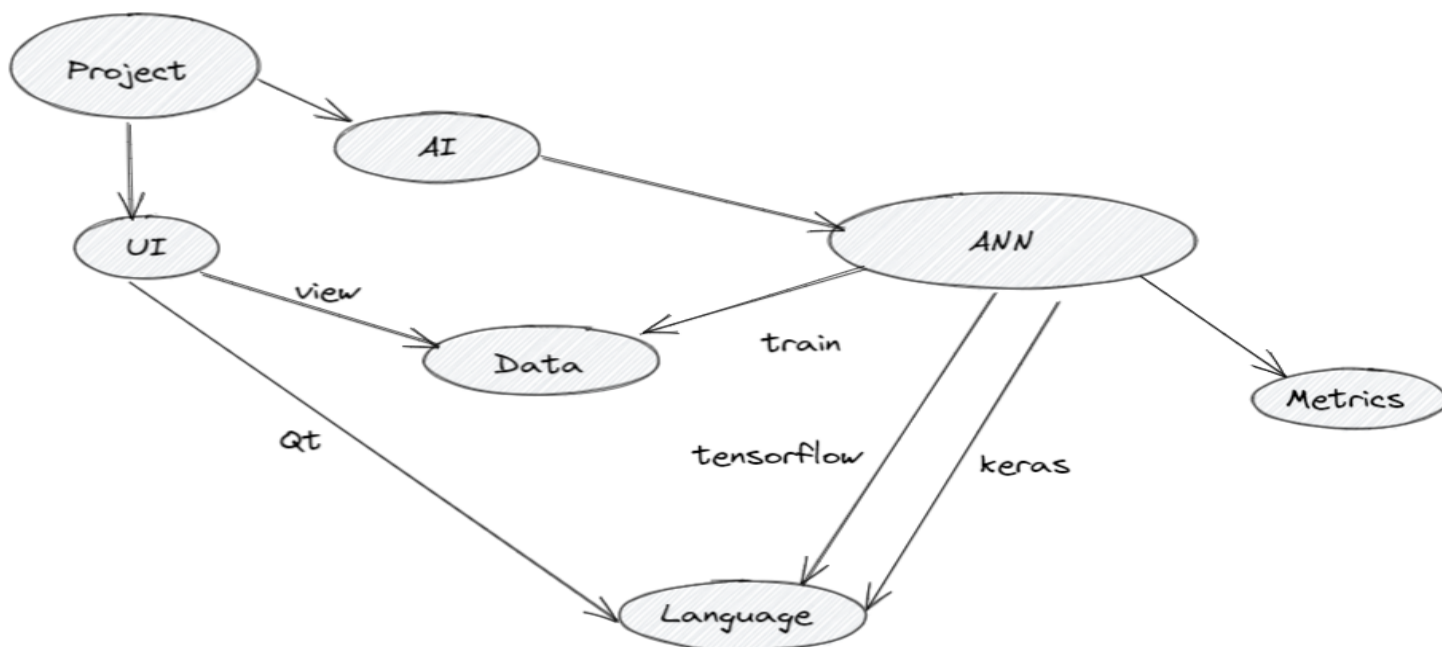


Figura 4: Ontologia pentru rețeaua neuronală.

Cuprins

1	Introducere	1
1.1	Motivarea temei	1
1.2	Tehnologii	1
1.3	Masuratori ale oaselor	1
1.4	Setul de date	3
2	Problema stiintifica	5
2.1	Definitia problemei	5
2.2	Algoritm machine learning - arbore de decizie	5
2.3	Rezultate arbore de decizie	6
2.4	Algoritm machine learning - retele neuronale	7
2.5	Rezultate retele neuronale	7
3	SOTA (State Of The Art)	18
3.1	Arbore de decizie	18
3.2	Retele neuronale	19
4	Imbunatatirea aplicatiei	21
4.1	Arbori de decizie	21
4.2	Retele neuronale	21
4.3	Tehnici de evaluare	22
5	Analiza statistica a algoritmilor	28
5.1	Arbori de decizie (vezi 5.1)	28
5.2	Retele neuronale (vezi 5.2)	29
5.3	Rezultatele analizei pentru determinarea sexului (vezi 5.3)	30
5.4	Rezultatele analizei pentru determinarea varstei (vezi 5.4)	30
6	Wiki	33
7	Lucrari stiintifice	35

Capitolul 1

Introducere

1.1 Motivarea temei

Problema abordata in acest proiect este de interes pentru persoanele care lucreaza in acest domeniu, studenti ce vor ajunge angajati sau persoane care sunt doar pasionate. Aplicatia dezvoltata este usor de folosit, intuitiva si menita sa ofere doar ajutor, nu probleme utilizatorului.

Pasionatii folosind aplicatia noastra vor putea sa aiba o idee mult mai aprofundata in legatura cu subiectul pe care il studiaza, nu doar sa se bazeze pe niste cifre pe care le vad. De asemenea, o functionalitate pe care dorim sa o oferim utilizatorului este posibilitatea de a vedea 3D aceste informatii pe care le introduce.

1.2 Tehnologii

Dezvoltarea aplicatiei se bazeaza pe limbajul Python pentru partea de backend si PyQt pentru partea de frontend. Am decis sa folosim Python datorita usurintei cu care se poate scrie codul si multitudinea de solutii pe care le putem gasi, fie ca este vorba de o problema obisnuita pentru un programator, fie ca este vorba de biblioteci din domeniul inteligentei artificiale pe care le putem folosi pentru rezolvarea subiectului (spre exemplu Scikit-learn, TensorFlow, Theano).

1.3 Masuratori ale oaselor

Caracteristicile folosite pentru fiecare tip de os si semnificatiile lor.

HML	<u>Humerus</u> Maximum Length –b (33,4)M (30,7)F
HEB	<u>Humerus</u> Epicondylar Breadth -c
HHD	<u>Humerus</u> Head Diameter -g
HMLD	<u>Humerus</u> 50% Diaphyseal Medi lateral Diameter -a
HAPD	<u>Humerus</u> 50% Diaphyseal Anteroposterior Diameter -a

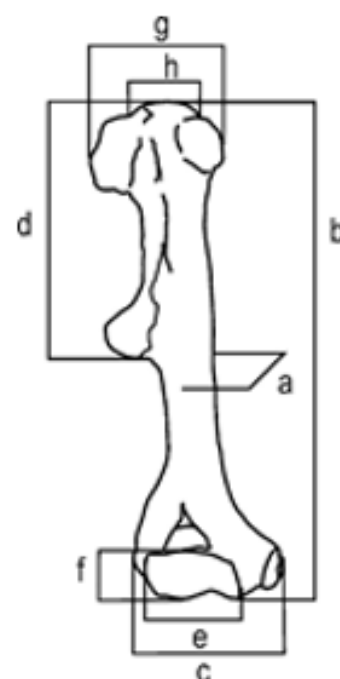


Figura 1.1: Caracteristici humerus.

FML	Femur Maximum Length –FML
FBL	Femur Bicondylar Length - FBL
FEB	Femur Epicondylar Medi lateral Breadth – FEB
FAB	
FHD	
FMLD	Femur 50% Diaphyseal Medi lateral Diameter
FAPD	Femur 50% Diaphyseal Anteroposterior Diameter

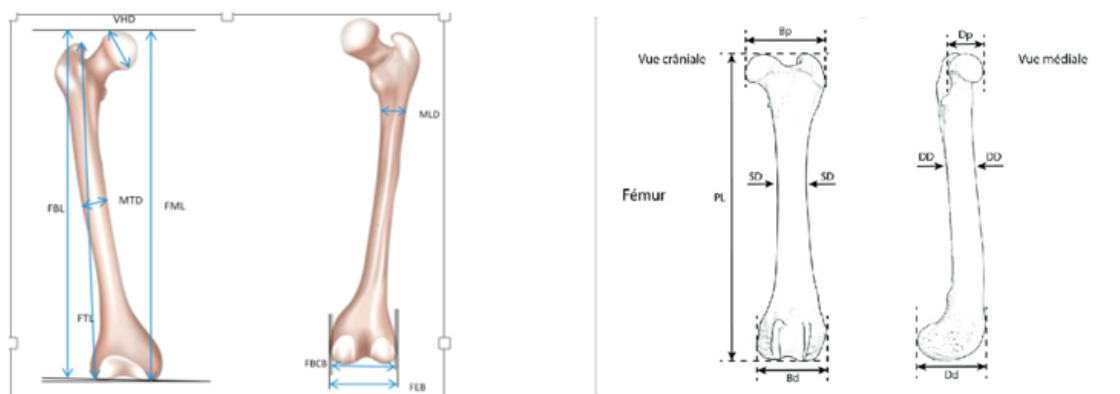


Figura 1.2: Caracteristici femur.

1.4 Setul de date

Setul de date cu care s-a lucrat pentru fiecare tip de os (reprezentare grafica a numarului de elemente din fiecare categorie).

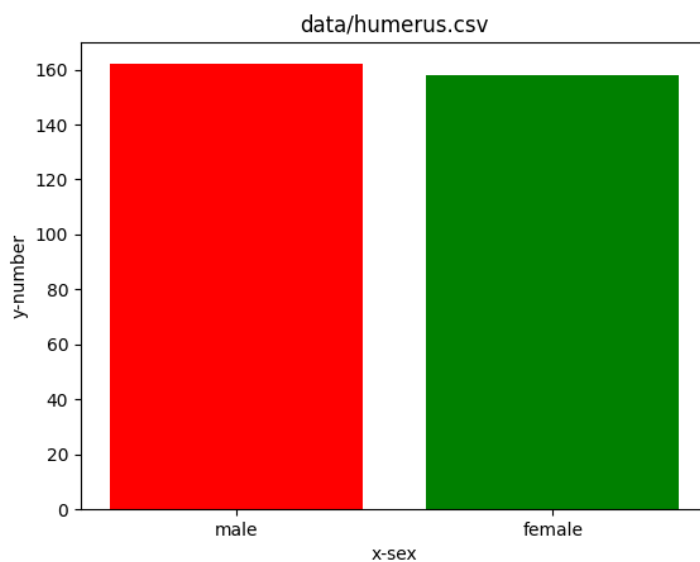


Figura 1.3: Distributie dupa sex pentru humerus.

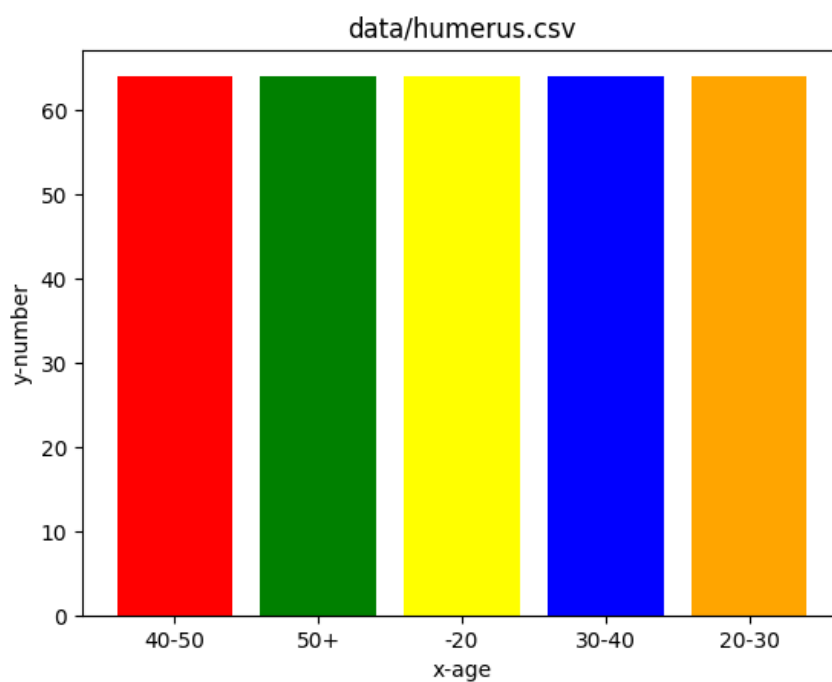


Figura 1.4: Distributie dupa varsta pentru humerus.

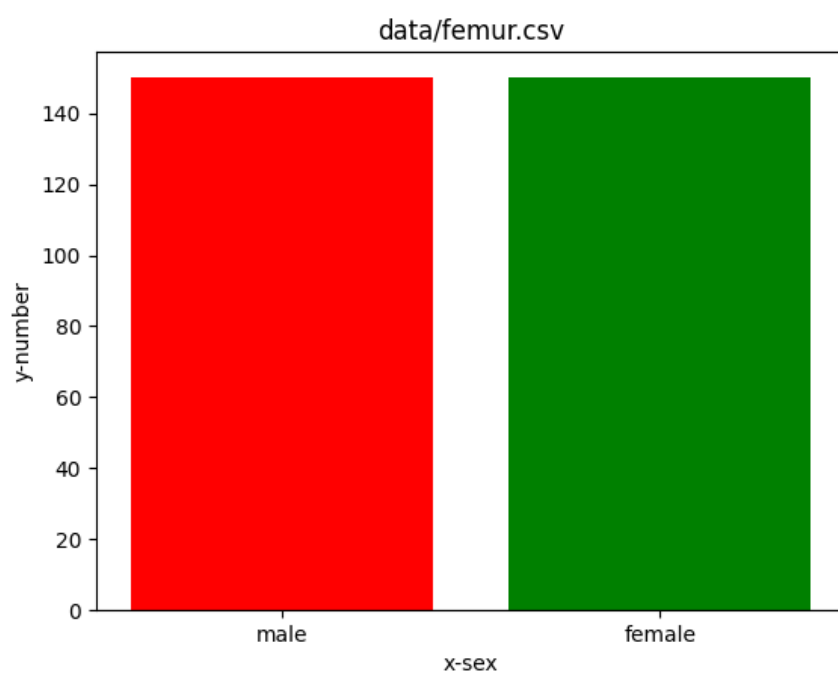


Figura 1.5: Distributie dupa sex pentru femur.

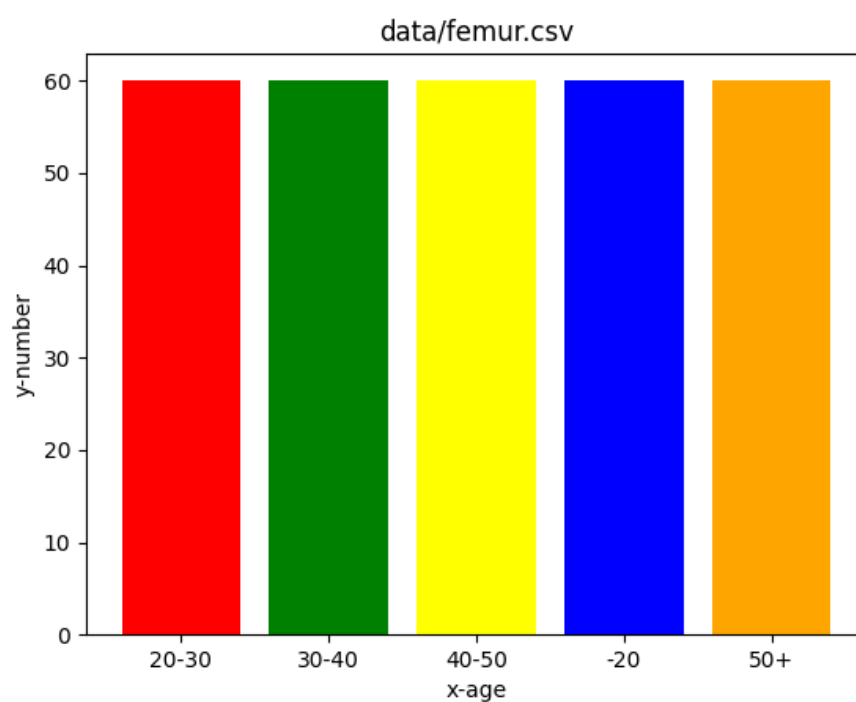


Figura 1.6: Distributie dupa varsta pentru femur.

Capitolul 2

Problema stiintifica

2.1 Definitia problemei

Subiectul abordat tine de domeniul istoriei si al arheologiei pentru a obtine informatii revelante despre obiectele identificate in santierele arheologice. Astfel se doreste o aplicatie care, plecand de la informatii deja studiate de arheologi umani, sa permita vizualizarea 3D a unor "descoperiri deja efectuate" in intregime sau partial, din diferite unghiuri, reliefand anumite detalii. Mai mult, ofera posibilitatea determinarii sexului sau varstei pe baza unor caracteristici numerice ale unui anumit tip de os.

Pentru simplitatea aplicatiei si usurinta folosirii exista o interfata grafica care va permite utilizatorului sa introduca caracteristicile pe baza carora se va stabili rezultatul. Dupa apasarea unui buton de trimitere a datelor, utilizatorul va fi intrebat daca este de acord ca datele introduse sa fie pastrate in baza de date pentru imbunatatirea solutiei. In urma procesarii datelor, utilizatorul va vedea care este sexul sau varsta osului specificat si va avea posibilitatea sa observe si in 3D cum ar arata acesta.

2.2 Algoritm machine learning - arbore de decizie

Ca prim algoritm am folosit un arbore de decizie datorita simplitatii de a intelege cum mai exact se iau deciziile pentru a determina clasele din care face parte o instanta; este usor de inteles pentru o persoana din domeniul informaticii, dar si pentru orice alta persoana.

Pentru un arbore de decizie avem un nod radacina, noduri intermediare si noduri finale(frunze). Nodul radacina reprezinta atributul cel mai semnificativ, nodurile intermediare care reprezinta decizii de

tip daca-atunci si frunzele care reprezinta clasa din care face parte o instanta. Pentru a determina rezultatul final practic se imparte setul de date in instante care respecta un anumit set de reguli.

Selectarea unui atribut ca fiind nod radacina se poate face folosind mai multi indici. Indexul Gini este varianta care se foloseste de clasa din Sklearn (`DecisionTreeClassifier`) daca nu este specificat alt index. Acesta este o metrica care masoara cat de des un element ales aleator este clasificat gresit; un index Gini mai mic inseamna un atribut care va fi preferat pentru a deveni nod radacina. In implementarea aplicatiei s-a folosit de asemenea un index Gini.

2.3 Rezultate arbore de decizie

O prima varianta de implementare pentru problema curenta de clasificare a folosit clasa din Sklearn (`DecisionTreeClassifier`) cu indexul Gini pentru a stabili nodul radacina. S-a folosit un set de date de dimensiune 100 care avea distributia descrisa ulterior. De asemenea, s-a creat un arbore in care se poate observa cum un nod intermediar reprezinta o decizie care se poate lua, ea fiind de tipul "daca conditia este adevarata, atunci mergi pe partea stanga a subarborelui, altfel pe partea dreapta; daca avem o frunza atunci ne oprim si returnam clasa corespunzatoare".

Folosind aceasta implementare am observat rezultate bune, avand o acuratete pentru determinarea sexului (probabilitatea ca un exemplu sa fie clasificat corect) de aproximativ 80% cu un timp de executie redus pentru antrenarea arborelui. Totusi, un dezavantaj ce a fost remarcat a fost faptul ca arborele este destul de sensibil la modificarea datelor de intrare si o mica eroare de tipar poate da peste cap algoritmul (de exemplu, daca arborele primeste o instanta care are numele caracteristicilor cu alt format fata de cum este dat in structura lui s-ar putea sa aiba probleme la asocierea valorilor cu sensul lor).

Initial acuratetea era de aproximativ 65% atunci cand aveam setul de date initial cu peste 2000 de exemple, dar dupa ce am echilibrat setul de date si am ajuns aproximativ la celasi numar de femei si de barbati acuratetea a crescut la 80%.

Am folosit pentru determinarea varstei tot un arbore de decizie, avand drept clase urmatoarele:

- mai putin de 20 de ani
- intre 20 si 30 de ani
- intre 30 si 40 de ani

- intre 40 si 50 de ani
- peste 50 de ani

In acest caz am observat o acuratete destul de mica initial, in jur de 30% si un arbore mult mai stufos si greu de parcurs. Timpul de executie nu se poate spune ca s-a marit sau nu, rezultatele se obtin destul de repede. Exact ca in cazul determinarii sexului, setul de date are aproximativ 1900 de exemple. Dupa echilibrarea setului de date s-a ajuns la o acuratete de aproximativ 45%, ajungand la un numar mult mai redus de exemple cu care este antrenat algoritmul (aproximativ 300).

2.4 Algoritm machine learning - retele neuronale

Ca un al doilea algoritm am folosit o retea neuronală. O retea neuronală este alcătuită din o multime de noduri (neuroni) dispuse ca un graf pe mai multe straturi (layere). Nodurile au rolul de a efectua calculi simple prin intermediul unei funcții asociate (funcție de activare) și sunt conectate între ei prin aceste legături ponderate. Straturile sunt de 3 tipuri: Strat de intrare care conține m neuroni unde m reprezintă numărul de caracteristici al unui obiect, Stratul de ieșire care conține r neuroni, unde r reprezintă numărul de subclase și strat intermediar.

2.5 Rezultate retele neuronale

Pentru rezolvarea problemei de clasificare a sexului am împărțit datele ca fiind 80% din ele date de antrenament și 20% pentru date de testare.

Reteaua neuronală este alcătuită din:

- stratul de intrare ce conține 4 neuroni
- strat intermediar de 20 de neuroni
- strat intermediar de 40 de neuroni
- stratul de ieșire cu 2 neuroni

Pentru Humerus acuratetea modelului de clasificare de sex se afla între 80-87% în timp ce pentru femur acuratetea este între 80-83%.

Pentru rezolvarea problemei de clasificare a varstei am impartit datele ca fiind 80% din ele date de antrenament si 20% pentru date de testare. Reteaua neuronală este alcatuita din:

- stratul de intrare ce contine 4 neuroni
- strat intermediar de 20 de neuroni
- strat intermediar de 10 de neuroni
- stratul de iesire cu 5 neuroni

Pentru Humerus acuratetea modelului de clasificare de varsta se afla intre 18-27% in timp ce pentru femur acuratetea este intre 19-27%.

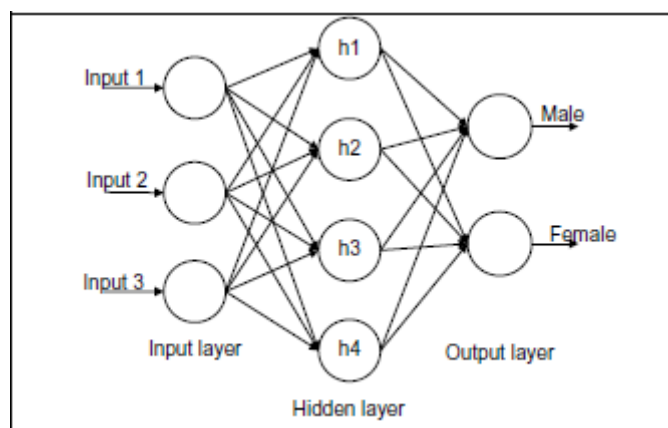


Figura 2.1: Structura rețelei neuronale pentru clasificarea în funcție de sex.

<u>Humerus</u>	Training	Validation	Femur	Training	Validation
1	81.48	87.24	1	81.55	83.98
2	78.47	87.76	2	80.79	82.14
3	79.01	87.76	3	83.19	82.69
Media	79.65	87.58	Media	81.84	82.93

Figura 2.2: Rezultate obtinute pentru mai multe testari pentru sex.

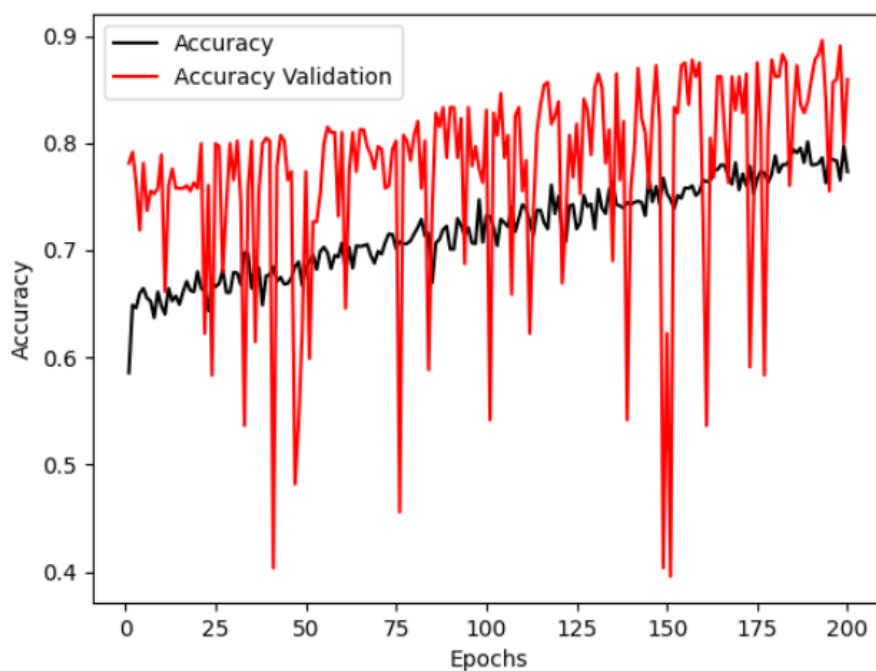


Figura 2.3: Acuratetea obtinuta pentru humerus in functie de numarul de epoci pentru sex.

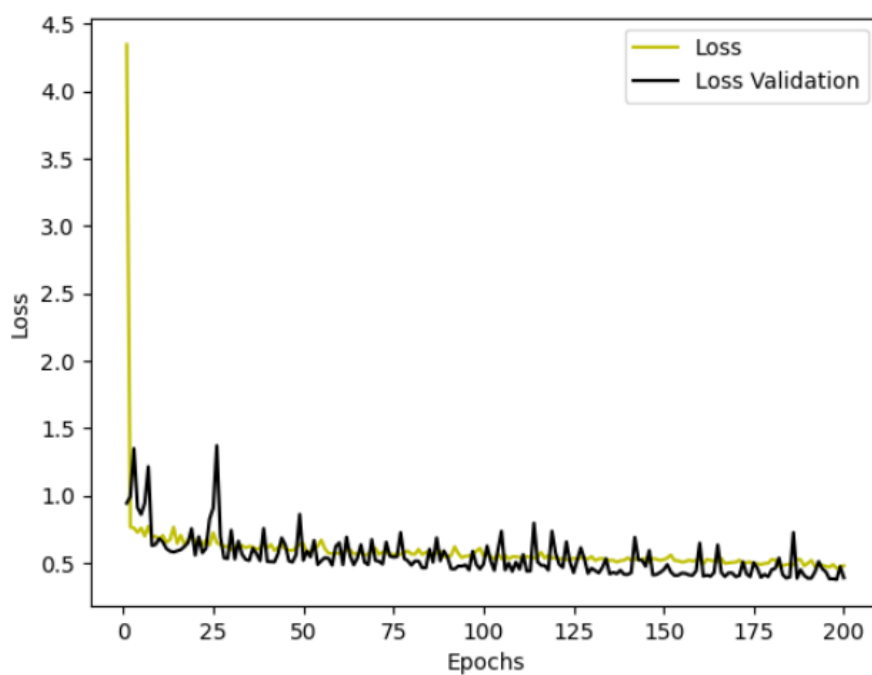


Figura 2.4: Loss obtinut pentru humerus in functie de numarul de epoci pentru sex.

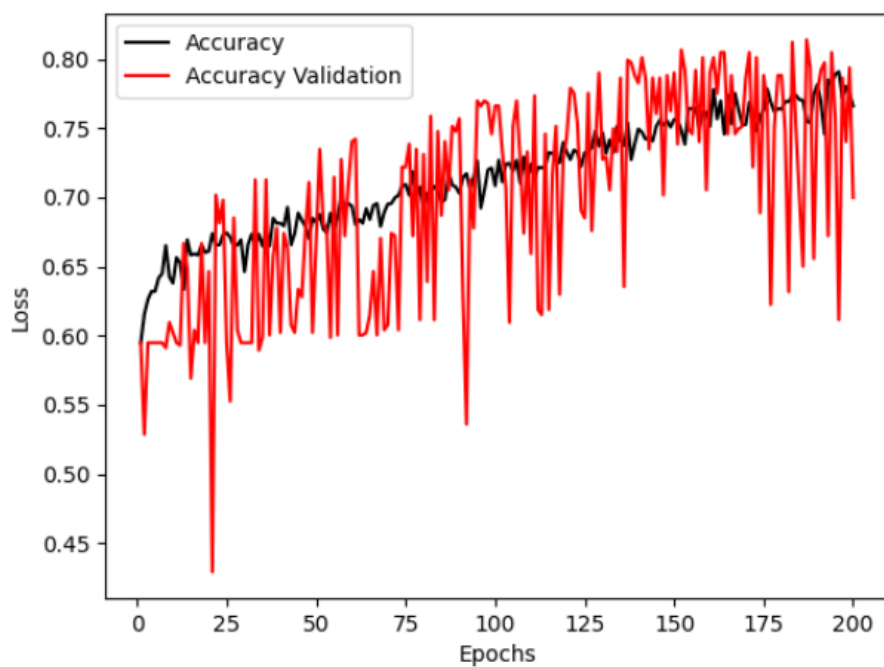


Figura 2.5: Acuratetea obtinuta pentru femur in functie de numarul de epoci pentru sex.

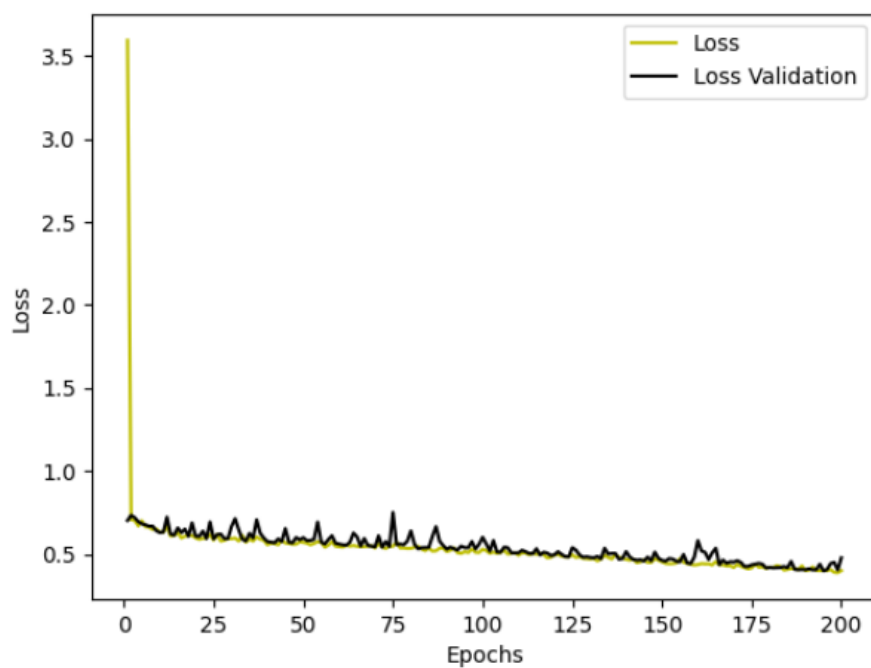


Figura 2.6: Loss obtinut pentru femur in functie de numarul de epoci pentru sex.

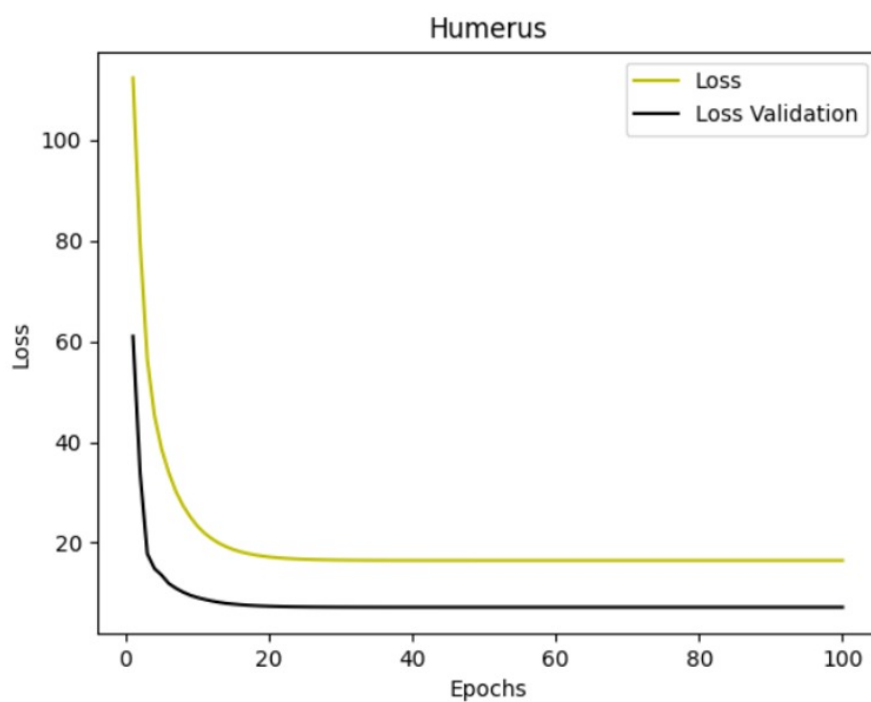


Figura 2.7: Loss obtinut pentru humerus in functie de numarul de epoci pentru varsta.

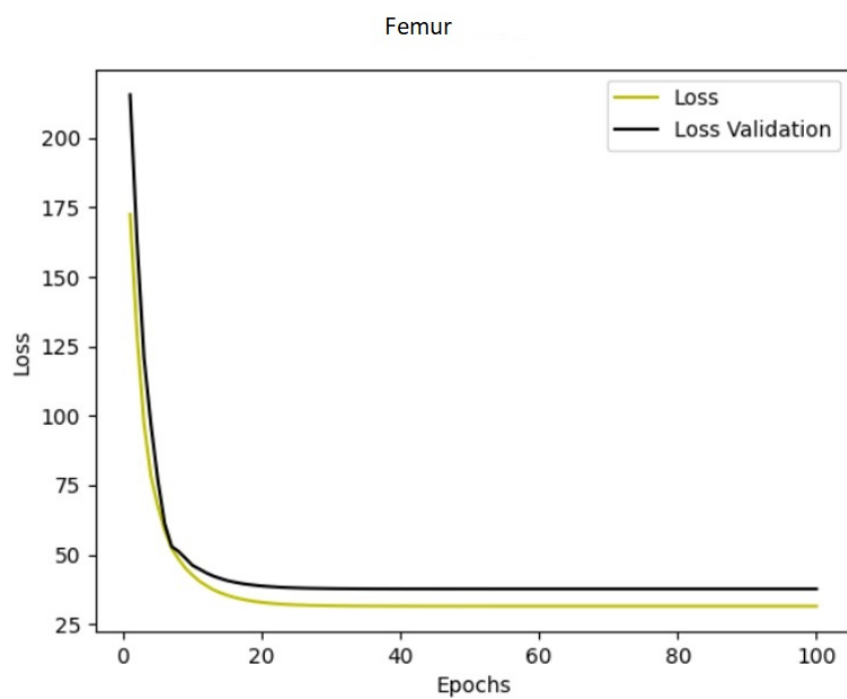


Figura 2.8: Loss obtinut pentru femur in functie de numarul de epoci pentru varsta.

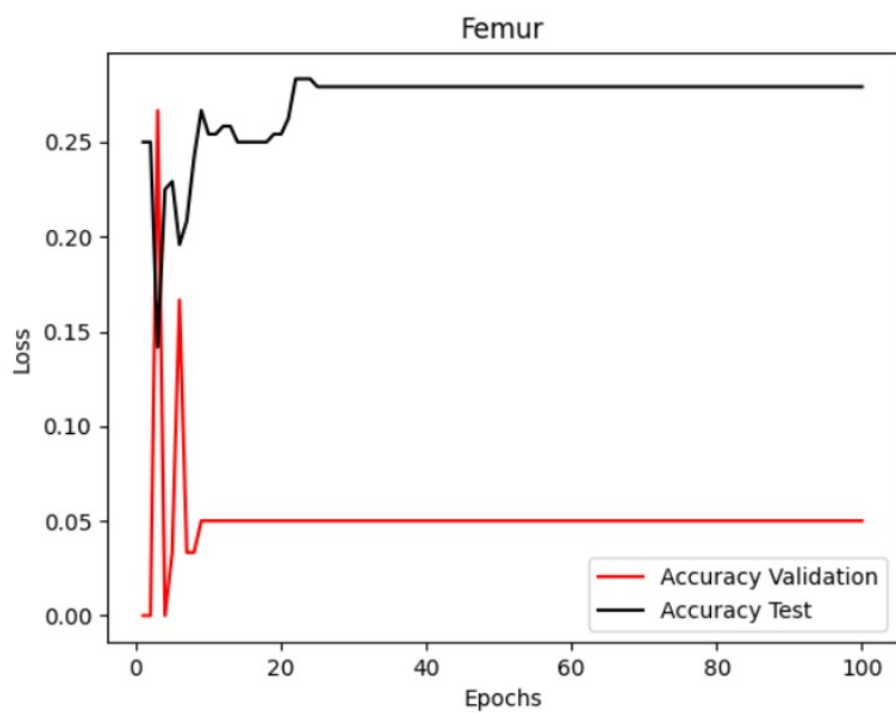


Figura 2.9: Acuratete obtinuta pentru femur in functie de numarul de epoci pentru varsta.

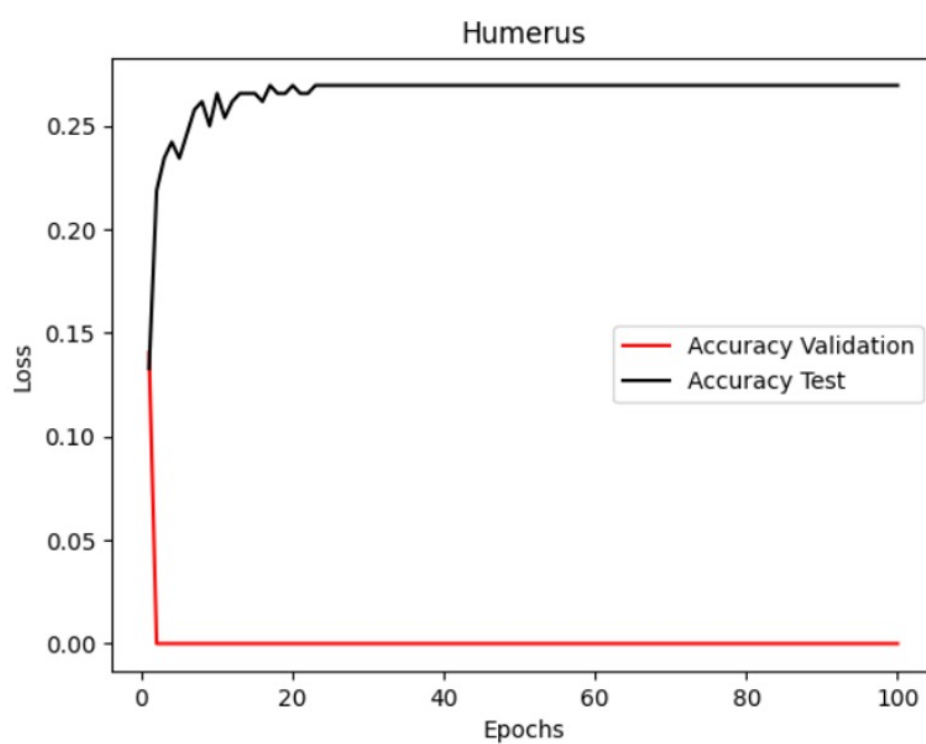


Figura 2.10: Acuratete obtinuta pentru humerus in functie de numarul de epoci pentru varsta.

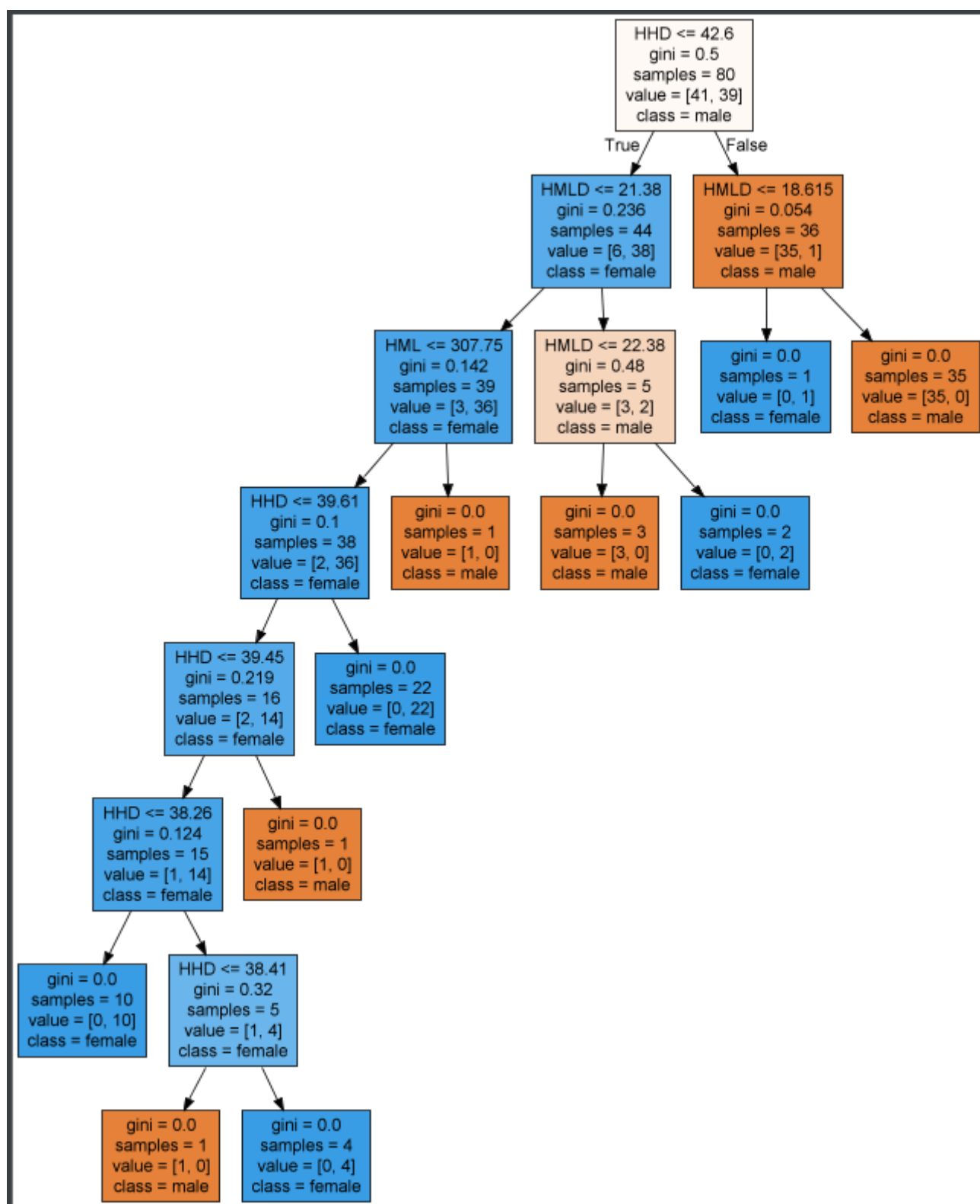


Figura 2.11: Arbore generat pentru un set de date cu 100 de exemple, clasificare sex pentru humerus.

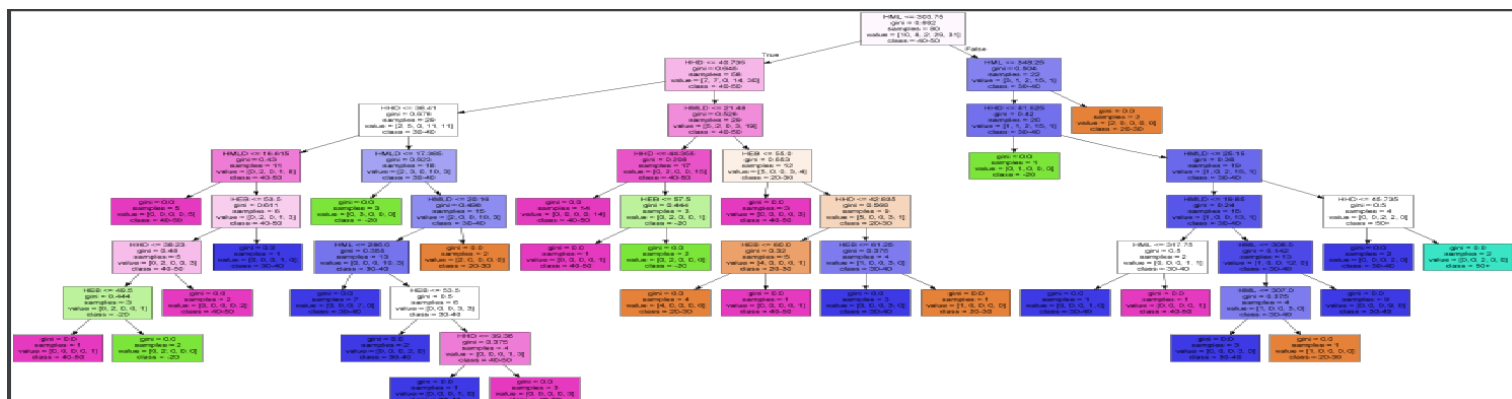


Figura 2.12: Arbore generat pentru un set de date cu 100 de exemple, clasificare varsta pentru humerus.

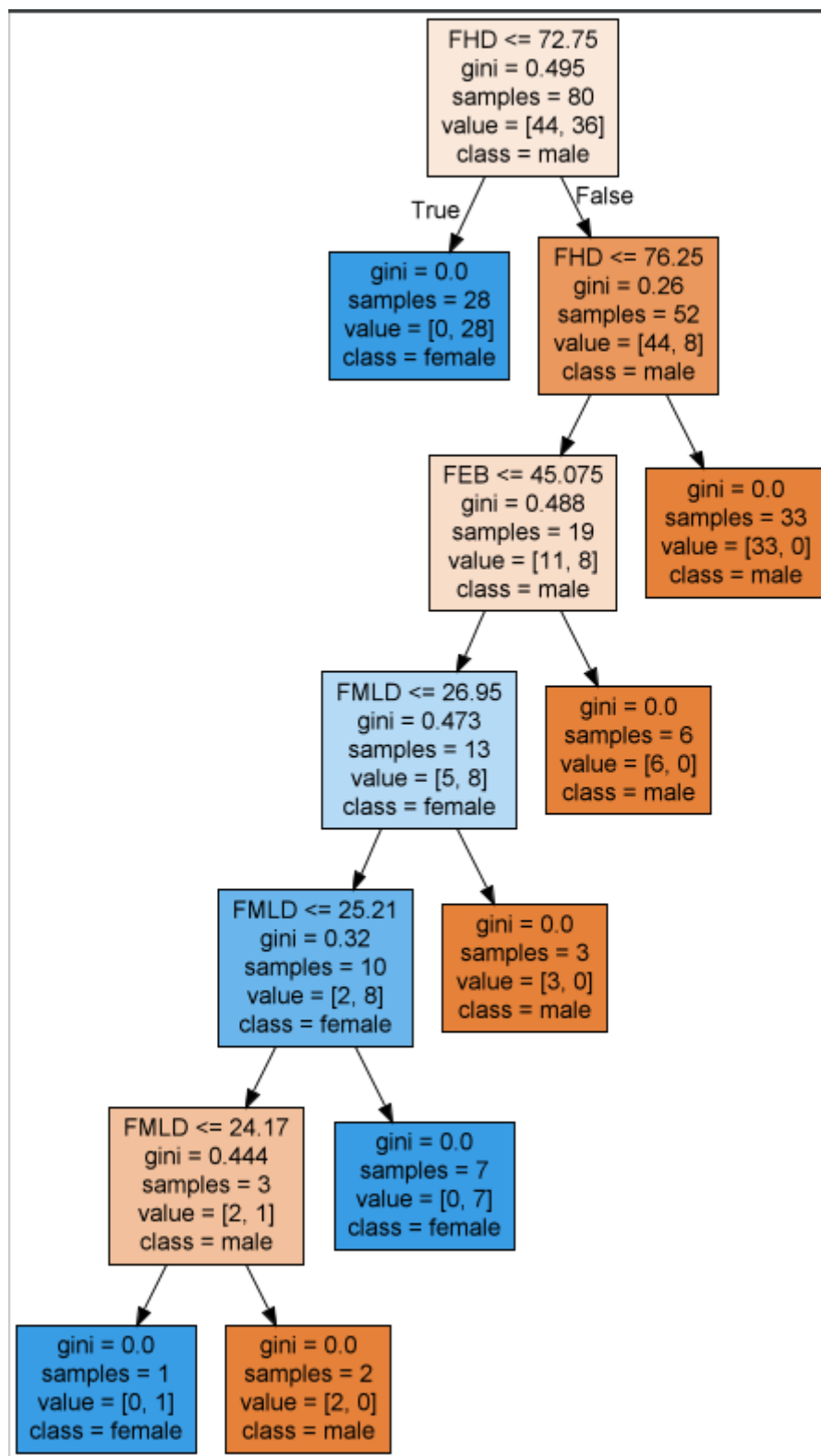


Figura 2.13: Arbore generat pentru un set de date cu 100 de exemple, clasificare sex pentru femur.

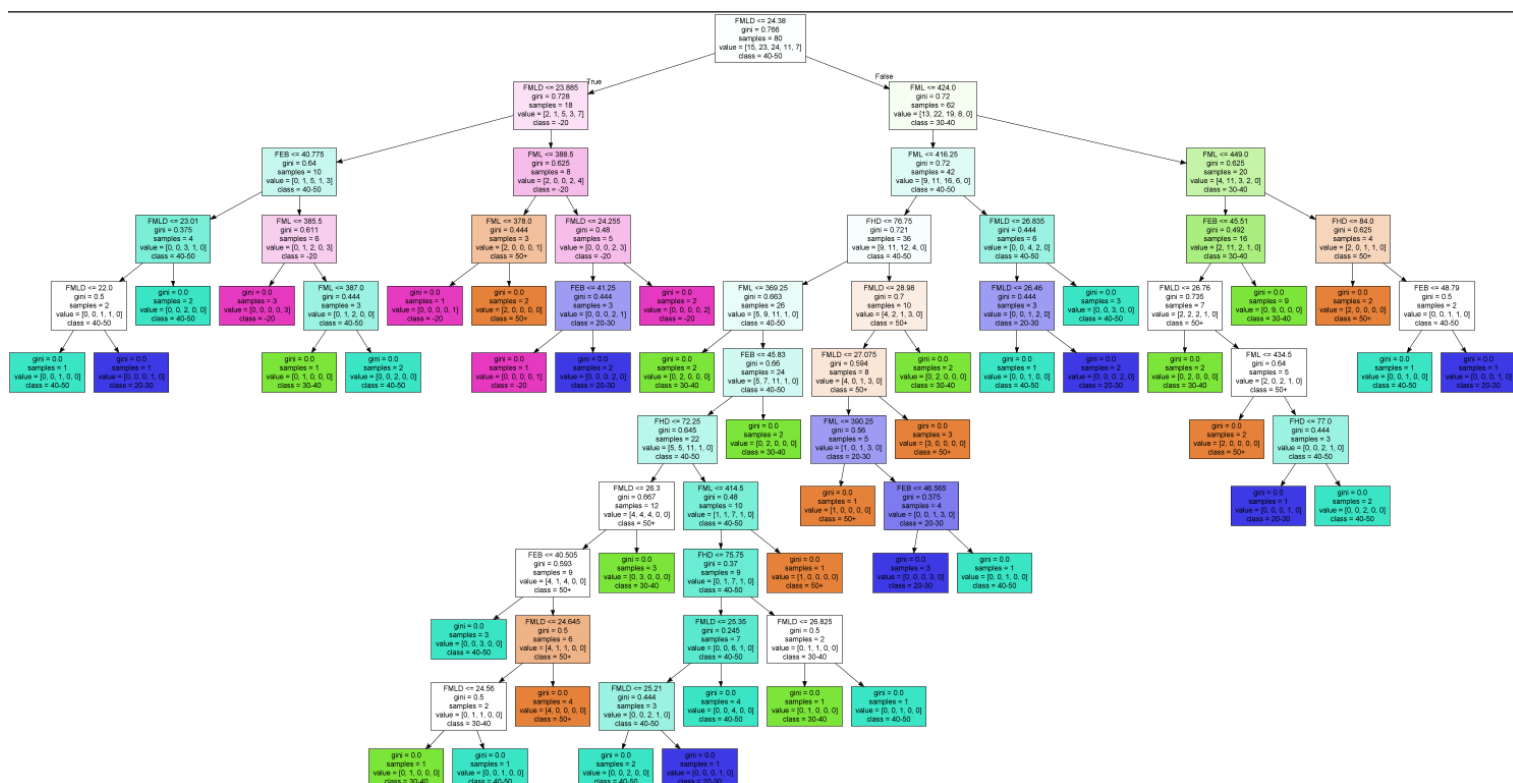


Figura 2.14: Arbore generat pentru un set de date cu 100 de exemple, clasificare varsta pentru femur.

Capitolul 3

SOTA (State Of The Art)

3.1 Arbore de decizie

Lucrarea stiintifica care a stat la baza alegerii de a folosi arbori de decizie pentru a determina varsta a fost *SEX IDENTIFICATION IN ARCHAEOLOGICAL REMAINS USING DECISION TREE LEARNING*, avandu-i ca autori pe Ioan-Gabriel Mircea, Gabriela Czibula si Mara-Renata Petrusel, an 2015.

S-a folosit algoritmul ID3 (Iterative Dichotomiser 3) care foloseste un set de date S pe care il considera nod radacina. La fiecare iteratie a algoritmului se itereaza prin fiecare atribut nefolosit din S si se calculeaza entropia acelui atribut. Se selecteaza atributul cu cea mai mica entropie si astfel se imparte setul de date in mai multe subseturi. Algoritmul se poate opri in unul din cazurile:

- fiecare element din subset apartine aceleasi clase, caz in care nodul este transformat in frunza si etichetat cu clasa exemplilor din subset
- nu mai exista atribute ce pot fi selectate si exemplele nu fac parte din aceeasi clasa; in acest caz nodul este transformat in frunza si este etichetat cu clasa cea mai comuna din exemplele subsetului
- nu mai exista exemple in subset care se intampla in momentul in care niciun exemplu din setul initial nu a fost gasit sa i se potriveasca o valoare cu atributul selectat; in acest caz se creeaza un nod frunza care este etichetat cu clasa cea mai comuna a exemplilor din setul initial

Setul de date cu care s-a lucrat a continut 200 de barbati si 200 de femei. In primul caz de testare un os a fost caracterizat de 10 masuratori legate de radius, in al doilea caz au fost 9 caracteristici ce tineau de antebrat, iar al treilea caz a fost reuniunea datelor din primele doua cazuri, deci s-a ajuns la 19 caracteristici pentru antebrat si radius.

Acuratetea cea mai buna obtinuta a fost de 86% pentru primul caz, pentru al doilea a fost 87% si pentru al treilea s-a reusit o acuratete de 88%.

Astfel, comparand cu rezultatele obtinute cu aborele de decizie folosit in aceasta aplicatie se poate observa ca diferenta nu este atat de mare si acuratetea se apropie de ceea ce s-a obtinut in articolul stiintific. Una din diferente este faptul ca s-au folosit 200 de barbati si 200 de femei in lucrare, iar in aplicatia curenta s-au folosit aproximativ 1000 de barbati si aproximativ 1000 de femei. A doua diferenta consta in numarul de caracteristici ce s-au folosit pentru antrenarea algoritmului. In cazul aplicatiei curente s-au folosit 4 masuratori ale unui humerus (HML - humerus maximum length, HEB - humerus epicondylar breadth, HHD - humer head diameter, HMLD - humerus 50% diaphyseal mediolateral diameter).

3.2 Retele neuronale

Lucrare stiintifica care sta la baza alegerii de a folosi un ANN pentru a determina sexul este *Determination of Gender from Pelvic Bones and Patella in Forensic Anthropology: A Comparison of Classification Techniques*.

In acesta lucrare s-a folosit un algoritm de Back propagation Neural Network (BPNN) iar identificarea sexului unei prsoane se face pe baza oaselor perviene. Pentru antrenarea modelului s-au folosit 136 de oase pelviene (55 feminine si 81 masculine), unde 70% din ele au fost folosite pentru antrenarea modelului si 30% pentru testare. Modelul a fost antrenat pe baza inailtime, latimii si grosimii osului pelvian.

Acuratetea optinuta pentru osul pelvian drept este de 98.5% (datele de antrenament) si 98.3% (datele de testare) iar pentru osul pelvian stang este de 98.49% (datele de testare) si 86.6% (datele de antrenament).

Asadar comparative cu rezultatele optinute la modelul implementat de noi care are o acuratete de 79.65%(datele de training), 87.58%(datele de testare) pentru humerus si 81.84(date de training), 82.93 (date de testare) pentru femur, modelul din lucrarea stiintifica prezentata da rezultate mult mai bune.

Capitolul 4

Imbunatatirea aplicatiei

4.1 Arbori de decizie

Comparand aplicatia cu varianta initiala se poate observa o imbunatatire a acuratetei, dar si a timpului de executie. Prelucrând setul de date a fost redus numărul de instanțe cu care se antrenează algoritmul (pentru femur exista 300, iar pentru humerus 320) astfel încât datele să fie distribuite egal din punctul de vedere al sexului, dar și al vârstei. Cu această modificare acuratetea pentru sex a crescut de la aproximativ 65% la aproximativ 85%, iar pentru vârsta acuratetea a crescut de la aproximativ 30% la aproximativ 45%. De asemenea, reducerea numărului de instanțe cu care se lucrează de la aproximativ 2000 la aproximativ 300 a îmbunătățit și timpul de execuție, determinarea sexului și vârstei fiind mult mai rapide. Astfel, măsurând timpul de execuție avem 0.103 secunde pentru determinarea sexului și 0.000998 secunde pentru determinarea vârstei față de cel puțin 1-2 secunde cât era inițial (pentru aceste rezultate s-a folosit biblioteca time din Python, iar timpul a fost măsurat ca diferență între momentul în care începe antrenarea arborelui de decizie și momentul în care s-a terminat antrenarea și s-a prezis valoarea pentru instanța dată).

4.2 Retele neuronale

Comparand aplicatia cu varianta initiala se poate observa o imbunatatire a acuratetei. Prelucrând setul de date, a fost redus numărul de instanțe cu care se antrenează algoritmul (pentru femur exista 300, iar pentru humerus 320) astfel încât datele să fie distribuite egal din punctul de vedere al sexului, am modificat learning rate-ul astfel încât acesta să scadă pe parcurs ce modelul se antrenează și a crescut numărul de epoci de la 200 la 800. Cu aceste modificări acuratetea pentru detectare de sex a crescut de la 79.65%(datele de training), 87.58%(datele de testare) la 88,6%(datele de training), 96,8%(datele

de testare) pentru humerus si de la 81.84%(date de training), 82.93% (date de testare) la 90.83%(date de training), 93.33% (date de testare) pentru femur.

4.3 Tehnici de evaluare

Functia de loss este functia care calculeaza distanta dintre iesirea curenta a algoritmului si iesirea asteptata. Este o metoda de a evalua modul in care algoritmul modeleaza datele. (vezi figura [4.5](#) si [4.6](#))

O matrice de confuzie este un rezumat al rezultatelor predictiei pentru o problema de clasificare. Numarul de predictii corecte si incorecte este rezumat cu valori de numarare si impartit pe fiecare clasa. Aceasta este cheia matricei de confuzie. Matricea de confuzie arata modalitatile in care modelul de clasificare este confuz cand face predictii. (vezi [4.7](#), [4.8](#), [4.10](#), ??)

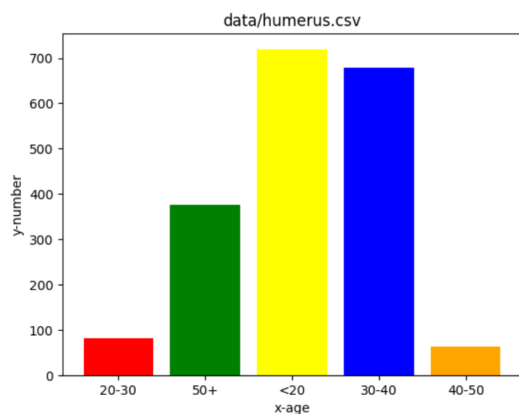


Figura 4.1: Distributie varsta initiala.

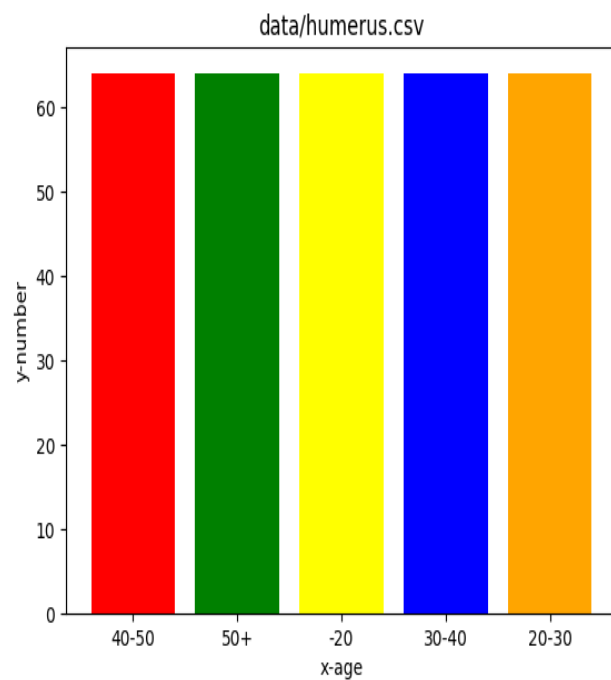


Figura 4.2: Distributie varsta actuala.

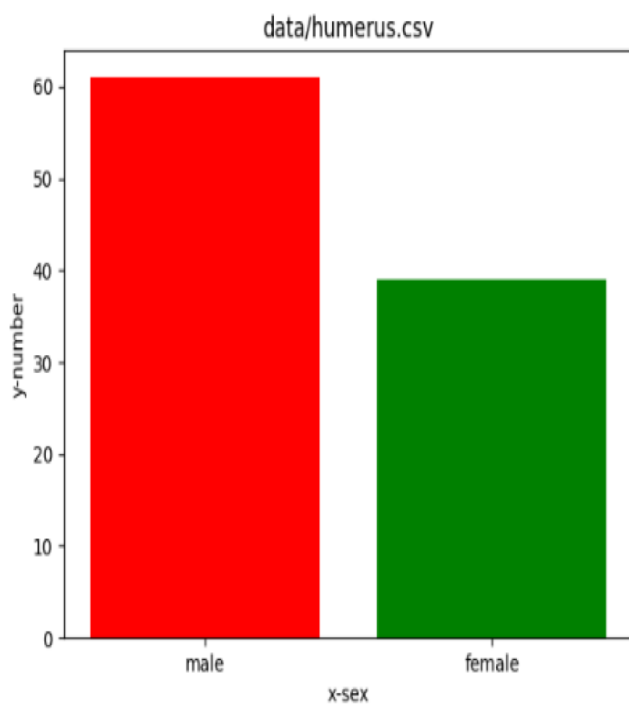


Figura 4.3: Distributie sex initiala.

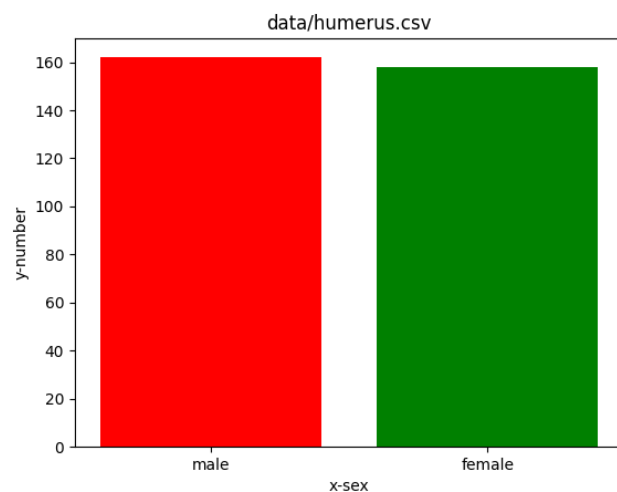


Figura 4.4: Distributie sex actuala.

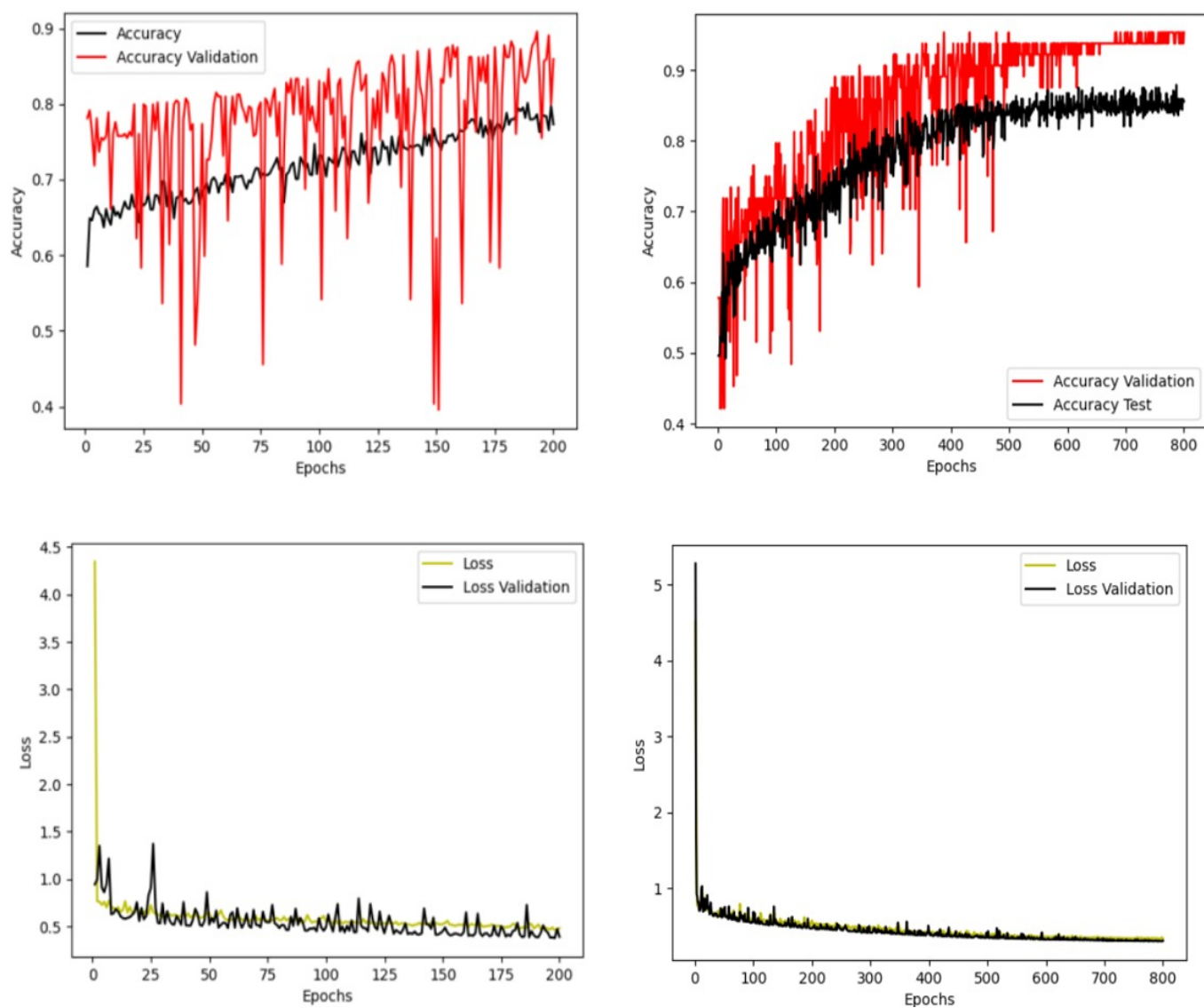


Figura 4.5: Acuratetea si loss-ul initial si actual pentru femur.

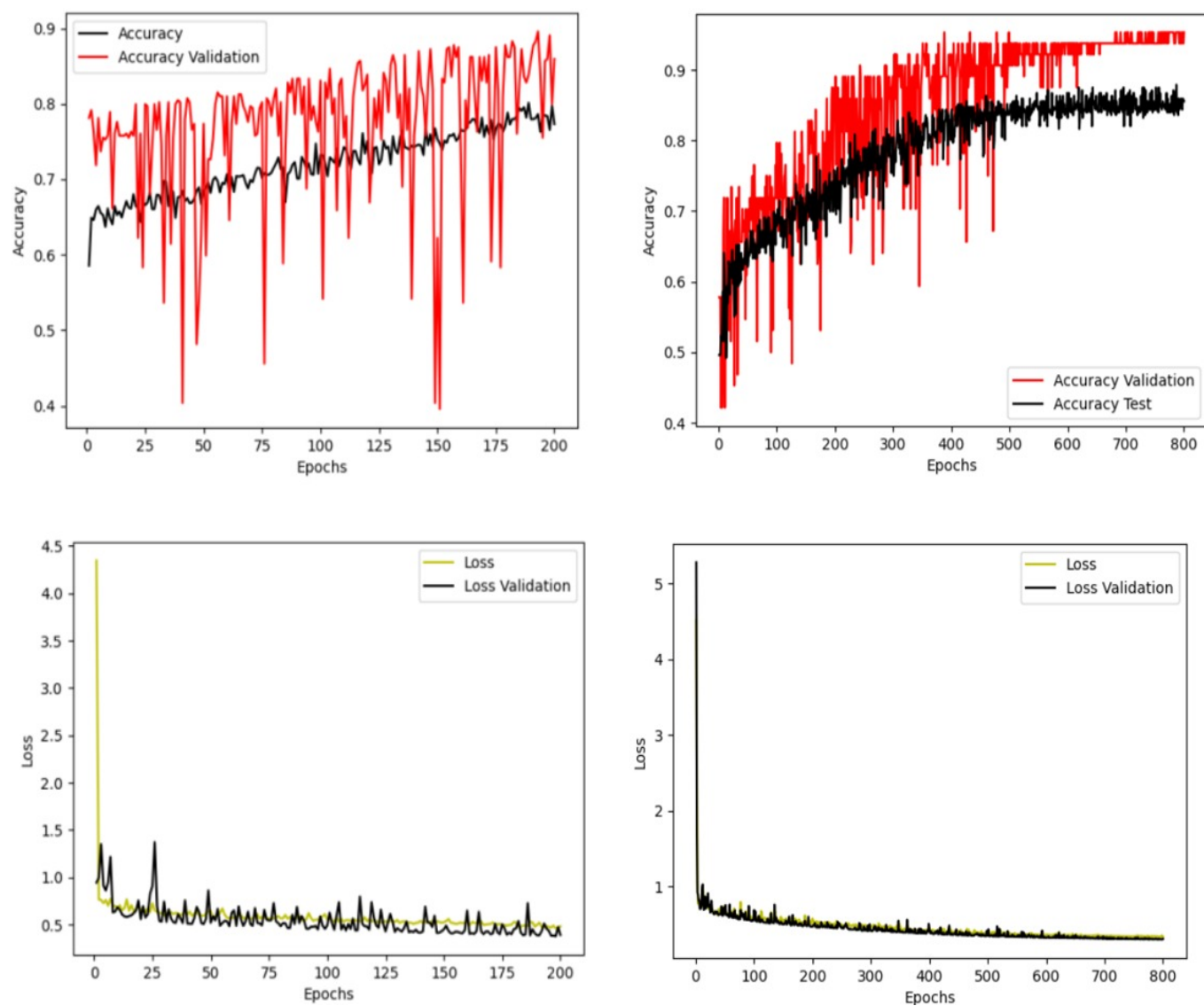


Figura 4.6: Acuratetea si loss-ul initial si actual pentru humerus.

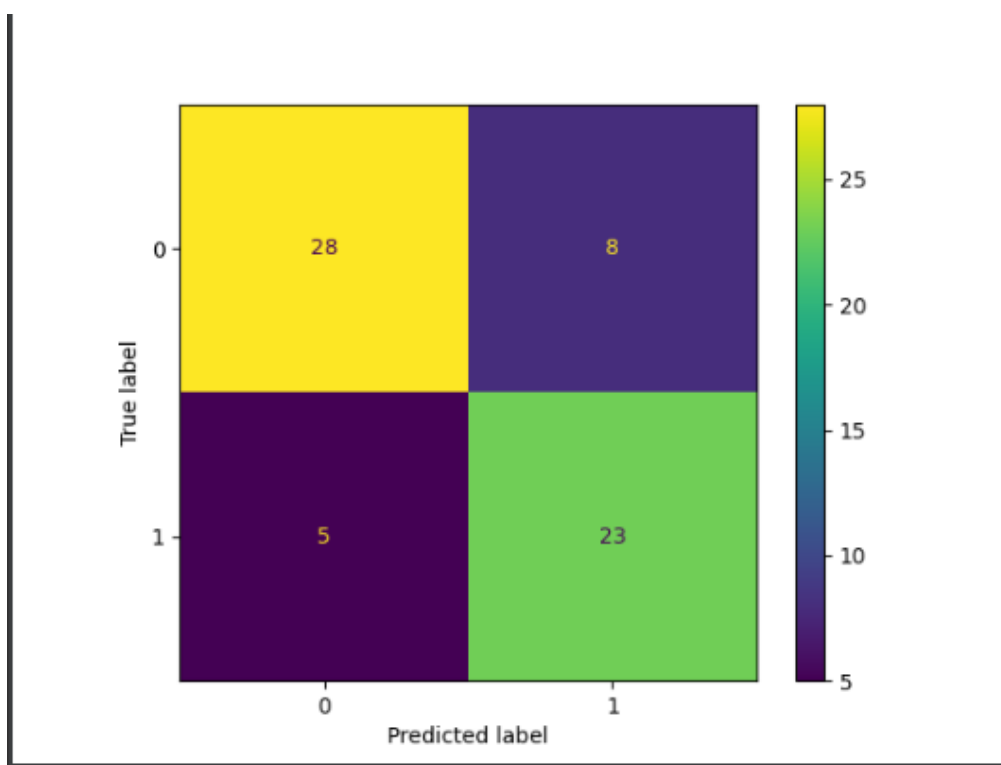


Figura 4.7: Matricea de confuzie sex humerus(arbore de decizie).

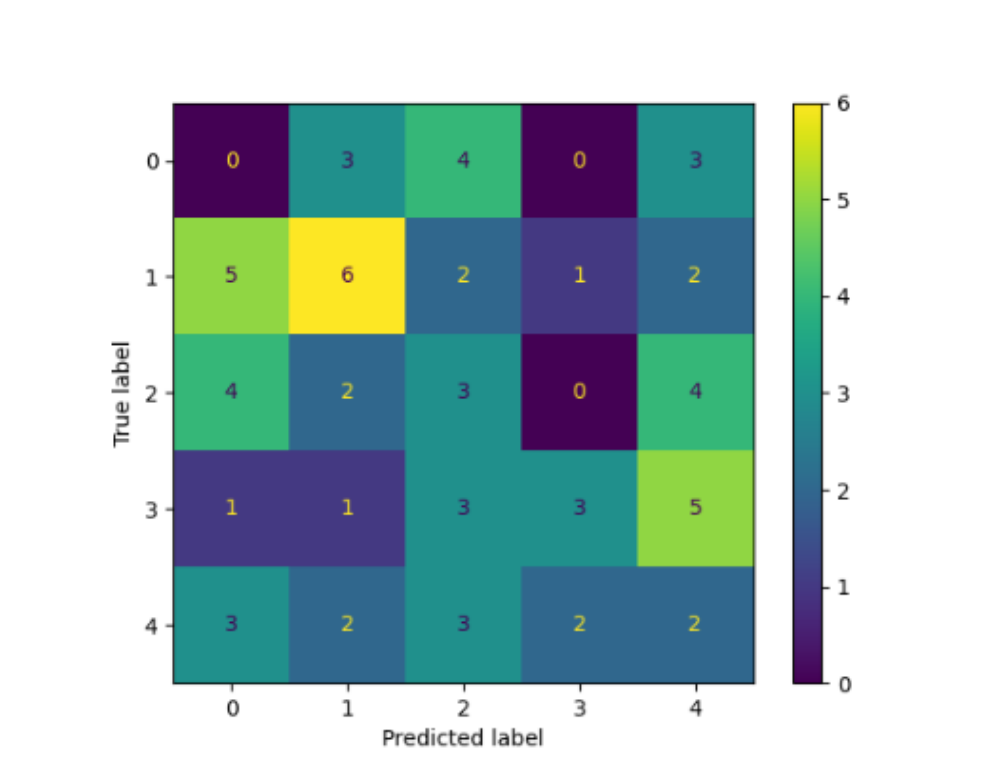


Figura 4.8: Matricea de confuzie varsta humerus(arbore de decizie).

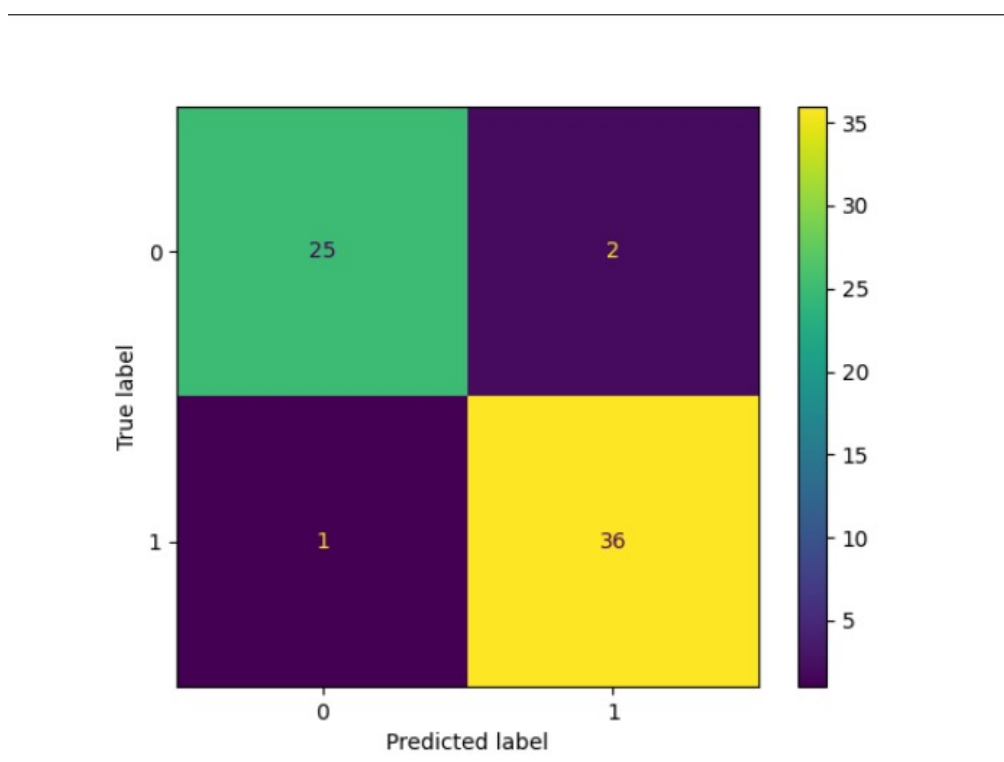


Figura 4.9: Matricea de confuzie sex humerus(retea neuronală).

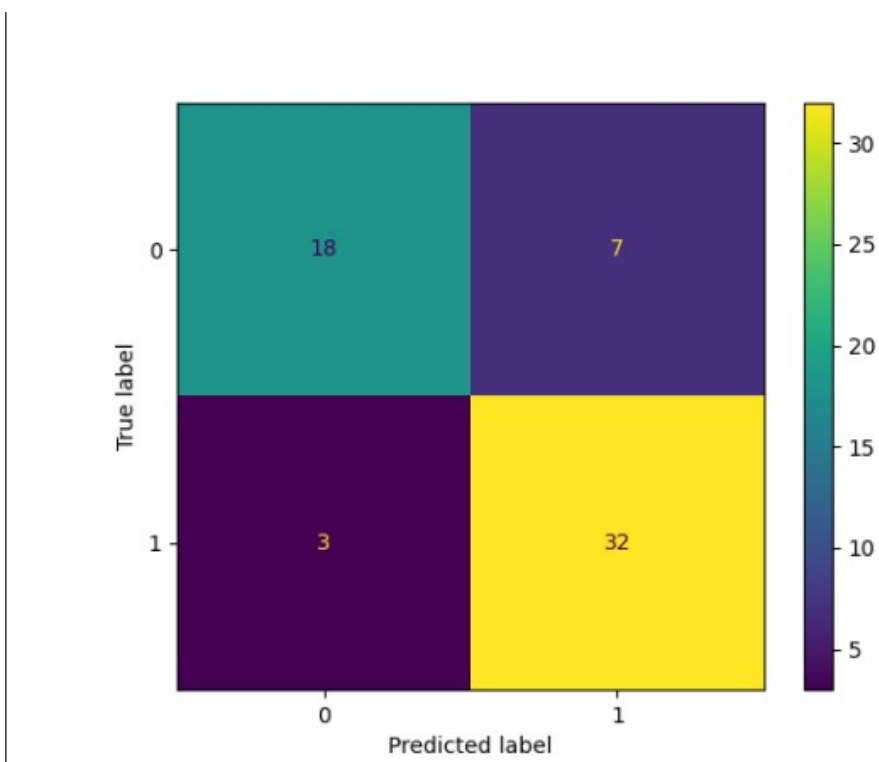


Figura 4.10: Matricea de confuzie sex femur(retea neuronală).

Capitolul 5

Analiza statistica a algoritmilor

S-a realizat o analiza pe diferite seturi de date atat pentru humerus, cat si pentru femur urmarind acuratetea rezultata pentru determinarea sexului, dar si pentru determinarea varstei. Astfel, pentru fiecare tip de os s-au folosit cinci seturi de date cu diferite procente folosite la extragerea datelor de test din tot setul de date. Astfel, s-au folosit urmatoarele valori pentru a imparti datele: 20%, 40%, 80%, 35% si 70%.

5.1 Arbori de decizie (vezi [5.1](#))

Determinare sex pentru humerus

- media acuratetilor este: 81.41
- interval de incredere: [78.12, 84.37]

Determinare varsta pentru humerus

- media acuratetilor este: 28.73
- interval de incredere: [20.31, 33.59]

Determinare sex pentru femur

- media acuratetilor este: 87.08
- interval de incredere: [84.76, 88.75]

Determinare varsta pentru femur

- media acuratetilor este: 29.59
- interval de incredere: [23.33, 41.66]

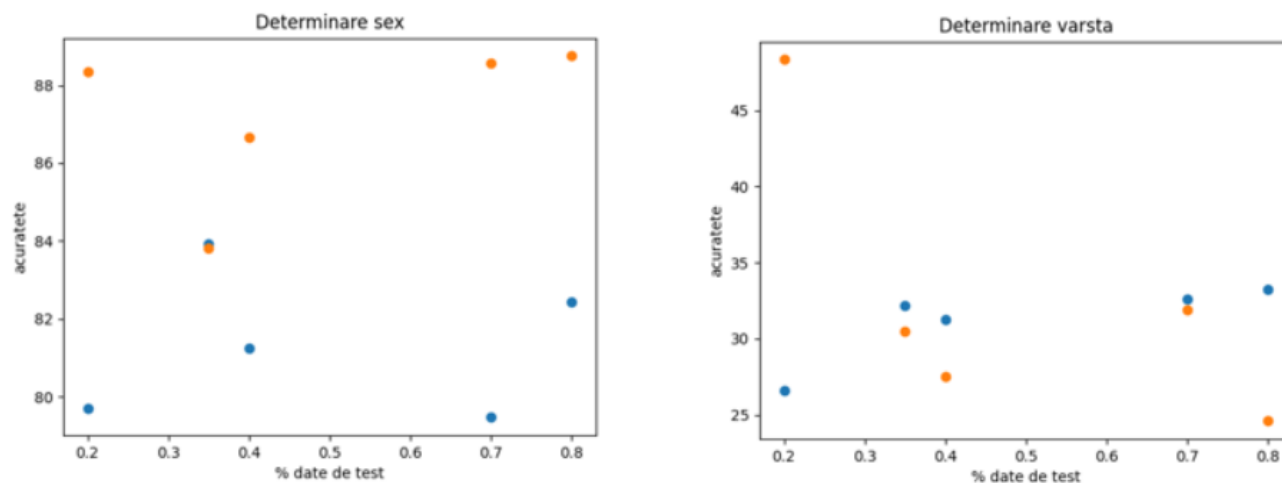


Figura 5.1: Reprezentare grafica a relatiei dintre acuratete si dimensiunea setului de date.
(albastru - humerus, portocaliu - femur)

5.2 Retele neuronale (vezi 5.2)

Determinare sex pentru humerus

- media acuratetilor este: 82.48
- interval de incredere: [71.59, 96.875]

Determinare varsta pentru humerus

- media acuratetilor este: 25.59
- interval de incredere: [14.73, 53.125]

Determinare sex pentru femur

- media acuratetilor este: 85.13
- interval de incredere: [80.47, 90.0]

Determinare varsta pentru femur

- media acuratetilor este: 27.56
- interval de incredere: [0.83, 60.00]

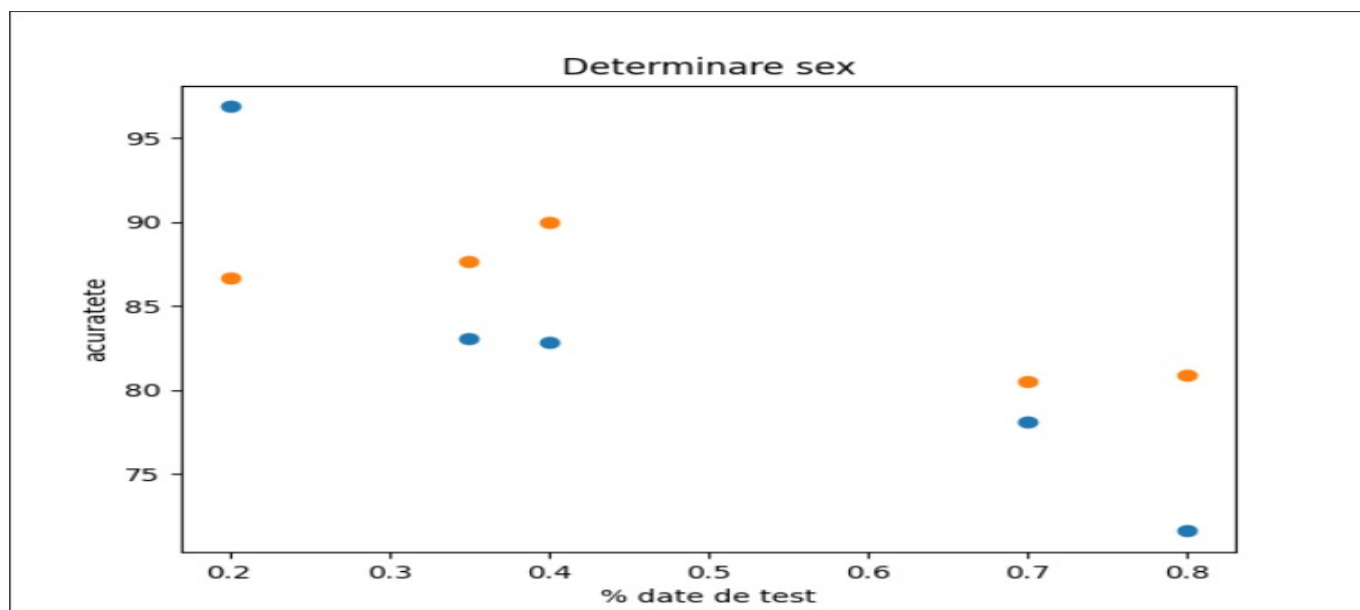


Figura 5.2: Reprezentare grafica a relatiei dintre acuratete si dimensiunea setului de date pentru retea neuronală. (albastru - humerus, portocaliu - femur)

5.3 Rezultatele analizei pentru determinarea sexului (vezi 5.3)

Folosind arbori de decizie am obtinut un interval de incredere de $[78.12, 84.37]$ pentru humerus, in timp ce folosind retea neuronală am obtinut $[71.59, 96.875]$. Cele doua intervale obtinute nu sunt disjuncte, deci nu se poate exprima care algoritm este mai eficient pentru setul de date de la humerus.

Folosind arbori de decizie am obtinut un interval de incredere de $[84.76, 88.75]$ pentru femur, in timp ce folosind retea neuronală am obtinut $[80.47, 90.0]$. Analog ca pentru humerus, cele doua intervale nu sunt disjuncte, deci nu se poate afirma care algoritm este mai eficient pe acest set de date.

Concluzionand, pentru determinarea sexului, atat pentru humerus, cat si pentru femur, cei doi algoritmi de machine learning propusi dau rezultate similare, neputand afirma ca unul este mai bun ca celalalt.

5.4 Rezultatele analizei pentru determinarea varstei (vezi 5.4)

Folosind arbori de decizie am obtinut un interval de incredere de $[20.31, 33.59]$ pentru humerus, in timp ce folosind retea neuronală am obtinut $[14.73, 53.125]$. Cele doua intervale obtinute nu sunt disjuncte, deci nu se poate exprima care algoritm este mai eficient pentru setul de date de la humerus.

Folosind arbori de decizie am obtinut un interval de incredere de $[23.33, 41.66]$ pentru femur, in timp ce folosind retea neuronală am obtinut $[0.83, 60.00]$. Analog ca pentru humerus, cele doua intervale nu sunt disjuncte, deci nu se poate afirma care algoritm este mai eficient pe acest set de date.

Concluzionand, pentru determinarea varstei, atat pentru humerus, cat si pentru femur, cei doi algoritmi de machine learning propusi dau rezultate similare, neputand afirma ca unul este mai bun ca celalalt.

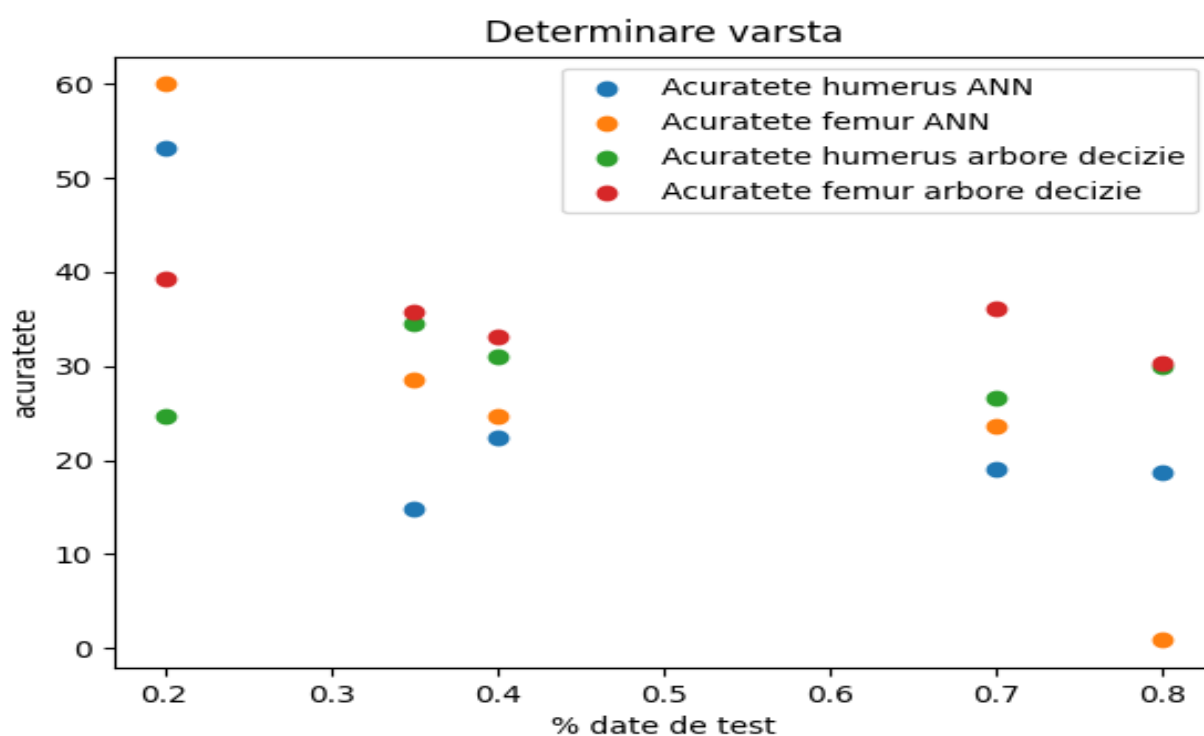


Figura 5.3: Reprezentare grafica a celor doi algoritmi pentru determinarea sexului.

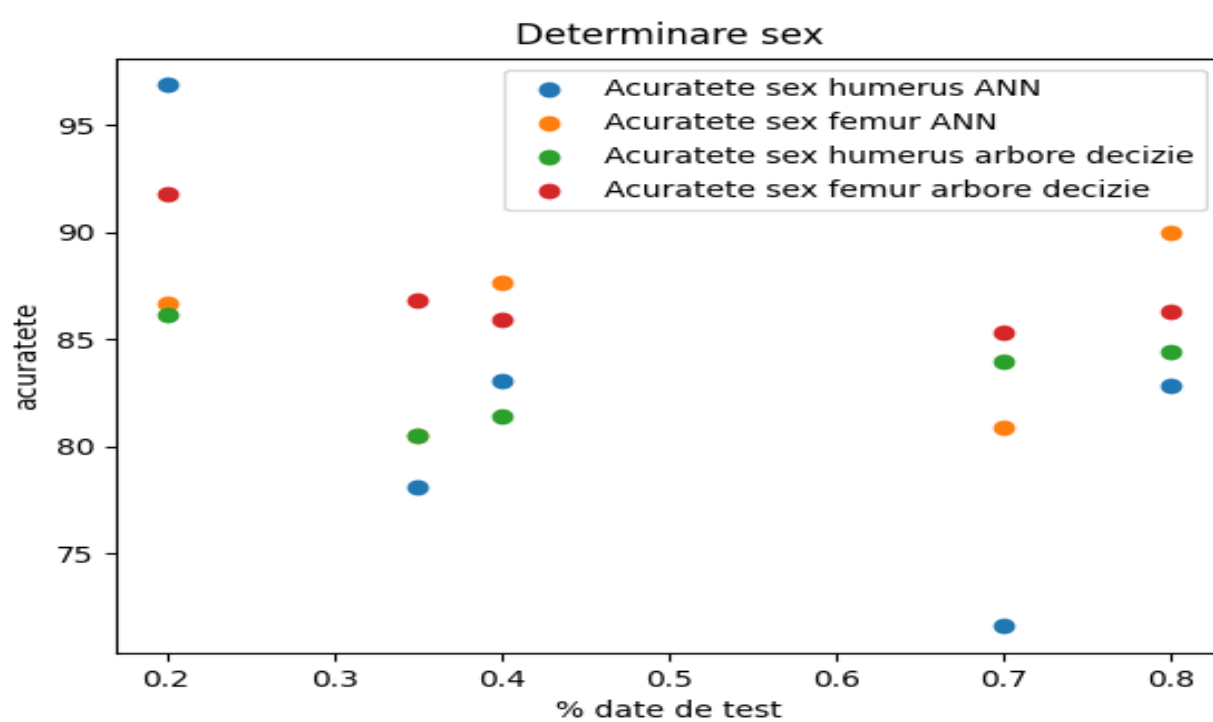


Figura 5.4: Reprezentare grafica a celor doi algoritmi pentru determinarea varstei.

Capitolul 6

Wiki

Sklearn

- [Arbore de decizie](#)
- [Acuratete](#)
- [Matrice de confuzie](#)
- [Vizualizare arbore de decizie](#)
- [Export arbore de decizie in fisier .dot \(decizii ca text\)](#)
- [Matrice de confuzie](#)

Keras

- [Structura retelei neuronale](#)
- [Straturile retelei neuronale](#)

Citire CSV(Comma Separated Values)

- [Pandas](#)
- [csv tool](#)

Set de date

- [Goldman Osteometric Data Set](#)
- [Goldman guide to the measurements](#)

- [European Data Set-May 2018](#)

Vizualizare date

- [Matplotlib](#)
- [Bar chart](#)

Machine learning

- [Algoritm arbore de decizie articol stiintific mentionat drept referinta](#)
- [Implementare arbori de decizie din sklearn](#)
- [Implementare arbori de decizie din sklearn a doua varianta](#)

Panda3D

- [Documentatia oficiala](#)

Capitolul 7

Lucrari stiintifice

Punctul de start al proiectului dat a fost constituit de urmatoarele lucrari stiintifice: [2], [5], [6], [4], [1], [7], [3], [8]. Acestea au oferit inspiratia si ajutorul de care am avut nevoie pentru a dezvolta aplicatia.

Pentru implementarea arborelui de decizie si alegerea acestuia in aplicatie s-a folosit lucrarea [3], de unde am retinut mai ales importanta alegerii unui algoritm care sa fie usor de inteles atat pentru programator, cat si pentru un arheolog pentru a verifica corectitudinea deciziilor. De asemenea, pentru alegerea metricii care selecteaza atributul s-au luat in considerare informatiile prezentate in [7].

Bibliografie

- [1] Gabriela Czibula. *Machine learning-based approaches for predicting stature from archaeological skeletal remains using long bone lengths*. 2016.
- [2] Geertje Klein Goldewijk and Jan Jacobs. *The relation between stature and long bone length in the roman empire*. 2013.
- [3] Gabriela Czibula si Mara-Renata Petrusel Ioan-Gabriel Mircea. *SEX IDENTIFICATION IN AR-CHAEOLOGICAL REMAINS USING DECISION TREE LEARNING*. 2015.
- [4] Gabriela Czibula Ionescu, Vlad-Sebastian and Mihai Teletin. *Supervised Learning Techniques for Body Mass Estimation in Bioarchaeology*. 2016.
- [5] Jan PAM Jacobs Jongman, Willem M. and Geertje M. Klein Goldewijk. *Health and wealth in the Roman Empire*. 2019.
- [6] Diana-Lucia Miholca. *Machine learning based approaches for sex identification in bioarchaeology*. 2016.
- [7] Dr. K. Nirmala R. Aruna devi. *Construction of Decision Tree : Attribute Selection Measures*. 2013.
- [8] M. GÄŦlhal BOZKIR S. Deniz AKMAN, Pinar KARAKAfi. *The Morphometric Measurements of Humerus Segments*. 2005.