

# Procjena dobi temeljem spajanja epifiza i dijafiza medijalnog dijela ključne kosti

---

Ivković, Nela

Master's thesis / Diplomski rad

2024

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Split, University Department of Forensic Sciences / Sveučilište u Splitu, Sveučilišni odjel za forenzične znanosti**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:227:050815>

Rights / Prava: [Attribution-NonCommercial-NoDerivs 3.0 Unported / Imenovanje-Nekomercijalno-Bez prerađivanja 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-11-08**

SVEUČILIŠTE  
U  
SPLITU



SVEUČILIŠNI  
ODJEL ZA  
FORENZIČNE  
ZNANOSTI

Repository / Repozitorij:

[Repository of University Department for Forensic Sciences](#)



UNIVERSITY OF SPLIT



**SVEUČILIŠTE U SPLITU**

**SVEUČILIŠNI ODJEL ZA FORENZIČNE ZNANOSTI**

Forenzična kemija i molekularna biologija

DIPLOMSKI RAD

**PROCJENA DOBI TEMELJEM SPAJANJA EPIFIZA I  
DIJAFIZA MEDIJALNOGA DIJELA KLJUČNE KOSTI**

Nela Ivković

Split, mj2024.


---

  
**SVEUČILIŠTE U SPLITU**  
**SVEUČILIŠNI ODJEL ZA FORENZIČNE ZNANOSTI**

Forenzična kemija i molekularna biologija

DIPLOMSKI RAD

**PROCJENA DOBI TEMELJEM SPAJANJA EPIFIZA I  
DIJAFIZA MEDIJALNOGA DIJELA KLJUČNE KOSTI**

  
Mentor: izv. prof. dr. sc. Željana Bašić

Komentor: doc. dr. sc. Ivan Jerković

Studentica: Nela Ivković

JMBAG: 011164954

Split, mj 2024.



Rad je izrađen u Sveučilišnome odjelu za forenzične znanosti pod nadzorom izv. prof. dr. sc. Željana Bašić i doc. dr. sc. Ivan Jerković u vremenskom razdoblju od do .



**Datum predaje diplomskog rada:**

**Datum prihvaćanja rada:**

**Datum usmenog polaganja:**

**Povjerenstvo:**

## ZAHVALA

*Želim izraziti svoju iskrenu zahvalnost svima koji su doprinijeli realizaciji ovog diplomskog rada. Posebno želim izraziti duboku zahvalnost svojoj mentorici, izv. prof. dr. sc. Željani Bašić, na podršci i stručnim smjernicama tijekom cijelog procesa.*

*Također, želim zahvaliti komentoru doc. dr. sc. Ivanu Jerkoviću na konstruktivnim komentarima i savjetima koji su obogatili ovaj rad i na dostupnosti prilikom izrade ovog rada.*

*Želim iskazati svoju zahvalnost izv. prof. dr. sc. Krešimiru Doliću i Ivi Perić, dr. med., na velikodušnom pružanju svojih materijala i doprinosu ovom istraživačkom radu.*

*Bez podrške obitelji, prijatelja i kolega, ovo putovanje ne bi bilo isto. Zahvaljujem im na bezuvjetnoj podršci, razumijevanju i ohrabriranju koje su mi pružili.*

## SADRŽAJ

|  |    |
|--|----|
| 1. UVOD.....   | 1  |
| 1.1. Metode procjene dobi mladih osoba pregledom koštanih ostataka .....               | 2  |
| 1.2. Metode procjene dobi odrasle osobe pregledom koštanih ostataka .....              | 2  |
| 1.3. Metode procjene dobi pregledom ključne kosti .....                                | 3  |
| 1.3.1. Metode određivanja stupnja srastanja epifize s dijafizom na ključnoj kosti..... | 5  |
| 1.4. Procjena dobi osoba starijih od 30 godina s pomoću ključne kosti .....            | 7  |
| 1.5. Primjena dubokog učenja u analizi radioloških snimaka .....                       | 9  |
| 2. CILJ RADA I HIPOTEZE.....   | 10 |
| 3. MATERIJALI I METODE .....   | 11 |
| 3.1. Materijali .....  | 11 |
| 3.2. Metode .....  | 11 |
| 3.2.1. Eksploracijska analiza podataka.....  | 12 |
| 3.2.2. Treniranje modela za klasifikaciju osoba najmlađe i starije od 30 godina .....  | 13 |
| 4. REZULTATI.....  | 15 |
| 4.1. Eksploracijska analiza podataka .....   | 15 |
| 4.2. Treniranje modela za klasifikaciju dobi na starije i mlađe od 30 godina .....     | 20 |
| 4.2.1. Predobradba i sažimanje podataka .....  | 20 |
| 4.2.2. Odabir klasifikacijskih modela na temelju krosvalidacije .....                  | 21 |
| 4.2.3. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti 0,5.....         | 22 |
| 4.2.4. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,95 .....    | 28 |
| 4.3. Klasifikacija na testnom (nezavisnome) uzorku.....                                | 31 |
| 4.3.1. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,5.....      | 31 |
| 4.3.2. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,95 .....    | 34 |
| 5. RASPRAVA .....  | 35 |
| 6. ZAKLJUČCI.....  | 39 |
| 7. LITERATURA .....  | 40 |

|                      |    |
|----------------------|----|
| Popis tablica .....  | 49 |
| Popis grafikona..... | 50 |
| Popis slika .....    | 51 |
| 8. SAŽETAK .....     | 52 |
| 9. SUMMARY .....     | 54 |
| 10. ŽIVOTOPIS .....  | 56 |

## 1. UVOD

Pregled ili mjerene koštanih elemenata omogućuje procjenu biološke ili koštane dobi pojedinca (1), a predmet je izučavanja bioarheologije i forenzične antropologije jer je ključan podatak u identifikaciji osoba (2). Osobe različito stare te brojni čimbenici (genetika, prehrana, socijalno-ekonomski status) utječu na rast i razvoj ljudskog kostura (3). Bioarheolozi i forenzični antropolozi procjenjuju biološku dob i interpretiraju je kao „kronološku dob koju bi ta osoba doživjela da je živjela u istim uvjetima kao i osoba iz uzorka na kojemu su standardi postavljeni (1)“. Forenzični antropolozi koriste se kombinacijom metoda pri procjeni dobi zbog varijacija u rasponu godina koje pojedine metode daju (4).

Osobama koje nisu završile rast promatraju se obilježja poput nicanja mliječnih/stalnih zuba, koštanoga rasta, srastavanja epifiza s dijafizama i sl. (1). Te promjene događaju se otprilike do dvadesete godine života (1). Promjene na pubičnoj simfizi (5), aurikularnoj površini bočne kosti (6) i sternalnim krajevima rebara (7,8) promatraju se u osoba starijih od dvadeset godina (1). U odrasloj životnoj dobi pa nadalje pojavljuju se promjene poput osteoartritis, abrazije na okluzalnim površinama zuba te dolazi do srastanja šavova (1,9). Postoje brojne varijacije u biološkim pokazateljima dobi među pojedincima s obzirom na dob, spol, populacijsku pripadnost te stupanju spajanja epifiza i dijafiza kostiju (10,11,20,12–19).

Procjena dobi osobe na temelju koštanih elemenata važna je u slučajevima prirodne smrti, ako se pronađu nepoznati ljudski ostatci, a posebno u slučajevima ubojstva, u masovnih smrti prouzročenih nasiljem (21) kao što su rat (22) ili prirodne katastrofe (23). Procjenom dobi koštanih elemenata osobe koristi se u pravnim postupcima kao što su proučavanje suvremenih migracija, trgovina ljudima i lažnim iskazima o dobi (24). Primjer upotrebe procjene dobi na temelju pregleda koštanih elemenata u suvremenim migracijama je prelazak granice bez dokumenata kada je potrebno utvrditi približnu dob osobe, a za što se danas može služiti radiografskim snimkama zapešća, ključne kosti (24) ili koljena (25).



## **1.1. Metode procjene dobi mladih osoba pregledom koštanih ostataka**

Za procjenu životne dobi mlade osobe od rođenja do otprilike 20. godine pregledom koštanih elementa najbolje je uzeti u obzir zube kao pokazatelj dobi jer, kao što je poznato, zubi se razvijaju i niču u točno određeno vrijeme te se zbog toga smatraju pouzdanim izvorom informacija o dobi osobe (1). Razvoj zubala u čovjeka ima dvije faze, prva faza su mliječni, a druga faza su trajni zubi. Mliječni zubi niču određenim redosljedom od šestog mjeseca do treće godine života. Trajni zubi najčešće počinju nicati od šeste do osme godine (sjekutići). Drugi stadij započinje nicanjem stalnih očnjaka i pretkutnjaka te završava oko dvanaeste godine. Treći kutnjaci pokazuju veliku varijabilnost u razdoblju nicanja, stoga je nakon određene godine potrebno rabiti druge metode za provjeru životne dobi osobe (26–32). Osim toga, duljina kosti tijekom njena rasta ovisna je o dobi, zbog čega je moguće na temelju mjerenja dugih kostiju procijeniti dob subadulta. Nedostatak primjene takvih metoda velika je razlika u visini između djece jer svaka osoba ima određenu brzinu rasta i razvoja (33). Za stariju djecu i tinejdžere može se rabiti metoda procjene dobi osoba na temelju srastanja određenih epifiza s dijafizama. Proces rasta završava tijekom puberteta kad epifize počinju srastati s dijafizama. Stupanj srastanja epifiza s dijafizama vrijedan je pokazatelj dobi jer je vrijeme njihovoga srastanja različito, ali metoda je primjenjiva samo za uži raspon godina, otprilike od desete do dvadesete godine (34).

## **1.2. Metode procjene dobi odrasle osobe pregledom koštanih ostataka**

Procjena dobi odrasle osobe nešto je složenija jer su procesi rasta i razvoja završeni (1). Najkorisnije promjene uočavaju se u morfologiji pubične simfize (5,34,35), aurikularnoj površini na bočnoj kosti (6), dok se nešto rjeđe rabe morfološke promjene na sternalnome kraju četvrtoga rebra jer je riječ o jako krhkom elementu kostura (7,8).

Definiranje dobi s pomoću pubične simfize temelji se na njenim morfološkim promjenama. U mlađoj je dobi morfologija pubične simfize valovita i puna grebena, a u starijoj dobi grebeni se polagano gube te dolazi do stvaranja rupičaste i porozne površine (5). Pubična je simfiza fragilan dio ljudskog kostura, što ograničava primjenu navedene metode jer često nedostaje ili bude loše očuvana (6), stoga su se razvijene metode i na drugim koštanim elementima s pomoću kojih se može procijeniti životna dob osobe poput aurikuarne površine bočne kosti (6).

Aurikularna površina u mladoj dobi ima fino zmatu i blago valovitu površinu bez poroznosti, starenjem površina gubi valovitost i nastaju pruge. U starijoj dobi vidljivi su znakovi makroporoznosti. Rub aurikularne površine je oštar i jasan u mladoj dobi, a starenjem se rubu smanjuje oštrina i poprima nejasan trokutasti oblik. Područje posteriorno od aurikularne površine u mladoj dobi je glatko, a u starijoj dobi nastaju nepravilni otoci hipertrofične kosti. Valovitost i pruge se mogu naći u nekih starijih osoba, no organiziranost plohe nestaje s vremenom i površina poprima amorfnu strukturu (6).

Sternalni kraj četvrtoga desnog rebra također se može upotrijebiti za procjenu dobi osobe te se uglavnom primjenjuje u forenzici jer je riječ o fragilnome koštanom elementu, koji se rijetko susreće u arheološkome materijalu (7,8). Ova metoda temelji se na pregledu medijalnog dijela navedenoga rebra. U mladih osoba sternalni kraj četvrtog desnog rebra ima pravilni zaobljeni rub obrubljen koštanim slojem. Medijalna površina rebra je valovita bez formiranih jamica. S vremenom zaobljeni rub zgloba poprima zupčastu strukturu i pojavljuje se jama na površini. Kako stijenke postaju tanje jama se širi i na njenoj površini počinju se stvarati glatke naslage nalik na ploču. U starijoj dobi vidljivi su oštri i nepravilni rubovi, sama jama postaje plića te su vidljivi noduli na rubu i dnu jame. Također, vidljivo je propadanje kosti odnosno kost postaje porozna i lako lomljiva (36).

Druge metode koje se mogu rabiti za procjenu dobi jesu stupanj degenerativne promjene na zglobovima, na hvatištima mišićnog tkiva, promjene na kralježnici, izgled nepčane kosti i palatinskih i lubanjskih šavova (1,37–40).

### **1.3. Metode procjene dobi pregledom ključne kosti**

Ključna kost ili klavikula duga je, parna kost u obliku slova S. Nalazi se između prsne kosti i lopatice u gornjem djelu prsnog koša poviše prvog rebra. Medijalni kraj ključne kosti povezuje zglobnu površinu za uzglobljivanje s prsnom kosti, a lateralni kraj ključne kosti povezuje zglobnu površinu za uzglobljivanje putem acromioclavicularnog ligamenta s vrhom lopatice (lat. *acromion*). Gornja je površina ključne kosti glatka, dok se odozdo nalaze hvatišta mišića i ligamenata (41). Kost se može podijeliti na tri dijela: epifiza, dijafiza, metafiza. Epifize se nalaze na krajevima kostiju, to su zadebljani dijelovi kosti, a središnji dio je dijafiza, šuplja je i ispunjena koštanom srži. Metafiza se nalazi između epifize i dijafize. Kost se sastoji od dvaju vrsta koštanog tkiva, kompaktnoga i spužvastog (42).

Rast svake kosti završava srastanjem epifize s dijafizom pa stupanj srastanja epifize i dijafize može biti pokazatelj doživljene dobi osobe. U prosjeku ženama započinje srastanje epifiza s dijafizama dvije do tri godine ranije nego muškarcima. Upravo zbog činjenice da različite kosti započinju i završavaju svoje srastanje u različito vrijeme, one mogu poslužiti kao pokazatelj dobi pojedinca (1).

Provedena su različita istraživanja na ključnoj kosti za procjenu dobi osobe na temelju srastanja epifize s dijafizom. Određena istraživanja provedena su na suhoj ključnoj kosti te su rezultati pokazali da je raspon maksimalne dobi kada nema srastanja epifize s dijafizom od 18. do 24. godine, djelomično srastanje epifize s dijafizom odvija se između 17. i 30. godine, a utvrđeno je da potpuno srastanje epifize s dijafizom najranije nastupa u 19. godini (34,43–46). Druga istraživanja koja su provedena na snimkama računalne tomografije (eng. *computed tomography* - CT) pokazala su da je najstarija dob osoba koje imaju nesrasle epifize s dijafizom u rasponu od 20. do 22. godine; djelomično srastanje epifize s dijafizom odvija se između 15. i 36. godine, a najmlađa dob osoba koje imaju potpuno srasle epifize s dijafizom je 20. godina (47–49). Provedena su i istraživanja na radiografskim snimkama, najstarija dob osoba koje imaju nesraslu epifizu s dijafizom je od 21. do 24. godine, djelomično srastanje epifize s dijafizom odvija se od 16. do 30. godine, najmlađa dob osoba koje imaju potpuno srasle epifize s dijafizom je 18. godina (50,51).

Početak srastanja epifize ključne kosti popraćen je početkom srastanja drugih epifiza, no sve ostale epifize završavaju svoje srastanje prije ključne kosti, što daje veliki značaj pri procjeni dobi osobe na temelju koštanih elemenata (44). Stoga, ako epifiza i dijafiza ključne kosti nije srasla, a svi drugi elementi jesu, to upućuje da se radi o mladoj odrasloj osobi (obično do 30 godina), a ako je epifiza srasla to može biti pokazatelj da se radi o starijoj osobi.

### **1.3.1. Metode određivanja stupnja srastanja epifize s dijafizom na ključnoj kosti**

Stupanj srašćavanja ključne kosti može se ocjenjivati na različitim medijima, i to pregledom:

- suhe ključne kosti (34,45,52)
- CT snimki ključne kosti (24)
- radiografskih snimki ključne kosti (24)
- ultrazvučnih snimki ključne kosti (53).

#### **1.3.1.1. Pregled suhe ključne kosti**

Pregled suhe ključne kosti temelji se na pregledu medijalnog dijela ključne kosti, odnosno ocjenjivanju stupnja srastanja epifize s dijafizom. Postoji više sustava po kojima se određuje stupanj srastanja epifize s dijafizom (34,45,52):

- Peterofazni sustav:
  - 1) bez srastanja
  - 2) početno srastanje
  - 3) aktivno srastanje
  - 4) nedavno srastanje
  - 5) sraslo (34)
- Četverofazni sustav:
  - 1) bez srastanja
  - 2) početno srastanje
  - 3) nedavno srastanje s vidljivijom linijom srašćavanja
  - 4) sraslo (52)
- Trofazni sustav:
  - 1) bez srastanja
  - 2) srastanje
  - 3) sraslo (45).

### **1.3.1.2. CT snimke ključne kosti**

Za određivanje stupnja srastanja epifize i dijafize medijalnog dijela ključne kosti s pomoću CT snimaka uporabom peterofaznoga sustava razmatra se sljedeće (54):

- 1) središte okoštavanja nije okoštalo
- 2) središte okoštavanja okoštalo, ali epifizna hrskavica nije okoštala
- 3) epifizna hrskavica djelomično okoštala
- 4) epifizna hrskavica potpuno okoštala, ali je vidljiva linija sraštavanja
- 5) epifizna hrskavica potpuno srasla te se linija sraštavanja više ne vidi (55).

Prednosti CT snimki pri određivanja stupnja srastanja jesu tanki presjeci, visoka rezolucija i dobivanje trodimenzijske snimke (56–60), za razliku od radiografske snimke koja je dvodimenzijska te je potrebno osobu snimiti iz više kutova (54,55).

### **1.3.1.3. Radiografske snimke ključne kosti**

Za procjena stupnja srastanja epifize i dijafize medijalnog dijela ključne kosti s pomoću radiografskih snimki, primjenjuje se peterofazni sustav isti kao i za CT snimke (51,55) kako slijedi:

- 1) središte okoštavanja nije okoštalo
- 2) središte okoštavanja okoštalo, ali epifizna hrskavica nije okoštala
- 3) epifizna hrskavica djelomično okoštala
- 4) epifizna hrskavica potpuno okoštala ali vidljiva linija sraštavanja
- 5) epifizna hrskavica potpuno srasla te se linija sraštavanja više ne vidi (55).

Radiografske snimke prsnog koša mogu se rabiti za procjenu dobi osobe, ali zbog posteriorno-anteriornog preklapanja može biti otežana procjena te je potrebno uzeti u obzir i bočni pregled (55).

#### 1.3.1.4. Ultrazvučna snimke ključne kosti

Za određivanje stupnja srastanja epifize s dijafizom pomoću ultrazvučne analize najčešće se rabi četverofazni sustav (43).

Četverofazni sustav za ultrazvučne analizu ključne kosti rabi sljedeće kriterije:

- 1) nema srastanja
- 2) središte okoštavanja i medijalni kraj su odvojeni
- 3) medijalni kraj ključne kosti ili se čini otkošten ili se čini da je odvojen od središta okoštavanja, ovisi o položaju sonde
- 4) medijalni kraj je konveksan na svim položajima sonde (43).

Najmlađa dob srastanja epifize s dijafizom poklapa se na radiografskim snimkama, CT snimkama i ultrazvuku, no problem ultrazvučne snimke je u tome što se vidi samo dio koštane površine (61). S pomoću ultrazvučne snimke također je teško odrediti razliku između 18. i 21. godine. Iako je pomoću ove metode moguće procijeniti dob žive osobe preporučuje se kombiniranje različitih metoda za procjenu dobi (62).

#### 1.4. Procjena dobi osoba starijih od 30 godina s pomoću ključne kosti

Ključna kost rabila se za određivanje dobi mladih osoba. Nova istraživanja (63) pokazuju da ključna kost putem morfoloških obilježja pruža više informacija i može se rabiti za procjenu dobi osoba starijih od 30. Mogu se analizirati različita morfološka obilježja:

- osnovna morfologija zglobne površine (konveksna, ravna, konkavna)
- reljef zglobne površine (gladak, hrapav)
- poroznost zglobne površine (nema, prisutna)
- prisutnost okoštalog nodula (nije prisutan, prisutan)
- morfologija ruba (tup, oštar, s uzdignućima na rubovima, s egzostozama i s koštanim izraslinama) (63).

Razlikuje se pet razdoblja morfoloških promjena na medijalnom dijelu ključne kosti:

1. Prvo razdoblje odnosi se na osobe mlađe od 25 godina. U ovom razdoblju moguće je vidjeti ključnu kost bez srašavanja i s početkom srašavanja epifize, glatku zglobnu površinu i oštar rub, nema istaknutih rubova na medijalnom dijelu ključne kosti.

2. Drugo razdoblje odnosi se na osobe od 26 do 35 godina. Kod ovih osoba vidljivo je aktivno ili nedavno srašavanje epifize, također imaju glatku zglobnu plohu i oštar rub, ali je vidljivo blago povećavanje istaknutog ruba ključne kosti.

3. Treće razdoblje odnosi se na osobe od 36 do 45 godina. Kod osoba starijih od 36 godina vidljivo je potpuno srašavanje epifize. Za ovu dob karakteristična je ravna ploha i rub zglobne plohe postaje blago tup. Povećava se istaknuti rub ključne kosti.

4. Četvrto razdoblje odnosi se na osobe od 46 do 55 godina. U ovom vremenskom intervalu i dalje je vidljiva ravna ploha, ali rub zglobne plohe je tup. Istaknut je rub ključne kosti te kod osoba starijih od 53 godine pojavljuje se noduli i egzostoze.

5. Peto razdoblje odnosi se na osobe starije od 56 godina. Površina zglobne plohe je porozna, prisutni su noduli i egzostoze, rub zglobne plohe je tup i nastale su usnice na medijalnom dijelu ključne kosti (63).

## 1.5. Primjena dubokog učenja u analizi radioloških snimaka

Obrada radioloških snimki zahtjevan je proces i zbog subjektivnosti morfoloških metoda stručnjaci mogu napraviti neželjeni propusti. Korištenje umjetnom inteligencijom, posebice strojnim učenjem i dubokim učenjem, nudi obećavajuću alternativu za smanjenje subjektivnosti u klasičnim metodama. Ovaj pristup može automatizirati, ubrzati i potencijalno smanjiti troškove analize. Nedavni pomaci u uporabi dubokih neuronskih mreža imaju potencijal za automatizaciju procjene spola te bi se vjerojatno mogle primjenjivati i za procjenu dobi pojedinca (64).

Koncept algoritma sastavljen je od konvolucijskih i skupnih slojeva, poput hijerarhije vizualnoga korteksa (65–67). Među različitim primjenama dubokog učenja, računalni vid i obrada slike ističu se svojim rezultatima. Duboke konvolucijske neuronske mreže značajno su nadmašile tradicionalne metode u zadacima kao što su detekcija objekata (68), prepoznavanje lica (69) i specifičnih obilježja lica (70) te procjena položaja glave (71). Ova postignuća ističu sposobnost dubokog učenja da identificira obrasce izravno iz slikovnoga materijala, što dovodi do performansi koje su ekvivalentne stručnjacima. To pokazuje i mogućnost primjene u forenzičkoj antropologiji, polju koje dijeli tehničke izazove s kliničkom medicinom, ali zaostaje u tehnološkom napretku. Unatoč porastu rješenja korištenjem dubokoga učenja u medicinskim slikama, njihov utjecaj na područje forenzičke antropologije znatno je manji (72). Postoji samo nekoliko primjera gdje je duboko učenje korišteno za procjenu spola. Korištene su duboke konvolucijske neuronske mreže obučene na CT snimkama lubanja te je postignuta 95 % točnost u procjeni spola (73). Slično tome, primijenjeni algoritam nadziranoga učenja na binarnim klasifikatorima postigao je u jednome istraživanju 94 % točnosti u procjeni spola iz mjera lubanje (74). Konvolucijski slojevi izvode apstrakciju informacija, iz slika koštanog materijala, dok skup slojeva, poput vizualno složenih ćelija, smanjuje dimenzionalnost podataka i time olakšava njihovu obradu (75). Radiološki postupci poput postmortem CT skeniranja postali su sastavni dio forenzičke antropologije, posebno u identifikaciji žrtava katastrofe (76).



## **2. CILJ RADA I HIPOTEZE**

Cilj ovog istraživanja bio je procijeniti mogućnost klasifikacije osoba na mlađe i starije od 30 godina na temelju CT snimki medijalnog dijela ključne kosti s pomoću računalne analize slike.

### **HIPOTEZE:**

1. Slike ključne kosti grupirat će se po različitim dobnim skupinama, ali ne i po spolu.
2. Računalnom analizom slike moći će razdvojiti osobe na mlađe i starije od 30 godina s pomoću CT snimki medijalnog dijela ključne kosti.

### 3. MATERIJALI I METODE

#### 3.1. Materijali

Za klasifikaciju osoba na mlade i starije od 30 godina korištene su MSCT snimke toraksa i abdomena pacijenata iz KBC-a Split snimljene s debljinom sloja  $\leq 1,5$  mm. Pacijenti čije su snimke korištene su punoljetne osobe koje nisu imale traume na ključnoj kosti ili bolesti koje bi promijenile strukturu ključne kosti. Osobe su bile snimljene na uređajima Siemens Somatom Definition AS 128 (Siemens AG Medical Solutions, Erlangen, Njemačka) i Philips Ingenuity CT. Korištene su snimke rekonstruirane konvolucijskim kernelom za meko tkivo.

Provedba istraživanja odobrena je odlukom Etičkoga povjerenstva Sveučilišnoga odjela za forenzične znanosti Sveučilišta u Splitu (Klasa: 024-04/17-03/00026; UR: 2181-227-05-12-17-0003) i KBC-a Split (Klasa: 500-03/17-01/56; UR: 2181-147-01/06/M.S.-17-2).

#### 3.2. Metode

Odabrane snimke obrađene su unutar programa OsiriX MD 12.0 (Švicarska) sljedećim postupkom:

- otvorene su s pomoću alata za trodimenzijsko prikazivanje volumena (eng. *3D volume rendering* – 3D VRT), gdje je lijeva ključna kost izrezana od ostatka koštano-tkičnih elemenata te postavljena medijalno kako bi se mogla vidjeti površina epifize
- potom je snimka otvorena alatom za trodimenzijsko prikazivanje površine (eng. *3D surface rendering*), gdje je vizualizirana na 250 ili 300 piksela.
- prikazi su spremljeni u TIFF formatu.

Unutar programa Gimp 2.10.32 (Germany) otvorene su sačuvane slike ključnih kostiju te su sve obrezane na veličinu 700 x 700 px.

Uzorak od 205 slika podijeljen je na podatkovnu skupinu za učenje (eng. *training set*) od 165 slika i testiranje (eng. *testing set*) modela od 40 slika te su spremljene u zasebne mape na računalu. Uzorak za učenje sadržavao je jednak broj slika muškaraca i žena, dok je testni uzorak stratificiran prema spolu i dobnim skupinama. Kako bi se u istraživanju moglo objektivno ocijeniti i usporediti učinkovitost različitih algoritama i modela, primijenjena je peterostruka poprečna provjera tj. krosvalidacija (eng. *5-fold cross-validation*). To je tehnika u strojnome učenju u kojemu se podatkovna skupina za učenje podijeli na pet dijelova, pri čemu se četiri rabe za učenje, a peti dio za testiranje te se postupak ponavlja pet puta.

Slike su učitane u Orange Data Mining 3.32.0 (Ljubljana, Slovenija) (77), program za vizualno programiranje i analizu podataka. Za analizu slike u programu se mogu primijeniti prethodno uvježbane neuronske mreže, kojima se može koristiti na manjem skupu novih podataka na kojemu te mreže nisu uvježbane kako bi se sa slika izdvojile relevantne značajke (eng. *feature extraction*). Program omogućuje uporabu nekoliko takvih neuronskih mreža iz *Pythonove Keras* biblioteke, koje se u programskom sučelju naziva *Image Embedding*.

Primjenom ovih alata iz svake se slike izdvajaju vektorske značajke koje se potom mogu analizirati kao bilo koje druge kontinuirane varijable (78). U ovom istraživanju su testirane sve neuronske mreže dostupne u navedenom alatu:

- *SqueezeNet*: Mali i brzi model za prepoznavanje slika obučen na *ImageNet* (79).
- *Inception v3*: Googleov model *Inception v3* obučen na *ImageNet* (80).
- *VGG-16*: 16-slojni model prepoznavanja slike obučen na *ImageNet* (81).
- *VGG-19*: 19-slojni model prepoznavanja slike obučen na *ImageNet* (81).
- *Painters*: Model osposobljen za identificiranje slikara na temelju slika umjetnina (82).
- *DeepLoc*: Model osposobljen za analizu slika stanica kvasca (83).

Najbolje rezultate pokazao je *Painters*. *Painters* je neuronska mreža obučena na 79 433 slike od 1584 različita umjetnika (82). Za ugradnju je potrebna aktivacija preposljednjeg sloja mreže. Uporabom ovoga alata iz 205 slika dobiveno je 2047 značajki.

### **3.2.1. Eksploracijska analiza podataka**

Eksploracijska analiza podataka provedena je s pomoću analize temeljnih sastavnica (eng. *Principal component analysis* - PCA) i primjene metode lakta. Ova metoda omogućuje uočiti pravilnosti među podatcima i mogu li se slike ključnih kostiju grupirati prema spolu ili dobi.

## 3.2.2. Treniranje modela za klasifikaciju osoba najmlađe i starije od 30 godina

### 3.2.2.1. Predobradba i sažimanje podataka

Sažimanje podataka provedeno je uporabom transformacije podataka na temeljne sastavnice te je na krosvalidacijskome uzorku ispitano koliko sastavnica daje najveću točnost klasifikacije uz graničnu vrijednost od 30 godina. Ispitano je osam sastavnica koji objašnjavaju od 50 % do 90 % varijance.

### 3.2.2.2. Odabir klasifikacijskih modela na temelju krosvalidacijskih uzoraka

Na krosvalidacijskom uzorku ispitani su sljedeći modeli:

- Metoda potpunih vektora (eng. *Support vector machine* - SVM (84))
- Neutralni mrežni identitet SGD (eng. *Neutral Network Identity* SGD –NNI – SGD (85))
- Logistička regresija (eng. *Logistic Regression* - LR (86))
- Stohastički gradijent pada (eng. *Stochastic Gradient Descent* – SGD (87))
- Naivni Bayes (eng. *Naive Bayes* (88))
- Algoritam k-najbližih susjeda (eng. *k-Nearest Neighbors Algorithm* – kNN (89))
- Stablo (eng. *Tree* (90))
- Pojačavanje gradijenta (eng. *Gradient Boosting* (91))
- Algoritam nasumične šume (eng. *Random Forest* (92))
- Prilagodljivo pojačanje (eng. *Adaptiv Boosting, AdaBoost* (93)).

Za sve navedene klasifikacijske algoritme korištene su zadane postavke za ugadanje (eng. *tuning parameters*). Odabrani su algoritmi koji daju rezultate veće od 80 % te su ispitani njihovi parametri točnosti na krosvalidacijskom i nezavisnom testnom uzorku.

Ispitane su klasifikacijske metode na temelju standardne granične vrijednosti gdje je posteriorna vjerojatnost 0,5 te na temelju posteriorne vjerojatnosti 0,95 kao kriterija za procjenu, pri čemu su uzorci s nižom razinom vjerojatnosti isključeni iz klasifikacije.

Rezultati analize predočeni su u binarnoj klasifikaciji s pomoću dvije klase koje se obično nazivaju pozitivna i negativna. U takvim situacijama, postoji mogućnost dviju vrsta pogrešaka: lažno negativna (kada se predviđa negativna klasa, a stvarna je pozitivna) i lažno pozitivna (kada se predviđa pozitivna klasa, a stvarna je negativna). Za procjenu učinkovitosti klasifikacijskih modela, izrađene su matrice zabune te izračunati broj stvarno pozitivnih (eng.

*true positive* - TP), lažno pozitivnih (eng. *false positive* - FP), stvarno negativnih (eng. *true negative* TN) i lažno negativnih (eng. *false negative* - FN) rezultata. U ovom slučaju, osobe mlađe od 30 godina označene su kao pozitivna (eng. *positive* – P) klasa, dok su osobe starije od 30 označen kao negativna (eng. *negative* - N) klasa. Koristeći se tim parametrima, izračunani su osnovni pokazatelji klasifikacijskih modela na krosvalidacijskome i testnome skupu (Tablica 1): točnost, osjetljivost, specifičnost, pozitivna vrijednost predviđanja (eng. *Positive Predictive Value* – PPV) i negativna vrijednost predviđanja (eng. *Negative Predictive Value* - NPV).

Tablica 1. Formule za izračunavanje osnovnih pokazatelja klasifikacijskih modela.

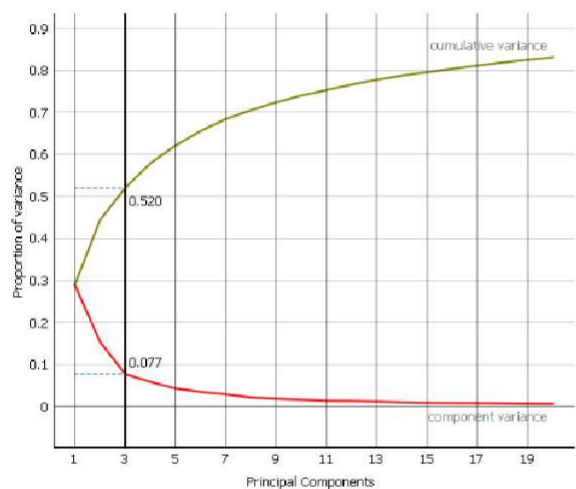
|  |  |
|--|--|
| Točnost  | $\frac{\text{ukupni broj osoba točno klasificiran u dobnu kategoriju}}{\text{ukupan broj osoba}}$  |
| Osjetljivost                                       | $\frac{\text{ukupan broj točno klasificiranih osoba mlađih od 30 god.}}{\text{ukupan broj osoba mlađih od 30 god.}}$                       |
| Specifičnost                                       | $\frac{\text{ukupan broj točno klasificiranih osoba starijih od 30 god.}}{\text{ukupan broj osoba starijih od 30 god.}}$                   |
| Pozitivna vrijednost predviđanja (preciznost, PPV) | $\frac{\text{ukupan broj točno klasificiranih osoba mlađih od 30 god.}}{\text{ukupan broj osoba klasificiranih kao mlađi od 30 god.}}$     |
| Negativna vrijednost predviđanja (NPV)             | $\frac{\text{ukupan broj točno klasificiranih osoba starijih od 30 god.}}{\text{ukupan broj osoba klasificiranih kao stariji od 30 god.}}$ |

Identifikacija potencijalnih uzoraka pogrešne klasifikacije provedena je vizualnom analizom na temelju antropoloških obilježja (45,63,94,95). Netočno klasificirane slike su izdvojene u programu Orange alatom *Image viewer*.

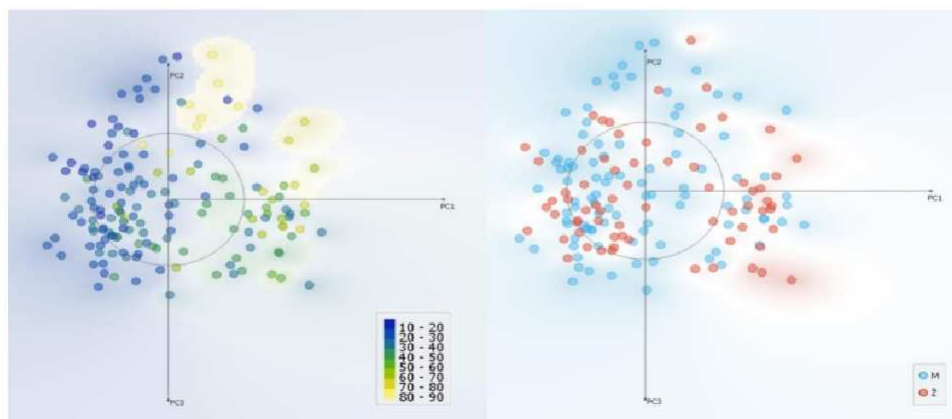
## 4. REZULTATI

### 4.1. Eksploracijska analiza podataka

Provedbom analize temeljnih sastavnica (PCA) i primjenom metode lakta pokazan je optimalan broj sastavnica koji opisuju značajan dio varijancije tri (Grafikon 1). Sastavnice kumulativno objašnjavaju 52 % varijancije, pri čemu prva temeljna sastavnica (PC1) objašnjava 28,9 %, druga (PC2) 15,4 %, a treća (PC3) 7,7 %.

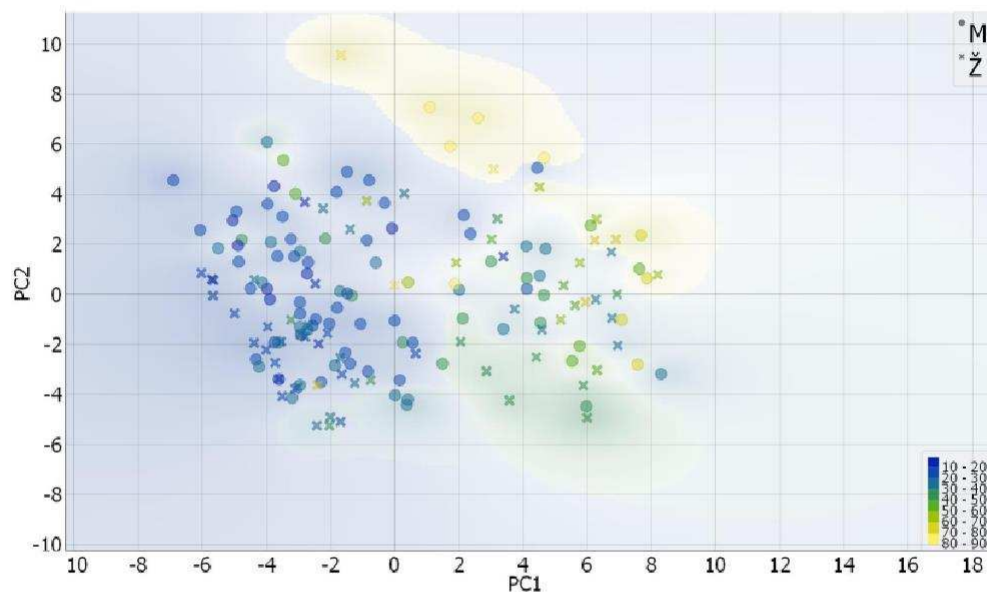


Grafikon 1. Određivanje optimalnoga broja temeljnih sastavnica metodom lakta.



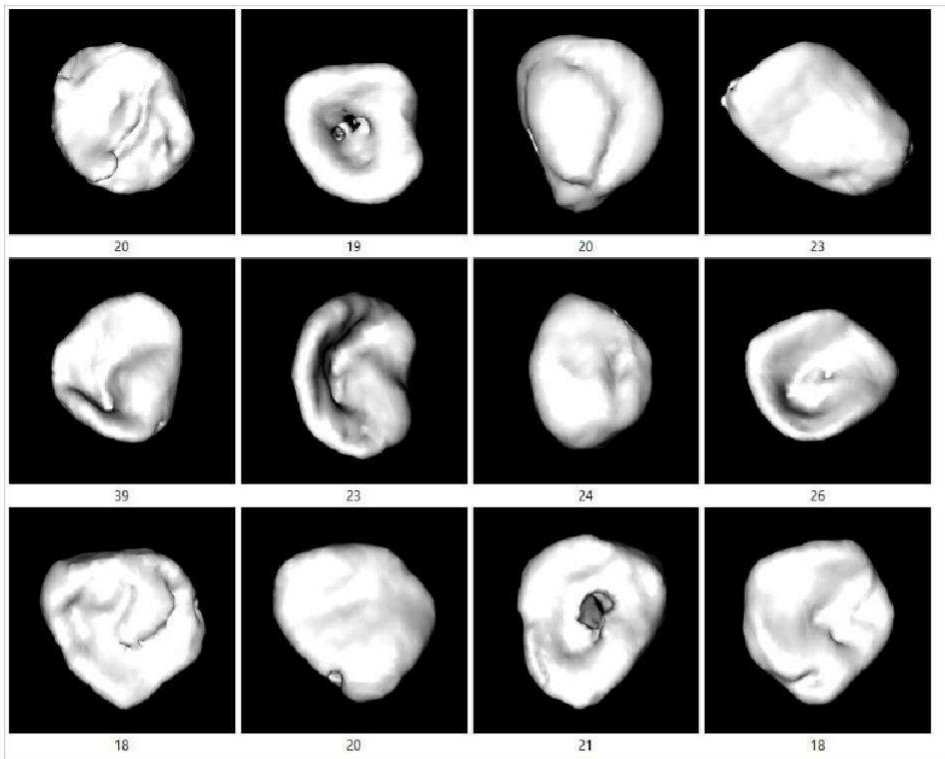
Grafikon 2. Linearna projekcija prvih triju temeljnih sastavnica u odnosu na dob i spol.

Grafikon 2. prikazuje linearnu projekciju triju navedenih sastavnica ovisno o dobnoj i spolnoj strukturi. Unatoč određenoj razini preklapanja, gledajući ukupno, vidljivo je grupiranje osoba mlađih dobnih kategorija (označenim nijansama plave boje) te grupiranje osoba starije životne dobi (označeno nijansama žute i zelene). S druge strane, nisu zapažene veće pravilnosti u razdiobi na temelju spola (Grafikon 2, desno).

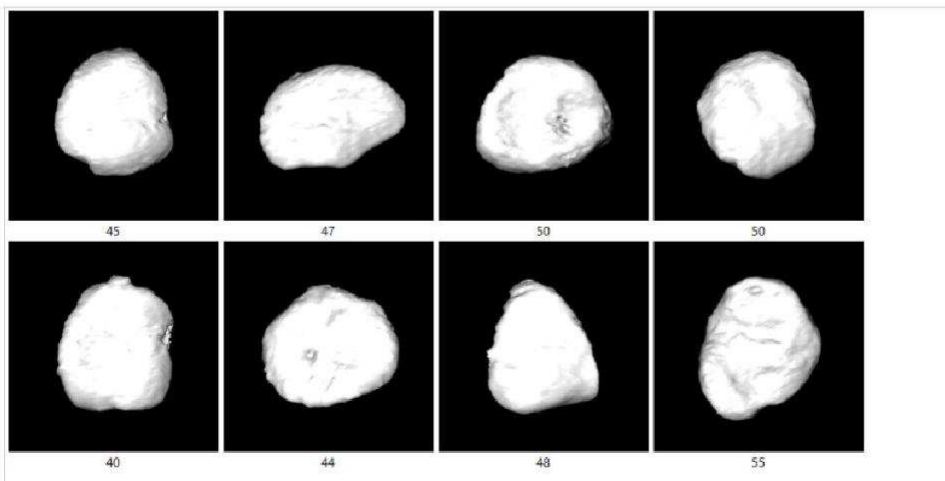


Grafikon 3. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC2.

Gledajući zasebno prve dvije sastavnice vidljivo je grupiranje određenih kategorija (Grafikon 3), pri čemu je većina mlađih osoba (mlađih od 30 i 40 godina) bila grupirana u drugome i trećem kvadrantu, dok su starije osobe većinom nalazile u prvome i četvrtome kvadrantu. Unutar toga, vidljivo je zasebno grupiranje nekolicine osoba starijih od 80 godina (označenih žutom) i osoba između 40 i 55 godina (označenih nijansama zelene) u četvrtome kvadrantu. Na Slici 1. prikazan je primjer izgleda ključnih kostiju koje se nalaze na krajnjoj lijevoj strani Grafikona 3, pri čemu je vidljivo nepotpuno srašćavanje epifiza, odnosno tragovi nedavnog srašćavanja u određenih osoba, dok je u drugim slučajevima izražena valovitost površine. Slika 2 prikazuje grupirane ključne kosti osoba od 40 do 55 godina na kojima je vidljiva poroznost i blage patološke promjene. Izražene degenerativne promjene vidljive su u grupi ključnih kostiju osoba starijih od 80 godina (Slika 3).

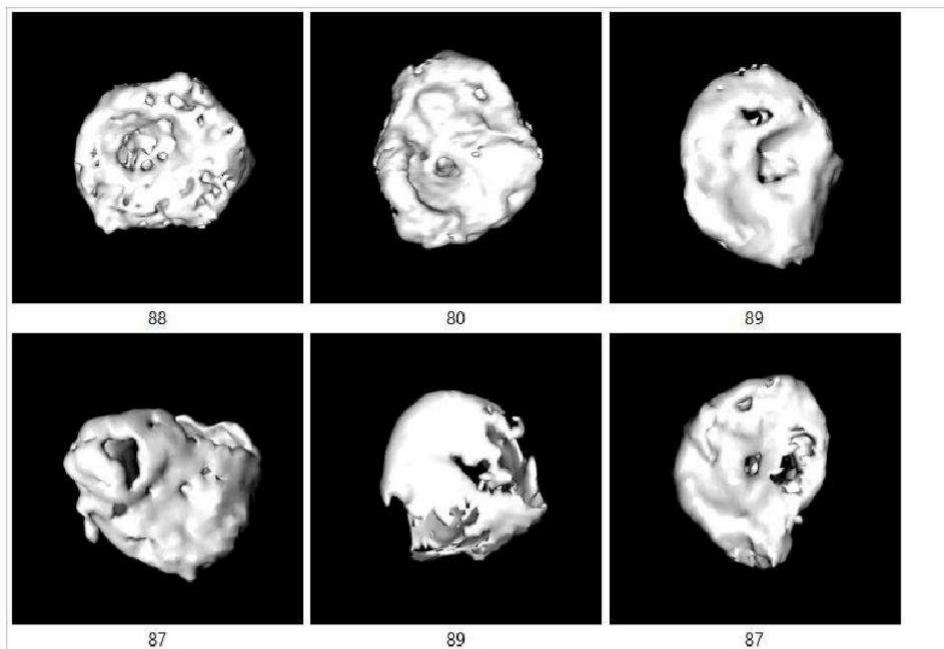


Slika 1. Primjeri ključnih kostiju mladih osoba koje se nalaze na krajnjoj lijevoj strani Grafikona 3.



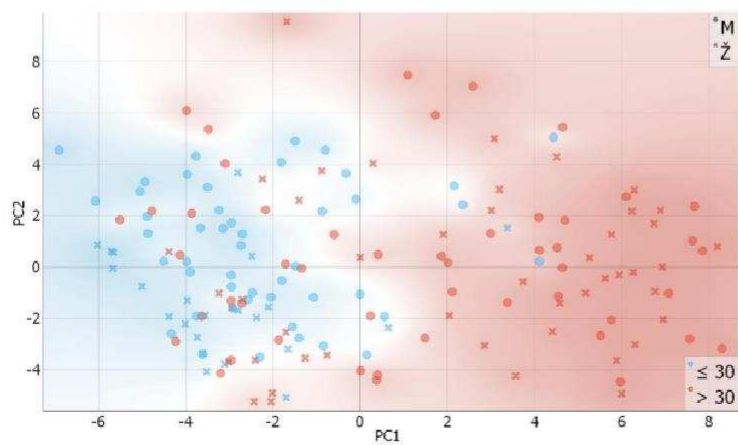
Slika 2. Primjeri grupiranih ključnih kostiju osoba 40-55 godina na Grafikonu 3.



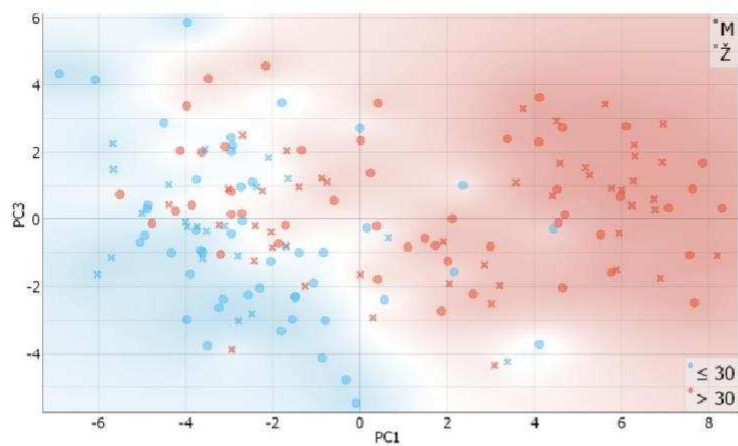


Slika 3. Primjeri grupiranih ključnih kostiju osoba starijih od 80 godina na Grafikonu 3.

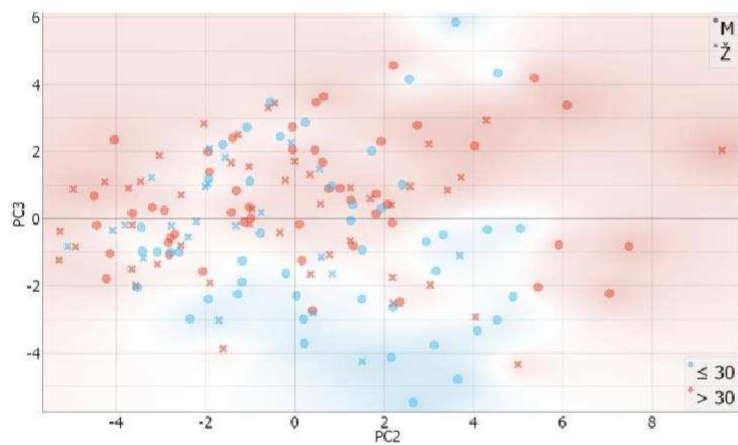
Pojedinačnom analizom kombinacija triju navedenih sastavnica (PC1, PC2, PC3) (Grafikoni 4-6) u odnosu na graničnu dob od 30 godina vidljiva je određena razina razdvajanja ključnih kostiju, pri čemu je također utjecaj spola blago izražen.



Grafikon 4. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC2.



Grafikon 5. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC3.



Grafikon 6. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC2 i PC3.

## 4.2. Treniranje modela za klasifikaciju dobi na starije i mlađe od 30 godina

### 4.2.1. Predobradba i sažimanje podataka

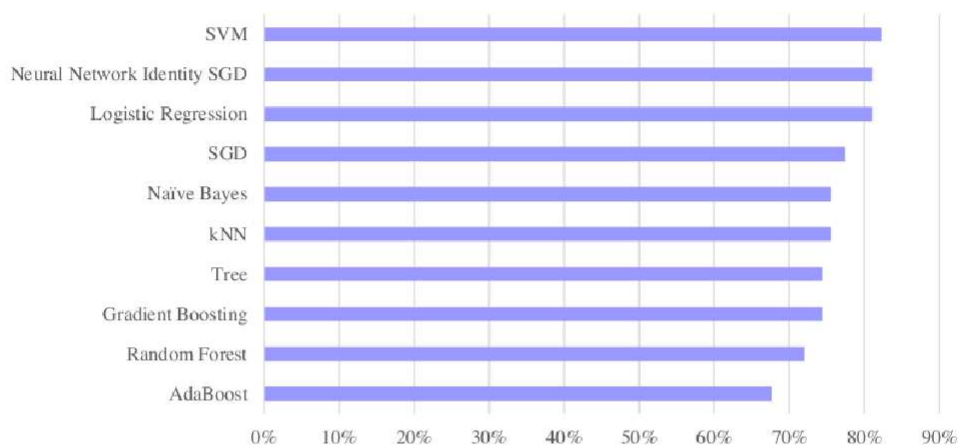
Sažimanje podataka provedeno je uporabom transformacije podataka na temeljne sastavnice te je na krosvalidacijskome uzorku ispitano koliko sastavnica daje najveću točnost klasifikacije uz graničnu vrijednost od 30 godina. Tablica 2. pokazuje broj sastavnica, postotak varijancije koje objašnjavaju i raspon točnosti deset klasifikacijskih modela koji su razmatrani u istraživanju. Na temelju navedenih rezultata, 2047 značajaka sažeto je u osam temeljnih sastavnica jer daju najveći raspon točnosti, od 0,677 do 0,823.

Tablica 2. Točnost klasifikacijskoga modela u odnosu na broj temeljnih sastavnica.

| Broj sastavnica | % varijancije | Raspon točnosti klasifikacije |
|-----------------|---------------|-------------------------------|
| <b>3</b>        | 52            | 0,634 – 0,762                 |
| <b>5</b>        | 62            | 0,622 – 0,762                 |
| <b>8</b>        | 70            | 0,677 – 0,823                 |
| <b>16</b>       | 80            | 0,689 – 0,793                 |
| <b>39</b>       | 90            | 0,610 – 0,750                 |

#### 4.2.2. Odabir klasifikacijskih modela na temelju krosvalidacije

Ukupna točnost klasifikacijskih algoritama kretala se od 67,7 % za algoritam Prilagodljivo pojačanje do 82,3 % za SVM (Grafikon 7). Za daljnje analize odabrana su još dva algoritma čije je točnost prelazila 80 %: LR (81,1 %) i NNI - SGD (81,1 %).



Grafikon 7. Točnost klasifikacijskih algoritama na krosvalidacijskome uzorku.

### 4.2.3. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti 0,5

Učinkovitost modela detaljnije je analizirana za odabrane modele uz standardnu graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti (pp) od 0,5. Matrice zabune za navedene modele prikazane su u Tablicama 3 do 5.

Tablica 3. Matrica zabune za SVM na krosvalidacijskome uzorku uz pp = 0,5.

|                          |      | Stvarna kategorija |     |     |
|--------------------------|------|--------------------|-----|-----|
|                          |      | ≤ 30               | >30 | Σ   |
| Klasificirana kategorija | ≤ 30 | 53                 | 13  | 66  |
|                          | >30  | 16                 | 82  | 98  |
| Σ                        |      | 69                 | 95  | 164 |

Tablica 4. Matrica zabune za LR na krosvalidacijskome uzorku uz pp = 0,5.

|                          |      | Stvarna kategorija |     |     |
|--------------------------|------|--------------------|-----|-----|
|                          |      | ≤ 30               | >30 | Σ   |
| Klasificirana kategorija | ≤ 30 | 52                 | 14  | 66  |
|                          | >30  | 17                 | 81  | 98  |
| Σ                        |      | 69                 | 95  | 164 |

Tablica 5. Matrica zabune za NNI - SGD na krosvalidacijskome uzorku uz pp = 0,5.

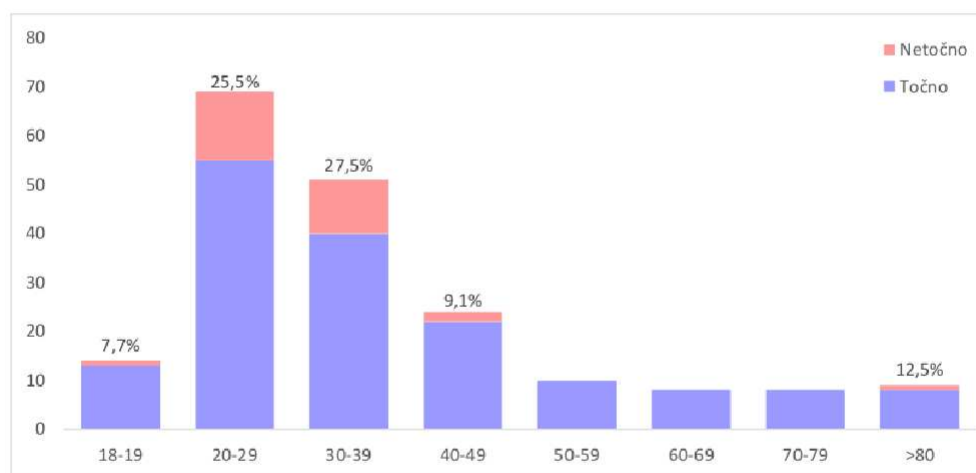
|                          |      | Stvarna kategorija |     |     |
|--------------------------|------|--------------------|-----|-----|
|                          |      | ≤ 30               | >30 | Σ   |
| Klasificirana kategorija | ≤ 30 | 53                 | 15  | 68  |
|                          | >30  | 16                 | 80  | 96  |
| Σ                        |      | 69                 | 95  | 164 |

Među odabranim klasifikatorima, najveća je točnost ostvarena sa SVM-om te je pritom postignuta i najveća ravnoteža između PPV i NPV, a LR i NNI - SGD imale su jednaku točnost klasifikacije (Tablica 6).

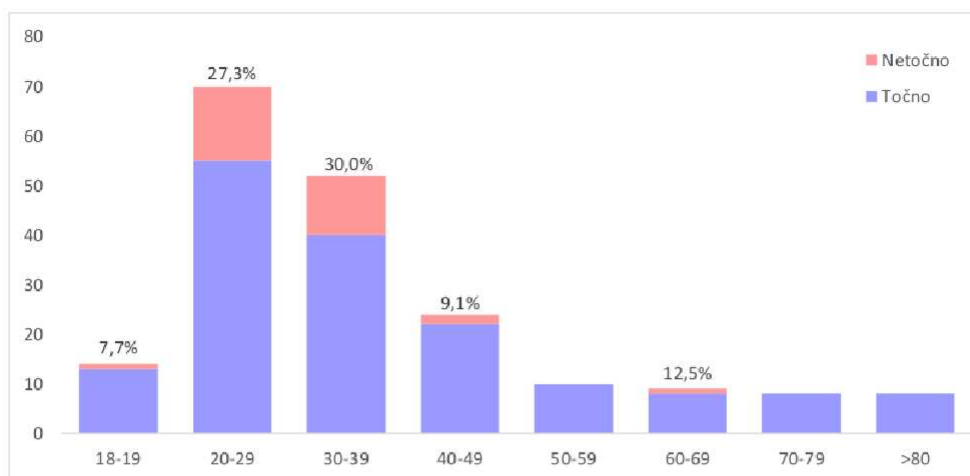
Tablica 6. Klasifikacijska svojstva modela na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

| Model     | Točnost (%) | Osjetljivost (%) | Specifičnost (%) | PPV (%) | NPV (%) |
|-----------|-------------|------------------|------------------|---------|---------|
| SVM       | 82,32       | 76,81            | 86,32            | 80,30   | 83,67   |
| LR        | 81,10       | 75,36            | 85,26            | 78,79   | 82,65   |
| NNI - SGD | 81,10       | 76,81            | 84,21            | 77,94   | 83,33   |

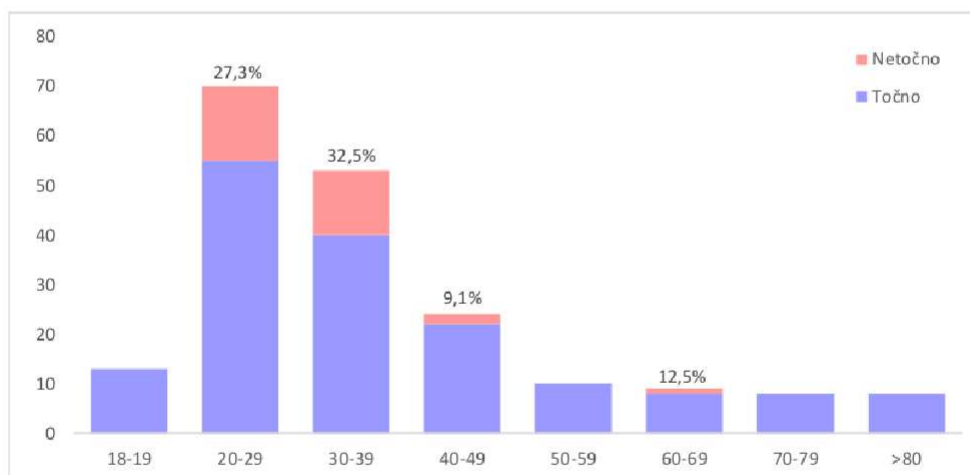
Histogrami (Grafikoni od 8 do 10) prikazuju udio netočno klasificiranih ključnih kostiju u odnosu na dob. U svim je slučajevima vidljivo da je najviše netočno klasificiranih u kategoriji dobi od 20 do 39 godina, odnosno oko granične vrijednosti. Taj je udio znatno manji u osoba mlađih od 20 godina, dok je najmanji u osoba starijih od 50 godina.



Grafikon 8. SVM - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .



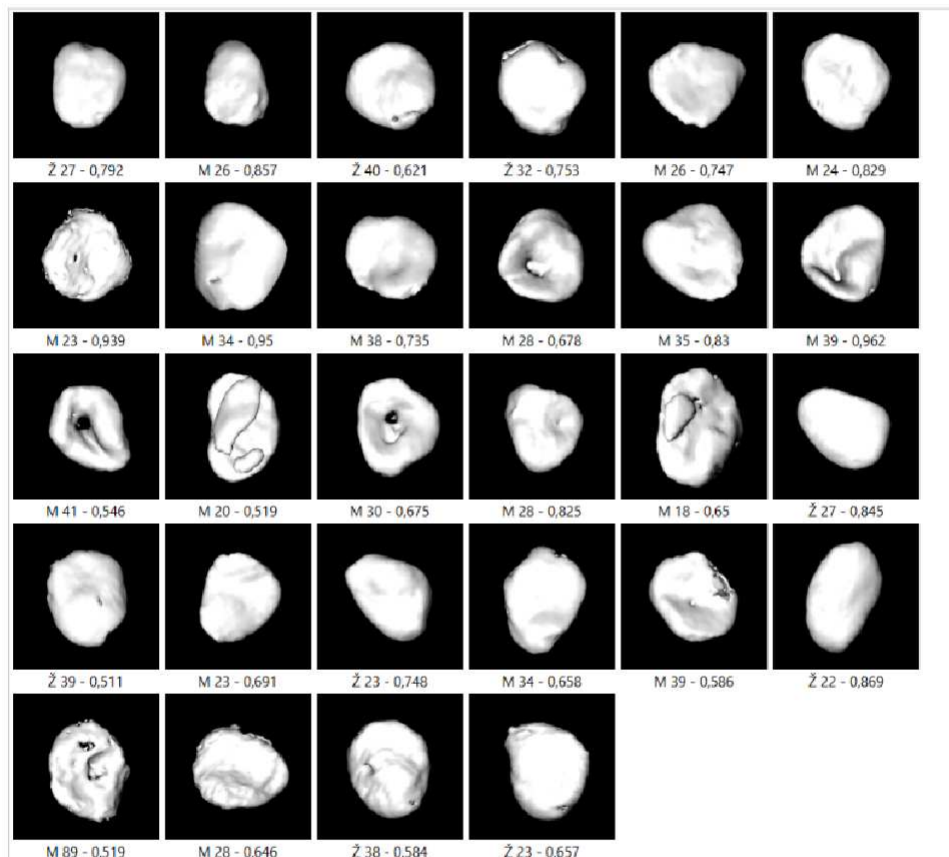
Grafikon 9. LR - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .



Grafikon 10. NNI - SGD - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

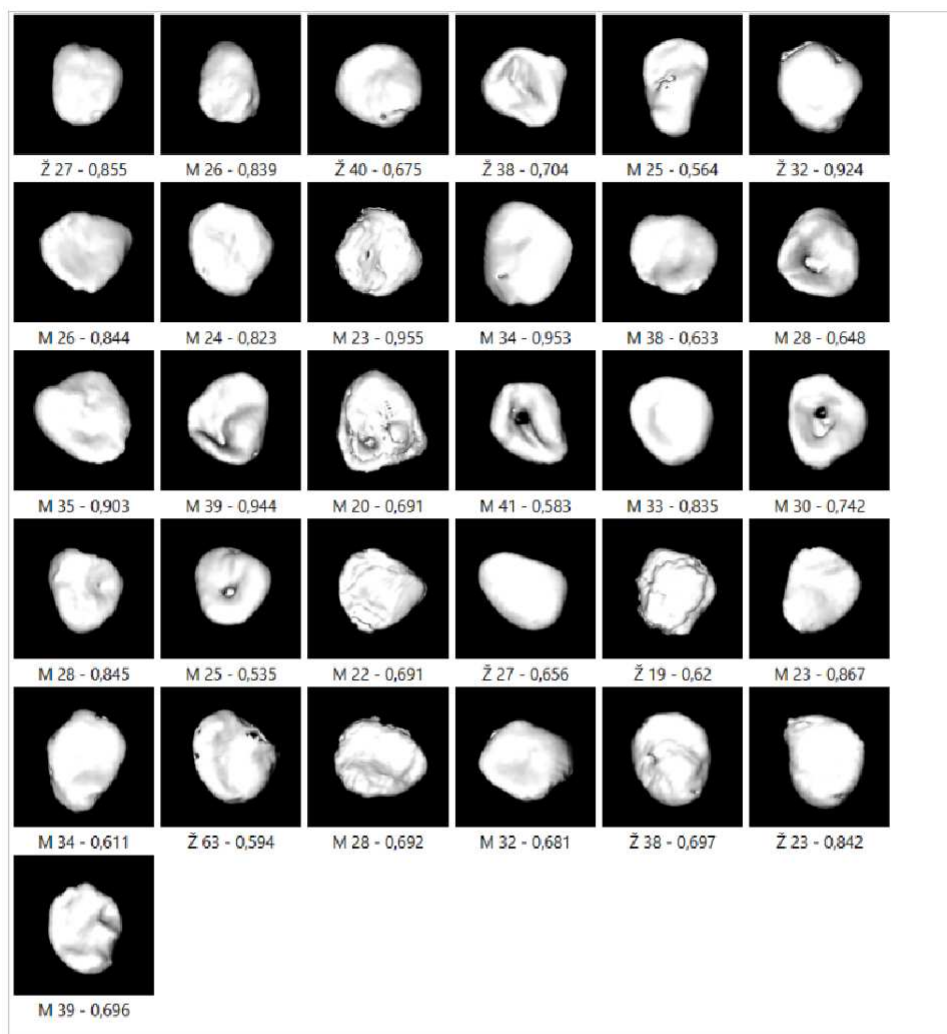
Slike 4 do 6 pokazuju netočno klasificirane ključne kosti navedenim modelima, uključujući podatke o spolu i dobi osobe te posteriornu vjerojatnost na temelju koje je ta osoba svrstana u pojedinu kategoriju. Na slici 4 u nekih muškaraca starije dobne kategorije (39 i 89 godina) vidljivi su noduli i konkavni dijelovi zglobe površine koji uzrokuju konturiranje zglobne površine sjenom nalik na tragove sraštavanje epifize, dok na jednoj kosti mlađega muškaraca

(23 godine) zglobna površina izgleda porozno i hrapavo. S druge strane, većina ključnih kostiju ima ravnu plohu s nekarakterističnom površinom. Na slici 5 u žene (19 godina) vidljiva je epifiza, ali s nepravilnim rubovima koji izgledaju hrapavi. Na slikama 5 i 6 u dvoje mladih muškaraca (20 i 23 godine) vidljivi su tragovi sraštanja epifize nepravilnih rubova koji izgledaju blago porozno i hrapavo, a u dvoje muškaraca (30 i 41 godine) i u žene (63 godine) vidljive su rupe u zglobnoj površini.

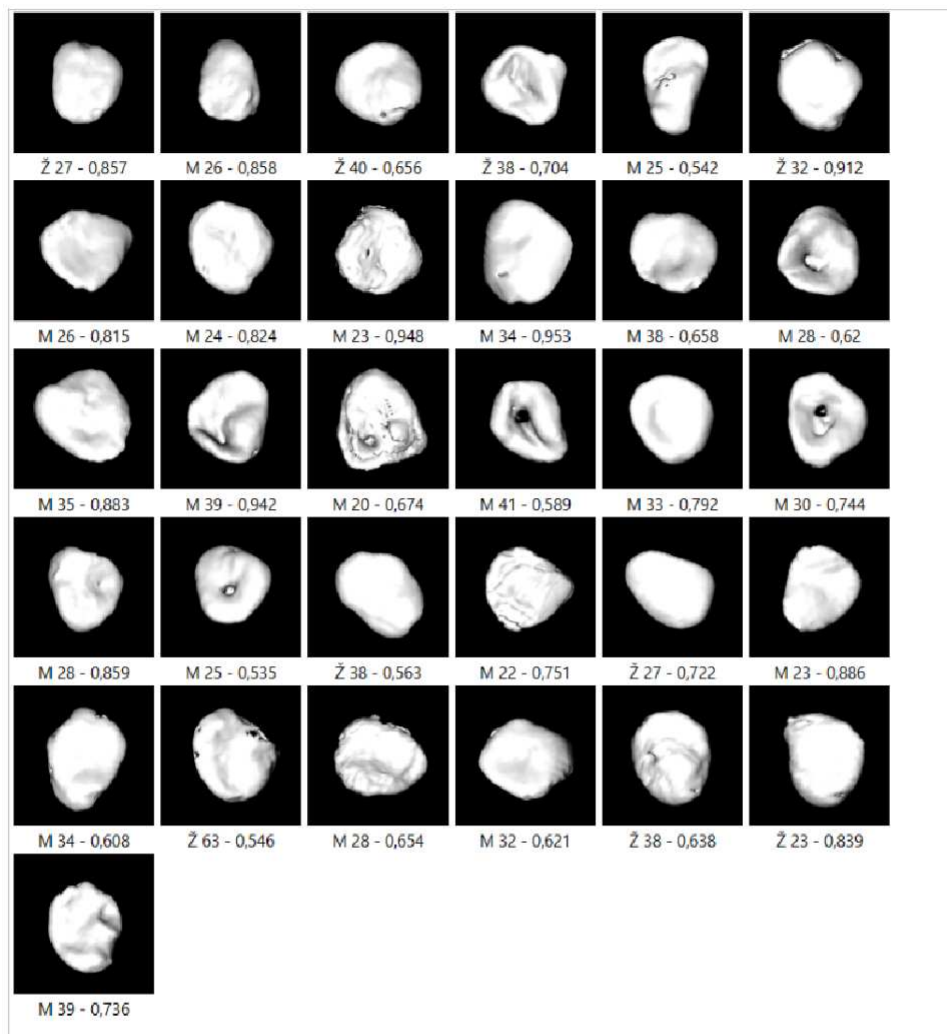


Slika 4. SVM - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .





Slika 5. LR - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .



Slika 6. NNI - SGD - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

#### 4.2.4. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,95

Točnost klasifikatora ispitana je i na temelju posteriorne vjerojatnosti od 0,95 kao prihvatljive granice za klasifikaciju. S pomoću LR i NNI - SGD klasificirane su 41/164 (25 %) ključnih kostiju, dok je najmanja mogućnost klasifikacije bila u SVM-u (8/164; 5,49 %). Matrice zabune za navedene modele prikazane su u Tablicama 7 - 9.

Tablica 7. Matrica zabune za SVM na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       |          |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ | $\Sigma$ |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 4                  | 1     | 5        |
|                          | $>30$     | 0                  | 4     | 4        |
| $\Sigma$                 |           | 4                  | 5     | 9        |

Tablica 8. Matrica zabune za LR na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       |          |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ | $\Sigma$ |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 12                 | 1     | 13       |
|                          | $>30$     | 1                  | 29    | 30       |
| $\Sigma$                 |           | 13                 | 30    |          |

Tablica 9. Matrica zabune za NNI - SGD na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

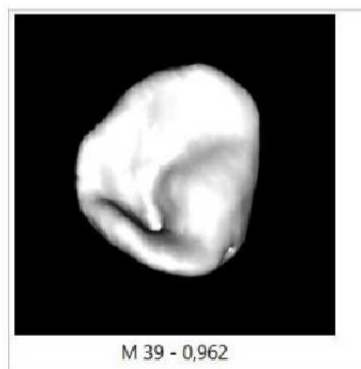
|                          |           | Stvarna kategorija |       |          |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ | $\Sigma$ |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 12                 | 1     | 13       |
|                          | $>30$     | 0                  | 28    | 28       |
| $\Sigma$                 |           | 12                 | 29    |          |

Najveća točnost klasifikacije od 97,56 %, kao i najveća ravnoteža između PPV i NPV ostvarena je s pomoću NNI - SGD (Tablica 10). LR imala je neznatno lošije pokazatelje, uz točnost od 95,35 %, dok su najniži stupnjevi točnosti od 85,71 % ostvareni u SVM-om.

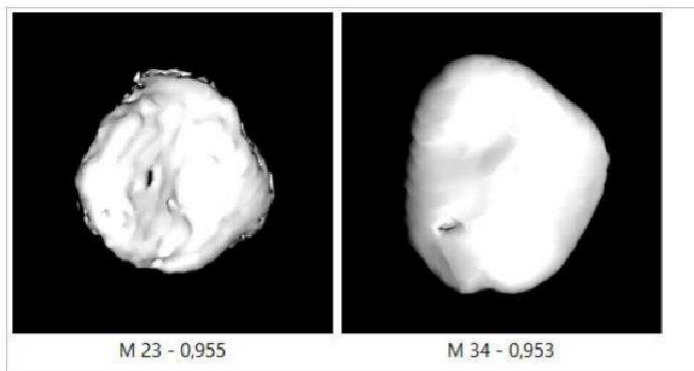
Tablica 10. Klasifikacijska svojstva modela na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

| Model            | Udio<br>klasificiranih<br>(n, %) | Točnost<br>(%) | Osjetljivost<br>(%) | Specifičnost<br>(%) | PPV<br>(%) | NPV<br>(%) |
|------------------|----------------------------------|----------------|---------------------|---------------------|------------|------------|
| <b>SVM</b>       | 8 (5,49)                         | 88,89          | 100,00              | 80,00               | 80,00      | 100,00     |
| <b>LR</b>        | 41 (25,00)                       | 95,35          | 92,31               | 96,67               | 92,31      | 96,67      |
| <b>NNI - SGD</b> | 41 (25,00)                       | 97,56          | 100,00              | 96,55               | 92,31      | 100,00     |

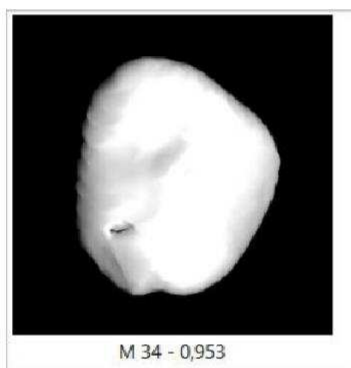
Slike od 7 do 9 pokazuju kosti koje su netočno klasificirane navedenim modelima. Na slici 7 prikazana je ključna kost muškarca (39 godina) s vidljivim nodulom i dijelovima konkavne površine koji stvaraju konturiranu sjenu na zglobnoj površini nalik na tragove sraštavanja na epifizama. Na slici 8 u jednoga muškarca (23 godine) vidljiva je površina s tragom sraštavanja epifize nepravilnih rubova i tekstura koja izgleda porozno i hrapavo. Na slikama 8 i 9 nalazi se ista ključna kost muškarca (34 godine) na kojoj je vidljiva ravna ploha s malom rupom.



Slika 7. SVM - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .



Slika 8. LR - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .



Slika 9. NNI - SGD - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

### 4.3. Klasifikacija na testnom (nezavisnome) uzorku

#### 4.3.1. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,5

Ukupna točnost klasifikacijskih algoritama uz standardnu granicu posteriorne vjerojatnosti od 0,5 na testnome uzorku kretala se od 82,5 % za SVM do 92,5 % za LR, dok je točnost klasifikacije NNI - SGD iznosila 90 % (Tablica 14). Za LR i NNI - SGD, PPV i NPV također su prelazili 90 % u svim slučajevima. Matrice zabune za navedene modele prikazane su u Tablicama 11 do 13.

Tablica 11. Matrica zabune za SVM na testnome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       | $\Sigma$ |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ |          |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 15                 | 2     | 17       |
|                          | $>30$     | 5                  | 18    | 23       |
| $\Sigma$                 |           | 20                 | 20    | 40       |

Tablica 12. Matrica zabune za LR na testnome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       | $\Sigma$ |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ |          |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 18                 | 1     | 19       |
|                          | $>30$     | 2                  | 19    | 21       |
| $\Sigma$                 |           | 20                 | 20    | 40       |

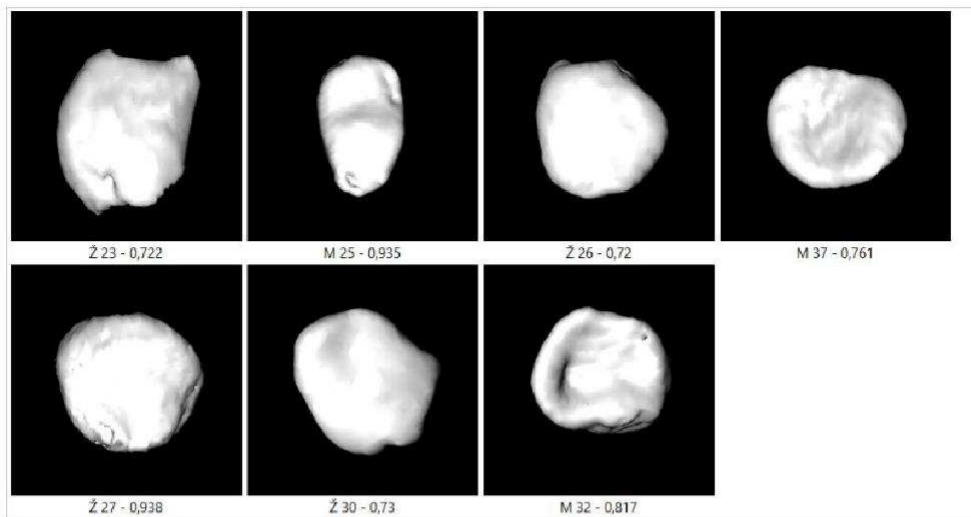
Tablica 13. Matrica zabune za NNI - SGD na testnome uzorku uz  $pp = 0,5$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       | $\Sigma$ |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ |          |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 18                 | 2     | 20       |
|                          | $>30$     | 2                  | 18    | 20       |
| $\Sigma$                 |           | 20                 | 20    | 40       |

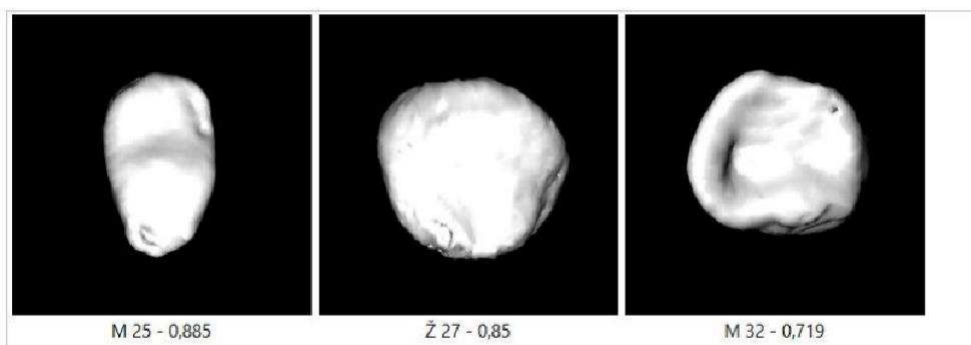
Tablica 14. Klasifikacijska svojstva modela na testnome uzorku (n = 40) uz pp = 0,5.

| <b>Model</b>     | <b>Točnost (%)</b> | <b>Osjetljivost (%)</b> | <b>Specifičnost (%)</b> | <b>PPV (%)</b> | <b>NPV (%)</b> |
|------------------|--------------------|-------------------------|-------------------------|----------------|----------------|
| <b>SVM</b>       | 82,50              | 75,00                   | 90,00                   | 88,24          | 78,26          |
| <b>LR</b>        | 92,50              | 90,00                   | 95,00                   | 94,74          | 90,48          |
| <b>NNI - SGD</b> | 90,00              | 90,00                   | 90,00                   | 90,00          | 90,00          |

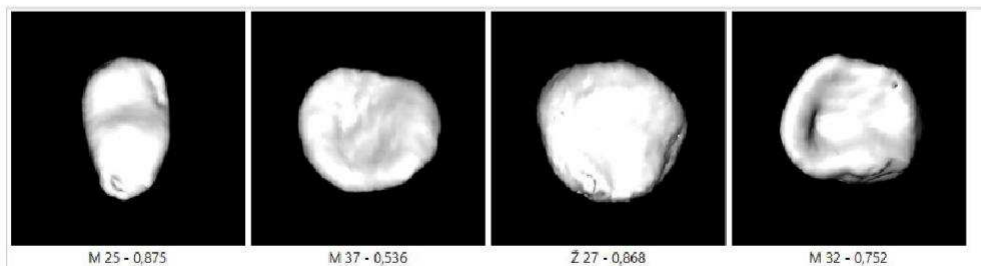
Slike 10 do 12 pokazuju netočno klasificirane ključne kosti navedenim modelima na testnome uzorku, uključujući podatke o spolu i dobi osobe te posteriornu vjerojatnost na temelju koje je ta osoba svrstana u kategoriju. SVM je imao sedam netočno klasificiranih ključnih kostiju, LR tri, a NNI - SGD četiri (Slike 10 – 12). Zanimljivo je da se u većini slučajevima radilo o istim ključnim kostima. Primjerice, dvije ključne kosti muškaraca (25 i 32 godine) i jedna ključna kost žene (27 godina) pogrešno su klasificirane svim algoritmima, uz razmjerno visoku razinu posteriorne vjerojatnosti. NNI - SGD i SVM netočno su klasificirali i jednu mušku osobu od 37 godina, pri čemu su NNI - SGD dale graničnu posteriornu vjerojatnost (0,536), dok je u SVM ona bila veća. SVM je netočno klasificirao još tri ključne kosti žena (od 23, 26 i 30 godina), pri čemu je posteriorna vjerojatnost bila 0,72 i 0,73. Na slikama od 10 do 12 u muškarca (25 godina) i žene (27 godina) vidljiv je nodul na zglobnoj površini, muškarac (32 godine) ima konveksnu zglobnu površinu uz izraženu sjenu, a u dviju žena (26 i 30 godina) vidljiva je ravna zglobna površina, a na kosti jednoga muškarca (37 godina) i jedne žene (23 godine) vidljiva je hrapava površina s nepravilnim oblikom ruba.



Slika 10. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću SVM.



Slika 11. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću LR.



Slika 12. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću NNI – SGD.



### 4.3.2. Klasifikacija uz graničnu vrijednost posteriorne vjerojatnosti od 0,95

Točnost klasifikatora ispitana je na temelju posteriorne vjerojatnosti od 0,95 kao prihvatljive granice za klasifikaciju. Najviše osoba klasificirano uz graničnu vrijednost od 0,95 bilo je u LR 15/40 (37,5 %), NNI - SGD mogle su klasificirati 13/40 (32,5 %) ključnih kostiju, dok je SVM mogao klasificirati samo jednu osobu, i to točno (Tablica 17). Matrice zabune za navedene modele prikazane su Tablicama 15 i 16.

Tablica 15. Matrica zabune za LR na testnome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       | $\Sigma$ |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ |          |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 6                  | 0     | 6        |
|                          | $>30$     | 0                  | 9     | 9        |
| $\Sigma$                 |           | 6                  | 9     | 15       |

Tablica 16. Matrica zabune za NNI - SGD na testnome uzorku uz  $pp = 0,95$ .

|                          |           | Stvarna kategorija |       | $\Sigma$ |
|--------------------------|-----------|--------------------|-------|----------|
|                          |           | $\leq 30$          | $>30$ |          |
| Klasificirana kategorija | $\leq 30$ | 5                  | 0     | 5        |
|                          | $>30$     | 0                  | 8     | 8        |
| $\Sigma$                 |           | 5                  | 8     | 13       |

Tablica 17. Klasifikacijska svojstva modela na testnome uzorku ( $n = 40$ ) uz  $pp = 0,95$ .

| Model     | Udio klasificiranih (n, %) | Točnost (%) | Osjetljivost (%) | Specifičnost (%) | PPV (%) | NPV (%) |
|-----------|----------------------------|-------------|------------------|------------------|---------|---------|
| SVM       | 1 (2,5)                    | /           | /                | /                | /       | /       |
| LR        | 15 (37,5)                  | 100,00      | 100,00           | 100,00           | 100,00  | 100,00  |
| NNI - SGD | 13 (32,5)                  | 100,00      | 100,00           | 100,00           | 100,00  | 100,00  |

## 5. RASPRAVA

Istraživanje je pokazalo da je na temelju automatske analize slike medijalnoga dijela ključne kosti moguće procijeniti je li osoba mlađa ili starija od 30 godina, i to s visokom točnošću ovisno o odabranom klasifikacijskom modelu i razini posteriorne vjerojatnosti na temelju koje se klasificira. Naime, na testnom uzorku točnost je bila između 82,5 % i 92,5 %, a kad je kao klasifikacijski kriterij odabrana vjerojatnost od 95 % svi su uzorci bili točno klasificirani. Ovo je prvo istraživanje koje se koristilo automatskom analizom slike i dubokim neuronskim mrežama radi analize dobi s pomoću medijalnoga dijela ključne kosti osobe, ali i jedno od rijetkih istraživanja koje je primijenilo navedeni metodološki pristup za klasifikaciju odraslih osoba prema dobi u forenzičkoj antropologiji.

Dosadašnja istraživanja za procjenu dobi ključnu su kost rabila gotovo isključivo u kontekstu stupnja srašćavanja medijalne zglobne površine (34,43–51) kojoj su se dodjeljivali ocjene ovisno rabi li se peterofazni, četverofazni ili trofazni sustav ocjenjivanja, dok provedeno istraživanje utemeljeno na automatskoj analizi slike nije bilo ograničeno na navedene značajke. Naime, iako je ovakav pristup koji primjenjuje metode dubinskog učenja obično utemeljen na načelu crne kutije (eng. *black box*), pa su dobiveni modeli, iako funkcionalni, teško interpretabilni, u provedenom su istraživanju s pomoću metoda nenadziranog učenja te dodatnih metoda vizualizacije uočene određene pravilnosti koje se mogu povezati s opisanim morfološkim promjenama kao što su sjedinjenje epifize, osnovna morfologija zglobne površine (konveksna, ravna, konkavna), reljef zglobne površine (gladak, hrapav), poroznost zglobne površine (nema, prisutna), prisutnost okoštalog nodula (nije prisutan, prisutan) te morfologija ruba (tup, oštar, s uzdignućima na rubovima, s egzostozama i s koštanim izraslinama) (63). Tako je već pri eksploracijskoj analizi podataka i analizi temeljnih sastavnica bilo moguće vidjeti određena grupiranja dobnih skupina. Primjerice, na jednoj su se strani Grafikona 3 jasno odvojile osobe mlađe od 30 godina, pri čemu je bilo vidljivo da na nekim kostima nije potpuno završio proces srašćavanja, odnosno bili su vidljivi tragovi nedavnog srašćavanja. Prisutnost navedenog pokazatelja u skladu je i s brojnim prethodim istraživanjima (34,43–46,51,52) koja su, ovisno o populaciji pokazala da se tragovi srašćavanja ključne kosti mogu zapaziti do 30. godine. Uz to, mogla su se uočiti i druga obilježja poput valovitosti površine, a koja su prethodna istraživanja opisala kao karakteristična osobama mlađim od 25 godina. I u uzorku osoba starijih od 30 godina primijećene su određene varijacije, odnosno određena grupiranja u

rasponu dobi od 30 do 90 godina. U osoba između 40 i 60 godina mogao se uočiti gubitak valovitosti površine te blaga poroznost kosti u nastajanju, dok su u osoba starijih od 80 godina uočene jake patološke promjene u vidu izražene poroznosti i stvaranja koštanih nodula, što je također prema prethodnim istraživanjima (63) karakteristično za dob stariju od 56 godina. Dakle, navedena obilježja i morfološke varijacije najvjerojatnije su najviše pridonijele učinkovitosti klasifikacijskih modela. Njihova je točnost na krosvalidacijskom uzorku bila između 81,10 % i 82,32 % za standardnu razinu posteriorne vjerojatnosti te između 88,89 % i 97,56 % za graničnu vjerojatnost od 95 %, a na nezavisnom testom uzorku točnost se za standardnu graničnu vrijednost kretala između 82,50 % i 92,50 %, odnosno pri graničnoj vrijednosti od 95 % nije ni bilo pogrešno klasificiranih uzoraka. Pogrešno klasificirani uzorci najčešće su bili oni osoba čija je dob bila bliže graničnoj vrijednosti dobi od 30 godina, što je bilo i očekivano kad se uzme u obzir da su određena morfološka obilježja svojstvena osobama šireg dobnoga raspona te da zbog biološke varijabilnosti ni ne mogu postojati jasne granice. Primjerice, određeni broj pogrešno klasificiranih osoba srednje životne dobi imao je ravnu zglobnu površinu bez tragova srašćavanja, izražene valovitosti, ali i bez degenerativnih promjena, što je vidljivo na slikama 4-6 i 8-10, pa nije neobično da u tim slučajevima dođe do pogrešne klasifikacije. S druge strane, u osoba starije dobi pogrešne klasifikacije bile su rijetke, što upućuje na to da su promjene u starijoj životnoj relativno dobri pokazatelji za razdvajanje od mlađih osoba. Uz opisane pogreške koje vjerojatno proizlaze iz same biološke varijabilnosti razmatranog pokazatelja, moglo se vidjeti da je u određenim slučajevima došlo do netočne klasifikacije jer je razvijeni model vjerojatno pogrešno prepoznao obilježja određenih struktura i morfoloških promjena zbog njihove vizualne sličnosti. Tako su primjerice neke ključne kosti s vidljivim tragovima srašćavanja epifiza s dijafizama klasificirane u stariju dob vjerojatno zbog toga što su nalikovale na koštane nodule koji se pojavljuju u starijoj dobi. Nasuprot tome, na slikama 4, 7, 10, 11, 12 prikazane su kosti koje su imale konkavnu površinu zglobne plohe te je nastala blaga sjena koja je stvorila konturu sličnu epifizama, a u još rjeđim slučajevima, degenerativne su promjene poprimile sličan oblik, pa su osobe, iako starije od 30, klasificirane kao mlade.

Iako se učinkovitost klasifikacijskih modela razvijanih u istraživanju ne može izravno usporediti s prethodnim istraživanjima na ključnoj kosti jer su ona najčešće opisivala stupnjeve srašćavanja i određene promjene na medijalnoj zglobnoj plohi, pri čemu su se obično izrađivali regresijski modeli za procjenu dobi kao kontinuirane varijable (54), rezultati se najbliže mogu usporediti s istraživanjima koja su tradicionalnim pokazateljima razvila klasifikacijske modele

za procjenjivanje je li osoba punoljetna. Ispitivanje temeljeno na vizualnom ocjenjivanju stupnja srastanja medijalnog dijela ključne kosti u pet faza na radiografskim snimkama na uzorku dobnog raspona 16 do 30 godina također je postiglo relativno visoku PPV od 95,1 % i specifičnost od 74,9 % u klasifikaciji dobi osoba, razlikujući ih kao osobe mlađe ili starije od 18 godina (54). Međutim, istraživanje je pokazalo i to da u završnim fazama srastanja postoje neznatne razlike između mlađih i starijih osoba, pa je osjetljivost modela u četvrtoj fazi iznosila 44,3 % (51). Istraživanje provedeno na snimkama magnetske rezonancije (eng. *Magnetic Resonance Imaging - MRI*) koje su korištene za određivanje dobi na temelju srastanja medijalnog dijela ključne kosti je ostvarilo točnost od 88,5 %. Najviše pogrešaka dogodilo se u određivanju 4. i 5. stupnja srastanja zbog razlika u procjeni istraživača, što upućuje na to da su intervali predviđanja preširoki pa se preporučuje višefaktorska procjena dobi kako bi se suzio interval predviđanja i potrebno je uključiti više starijih osoba kako bi se bolje istražila četvrta i peta faza srastanja (95). Slično se može zapaziti i u rezultatima ovoga istraživanja, gdje je tijekom početne eksploracijske analize podataka dobivenih sa slika pokazano da dolazi do preklapanja dobnih skupina mlađih od 20 godina i onih između 20 i 30 godina u izgledu medijalnoga dijela ključne kosti jer su ključne kosti nekih osoba već sa 18 i 19 godina zaravnane, što je učestalija pojava u starijoj dobi.

Iako je provedeno istraživanje jedno od rijetkih koje primjenjuje dubinsko učenje i umjetnu inteligenciju u antropološkome biološkom profiliranju, dobiveni pokazatelji klasifikacijske točnosti relativno su u skladu sa sličnim takvim istraživanjima, poput onih za klasifikaciju spola (64,73,74) i dobi s pomoću drugih koštanih elemenata. Jedno od takvih istraživanja (64) koristilo se dubokom neuronskom mrežom za procjenu spola na temelju slika distalne epifize nadlaktične kosti, pri čemu je odabrana predhodno uvježbana neuronska mreža *ResNet50* postigla točnost od 91,03 % koja je bila veća od točnosti koja je postignuta procjenom stručnjaka 83,33 %. *ResNet50* postigao je veću točnost od geometrijske morfometrijske metode 75,19 % (96) kada ne uzme u obzir veličina centroida (eng. *centroid size*) distalne epifize nadlaktične kosti, ali kada se uzme u obzir geometrijski centar geometrijska morfometrijska metoda postigla je točnost od 92,60 % (64). Nadalje, istraživanje koje je razvilo metodu za procjenu spola na temelju 267 CT snimaka lubanje s pomoću neuronske mreže povratne propagacije (eng. *Backpropagation neural network - BPNN*) postiglo je točnost od 96,76 % (74). Testiranje modela na ortopantomogramima slikama svih zuba obiju čeljusti za procjenu spola i dobi pomoću konvolucijske neuronske mreže s promjenjivom normalizacijom (eng. *spike*

*neuron-based convolutional neural network* - SN-CNN) postiglo je točnost od 99,6 % za procjenu spola i točnost od 93,8 % za procjenu dobi (97).

Predmetno istraživanje primijenilo je jedan takav model *Painters* u procjeni dobi osoba na temelju medijalnog dijela ključne kosti. Iako je model (82) namijenjen za procjenu umjetničkih dijela točno je procijenio većinu dobi iz slika medijalnog dijela ključne kosti. Ono što je posebno zanimljivo u provedenom istraživanju u odnosu na slična istraživanja u antropologiji, primjerice istraživanje provedeno na distalnoj epifizi nadlaktične kosti za određivanje dobi i spola osobe pomoću mreže *ResNet50* (64) i istraživanje provedeno na CT snimkama lubanja za procjenu spola pomoću BPNN-a (74), ali i općenito u biomedicini, npr. istraživanje provedeno na CT snimkama lumbalnog dijela kralježnice za određivanje osteoporoze s pomoću duboke neuronske mreže (98), koji razmatraju koštane strukture je to da su se ona koristila neuronskim mrežama koje iako izvorno nisu trenirane na slikama koštanih struktura, jesu trenirane na općim bazama podataka koje su zaista raznolike. Primjerice, *Imagenet* (99), ima veliku bazu podataka čak 14 197 122 slika iz različitih područja namijenjenih za široku upotrebu. S druge strane, provedeno istraživanje je primijenilo prethodno uvježbanu mrežu *Painters* koja je uvježbana za prepoznavanje autora umjetničkih slika (82) te je to, koliko je poznato, prvi put da je ta mreža primijenjena u neke druge svrhe osim izvorne. Zašto je upravo taj pristup dao takav rezultat, nije moguće objasniti bez provedbe dodatnih istraživanja.

U budućim istraživanjima trebalo bi se usmjeriti na rješavanje problema pri procjeni je li osoba starija ili mlada od 30, a koji nastaju zbog sjene na slikama koje pri pregledu nalikuju epifizi jer klasifikacijski model može tu osobu svrstati u mlađu skupinu iako se radi o starijoj osobi. Također, određene ključne kosti imaju potpuno ravnu plohu te je takvim osobama teško odrediti dob, a na nekim slikama ključnih kostiju vidljive su izrasline koje nalikuju nodulima iako se radi o mladoj osobi. Ove nedostatke moglo bi se pokušati otkloniti prikazom ključne kosti iz raznih projekcija jer bi se s više slika jedne ključne kosti vjerojatno moglo bolje raspoznati da se radi o sjeni. Dodatne informacije mogle bi se tako prikupiti i za kosti koje imaju samo ravnu plohu te bi se vjerojatno moglo bolje raspoznati radi li se o nodulu na ključnoj kosti ili o nepravilnoj površini. Većoj točnosti i interpretabilnosti rezultata, kao i obuhvaćanju varijabilnosti, svakako bi moglo pridonijeti i povećavanje uzorka za uvježbavanje modela.

## 6. ZAKLJUČCI

- Pomoću provedene PCA analize nad snimkama ključne kosti, utvrđeno je da je moguće kategorizirati osobe prema dobi, što ukazuje potencijalnu primjenu ključne kosti u procjeni dobi.
- Primjenom automatske analize slike uz standardnu posteriornu vrijednost od 0,5 postignuta je točnost klasifikacije između 82,5 % i 92,5 % za sve korištene klasifikacijske algoritme, dok se uz standardnu posteriornu vrijednost od 0,95 postigla maksimalna točnost od 100 % za sve klasifikacijske algoritme.

## 7. LITERATURA

1. Šlaus M. Bioarheologija. Demografija, zdravlje, traume i prehrana starohrvatskih populacija. 1. izd. Zagreb: Školska knjiga; 2006. 246 str.
2. İscan MY, Steyn M. The human skeleton in forensic medicine. 3. izd. Illinois: Charles C Thomas Publisher; 2013. 485 str.
3. Nandiraju D, Ahmed I. Human skeletal physiology and factors affecting its modeling and remodeling. *Fertil Steril*. 2019;112(5):775–81.
4. Garvin HM, Passalacqua NV. Current Practices by Forensic Anthropologists in Adult Skeletal Age Estimation. *J Forensic Sci*. 2012;57(2):427–33.
5. Brooks S, Suchey J. Skeletal age determination based on the os pubis. *Hum Evol*. 1990;5(3):227–38.
6. Lovejoy CO, Meindl RS, Pryzbeck TR, Mensforth R. Chronological metamorphosis of the auricular surface of the ilium: A new method for the determination of adult skeletal age at death. *Am J Phys Anthropol*. 1985;68(1):15–28.
7. İscan MY, Loth SR, Wright RK. Age estimation from the rib by phase analysis: white females. *J Forensic Sci*. 1985;30(3):853–63.
8. İscan MY, Loth SR, Wright RK. Age estimation from the rib by phase analysis: white males. *J Forensic Sci*. 1984;29(4):1094–104.
9. Key CA, Aiello LC, Molleson T. Cranial suture closure and its implications for age estimation. *Int J Osteoarchaeol*. 1994;4(3):193–207.
10. O'Connor JE, Coyle J, Bogue C, Spence LD, Last J. Age prediction formulae from radiographic assessment of skeletal maturation at the knee in an Irish population. *Forensic Sci Int*. 2014;234:188.e1-188.e8.
11. Schaefer MC, Black SM. Comparison of Ages of Epiphyseal Union in North American and Bosnian Skeletal Material. *J Forensic Sci*. 2005;50(4):1–8.
12. Saint-Martin P, Rérolle C, Pucheux J, Dedouit F, Telmon N. Contribution of distal femur MRI to the determination of the 18-year limit in forensic age estimation. *Int J Legal Med*. 2015;129(3):619–20.

13. O'Connor JE, Coyle J, Spence LD, Last J. Epiphyseal maturity indicators at the knee and their relationship to chronological age: Results of an Irish population study. *Clin Anat.* 2013;26(6):755–67.
14. O'Connor JE, Bogue C, Spence LD, Last J. A method to establish the relationship between chronological age and stage of union from radiographic assessment of epiphyseal fusion at the knee: An Irish population study. *J Anat.* 2008;212(2):198–209.
15. Krämer JA, Schmidt S, Jürgens KU, Lentschig M, Schmelting A, Vieth V. The use of magnetic resonance imaging to examine ossification of the proximal tibial epiphysis for forensic age estimation in living individuals. *Forensic Sci Med Pathol.* 2014;10(3):306–13.
16. Jopp E, Schröder I, Maas R, Adam G, Püschel K. Proximale Tibiaepiphyse im Magnetresonanztomogramm: Neue Möglichkeit zur Altersbestimmung bei Lebenden? *Rechtsmedizin.* 2010;20(6):464–8.
17. Hackman L, Black S. Age Estimation from Radiographic Images of the Knee. *J Forensic Sci.* 2013;58(3):732–7.
18. Grattan-Smith P. BOOK REVIEWS: Skeletal Maturity: The Knee Joint as a Biological Indicator. *Med J Aust.* 1977;1(20):752–3.
19. Dedouit F, Auriol J, Rousseau H, Rougé D, Crubézy E, Telmon N. Age assessment by magnetic resonance imaging of the knee: A preliminary study. *Forensic Sci Int.* 2012;217(1–3):232.e1-232.e7.
20. Assessin T, Maturit S, Method ELS, Thissen D, Thomas CC, Fels T. P 0 1989. 1989;499:499–500.
21. Franklin D. Forensic age estimation in human skeletal remains: Current concepts and future directions. *Leg Med.* 2010;12(1):1–7.
22. Rainio J, Hedman M, Karkola K, Lalu K, Peltola P, Ranta H, et al. Forensic osteological investigations in Kosovo. *Forensic Sci Int.* 2001;121(3):166–73.
23. Kieser JA., Laing W., Herbison P. Lessons learned from large-scale comparative dental analysis following the south asian tsunami of 2004. *J Forensic Sci.* 2006;51(1):109–12.



24. Franklin D, Flavel A, Noble J, Swift L, Karkhanis S. Forensic age estimation in living individuals: methodological considerations in the context of medico-legal practice. *Res Reports Forensic Med Sci.* 2015;5:53-66.
25. Mihanović F. Primjena radiološke snimke u određivanju stadija spajanja epifiza s dijafizama dugih kostiju zgloba koljena u procjeni punoljetnosti u dvije različite populacije (disertacija). Sveučilište u Splitu; 2023.
26. Brook A. Of eastern new guinea : a correlation of tooth eruption with calendar age. *Arch Oral Biol.* 1972;17:751–9.
27. Bambach M, Saracci R, Young HB. Emergence of deciduous teeth in Tunisian children in relation to sex and social class. *Hum Biol.* 1973;45(3):435–44.
28. MacKay DH, Martin W. Dentition and physique of Bantu children. *J Trop Med Hyg.* 1952;(55):265–75.
29. Lysell L, Magnusson B, Thilander B. Relations between the times of eruption of primary and permanent teeth a longitudinal study. *Acta Odontol Scand.* 1969;27(3):271–81.
30. Demirjian A, Levesque G. Sexual Differences in Dental Development and Prediction of Emergence. *J Dent Res.* 1980;59(7):1110–22.
31. Moss ML, Moss-Salentijn L. Analysis of developmental processes possibly related to human dental sexual dimorphism in permanent and deciduous canines. *Am J Phys Anthropol.* 1977;46(3):407–13.
32. Guatelli-Steinberg D. Book Review: *Dental Anthropology: Fundamentals, Limits, and Prospects.* *Dental Anthropology Jurnal.* 2018;14(1):22–23.
33. Maresh MM, Beal VA. A Longitudinal Survey of Nutrition Intake , Body Size , and Tissue Measurements in Healthy Subjects during Growth. *Monogr Soc Res Child Dev.* 2016;35(7).
34. McKern TW. Skeletal age changes in young American males: analysed from the standpoint of age identification. 45 izd. Indiana: Headquarters, Quartermaster Research & Development Command; 1957.
35. Todd TW. Age changes in the pubic bone. I. The male white pubis. *Am J Phys Anthropol.* 1920;11(3):285-334.

36. Meena MC, Rani Y, Naik SK, Murari A. Age estimation from the IV rib by phase analysis in Indian males. *Aust J Forensic Sci.* 2012;44(3):261–71.
37. Zampetti S, Mariotti V, Radi N, Belcastro MG. Variation of skeletal degenerative joint disease features in an identified Italian modern skeletal collection. *Am J Phys Anthropol.* 2016;160(4):683–93.
38. Von Cramon-Taubadel N. Measuring the effects of farming on human skull morphology. *Proc Natl Acad Sci USA.* 2017;114(34):8917–9.
39. Shimoda Y, Nagaoka T, Moromizato K, Sunagawa M, Hanihara T, Yoneda M, et al. Degenerative changes of the spine in people from prehistoric Okhotsk culture and two ancient human groups from kanto and Okinawa, Japan. *Anthropol Sci.* 2012;120(1):1–21.
40. Willershausen I, Krautkremer F, Hilbert T, Seidel CL, Geppert CI, Ghanaati S, et al. The comparison of the morphology of the mid-palatal suture between edentulous individuals and dentate jaws shows morphological differences. *Ann Anat - Anat Anzeiger.* 2022.
41. Muftić M, Katana B. Bolno rame. Sarajevo: Fondacija Medicinsko Humano Društvo MHS;2009.61 str.
42. Adamović P. Novi sustav zaključavanja za kutno stabilne pločice (diplomski). Zagreb: Sveučilište u Zagrebu.2019.
43. Webb PAO, Suchey JM. Epiphyseal union of the anterior iliac crest and medial clavicle in a modern multiracial sample of American males and females. *Am J Phys Anthropol.* 1985;68(4):457–66.
44. Schaefer MC, Black SM. Epiphyseal union sequencing: Aiding in the recognition and sorting of commingled remains. In: *Journal of Forensic Sciences.* 2007. p. 277–85.
45. Langley-Shirley N, Jantz RL. A bayesian approach to age estimation in modern Americans from the clavicle. *J Forensic Sci.* 2010;55(3):571–83.
46. Singh J, Chavali KH. Age estimation from clavicular epiphyseal union sequencing in a Northwest Indian population of the Chandigarh region. *J Forensic Leg Med.* 2011;18(2):82–7.

47. Wittschieber D, Schulz R, Vieth V, Küppers M, Bajanowski T, Ramsthaler F, et al. The value of sub-stages and thin slices for the assessment of the medial clavicular epiphysis: A prospective multi-center CT study. *Forensic Sci Med Pathol.* 2014;10(2):163–9.
48. Pattamapasong N, Madla C, Mekjaidee K, Namwongprom S. Age estimation of a Thai population based on maturation of the medial clavicular epiphysis using computed tomography. *Forensic Sci Int.* 2015;246:123.e1-123.e5.
49. Kreitner KF, Schweden FJ, Riepert T, Nafe B, Thelen M. Bone age determination based on the study of the medial extremity of the clavicle. *Eur Radiol.* 1998;8(7):1116–22.
50. Jit I., Kulkarni M. Times of appearance and fusion of epiphysis at the medial end of the clavicle. *Indian J Med Researc.* 1976;64(5):773–82.
51. Yoon SH, Yoo HJ, Yoo RE, Lim HJ, Yoon JH, Park CM, et al. Ossification of the medial clavicular epiphysis on chest radiographs: Utility and diagnostic accuracy in identifying Korean adolescents and young adults under the age of majority. *J Korean Med Sci.* 2016;31(10):1538–45.
52. Todd TW, D'Errico J. The clavicular epiphyses. *Am J Anat.* 1928;41(1):25–50.
53. Galić I, Mihanović F, Giuliadori A, Conforti F, Cingolani M, Cameriere R. Accuracy of scoring of the epiphyses at the knee joint (SKJ) for assessing legal adult age of 18 years. *Int J Legal Med.* 2016;130(4):1129–42.
54. Ekizoglu O, Hocaoglu E, Inci E, Sayin I, Solmaz D, Bilgili MG, et al. Forensic age estimation by the Schmelting method: computed tomography analysis of the medial clavicular epiphysis. *Int J Legal Med.* 2015;129(1):203–10.
55. Schmelting A, Schulz R, Reisinger W, Mühler M, Wernecke KD, Geserick G. Studies on the time frame for ossification of the medial clavicular epiphyseal cartilage in conventional radiography. *Int J Legal Med.* 2004;118(1):5–8.
56. Kellinghaus M, Schulz R, Vieth V, Schmidt S, Pfeiffer H, Schmelting A. Enhanced possibilities to make statements on the ossification status of the medial clavicular epiphysis using an amplified staging scheme in evaluating thin-slice CT scans. *Int J Legal Med.* 2010;124(4):321–5.

57. Gassenmaier S, Schaefer JF, Nikolaou K, Esser M, Tsiflikas I. Forensic age estimation in living adolescents with CT imaging of the clavicle—impact of low-dose scanning on readers' confidence. *Eur Radiol.* 2020;30(12):6645–52.
58. Gonsior M, Ramsthaler F, Gehl A, Verhoff MA. Morphology as a cause for different classification of the ossification stage of the medial clavicular epiphysis by ultrasound, computed tomography, and macroscopy. *Int J Legal Med.* 2013;127(5):1013–21.
59. Schulz R, Mühler M, Mutze S, Schmidt S, Reisinger W, Schmeling A. Studies on the time frame for ossification of the medial epiphysis of the clavicle as revealed by CT scans. *Int J Legal Med.* 2005;119(3):142–5.
60. Mühler M, Schulz R, Schmidt S, Schmeling A, Reisinger W. The influence of slice thickness on assessment of clavicle ossification in forensic age diagnostics. *Int J Legal Med.* 2006;120(1):15–7.
61. Schulz R, Zwiesigk P, Schiborr M, Schmidt S, Schmeling A. Ultrasound studies on the time course of clavicular ossification. *Int J Legal Med.* 2008;122(2):163–7.
62. Gonsior M, Ramsthaler F, Birngruber C, Obert M, Verhoff MA. The completely fused medial clavicular epiphysis in high-frequency ultrasound scans as a diagnostic criterion for forensic age estimations in the living. *Int J Legal Med.* 2016;130(6):1603–13.
63. Milenkovic P, Djukic K, Djonic D, Milovanovic P, Djuric M. Skeletal age estimation based on medial clavicle - A test of the method reliability. *Int J Legal Med.* 2013;127(3):667–76.
64. Venema J, Peula D, Irurita J, Mesejo P. Employing deep learning for sex estimation of adult individuals using 2D images of the humerus. *Neural Comput Appl.* 2023;35(8):5987–98.
65. Zhong H, Wang R. Neural mechanism of visual information degradation from retina to V1 area. *Cogn Neurodyn.* 2021;15(2):299–313.
66. Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature.* 2015;521(7553):436–44.
67. Felleman DJ, Van Essen DC. Distributed hierarchical processing in the primate cerebral cortex. *Cereb Cortex.* 1991;1(1):1–47.

68. Girshick R, Donahue J, Darrell T, Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proc IEEE Comput Soc Conf Comput Vis Pattern Recognit.* 2014;580–7.
69. Taigman Y, Yang M, Ranzato M, Wolf L. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. *IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit.* 2014;1063-6919.
70. Lathuilière S, Mesejo P, Alameda-Pineda X, Horaud R. A Comprehensive Analysis of Deep Regression. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 2020;42(9):2065–81.
71. Lathuilière S, Juge R, Mesejo P, Muñoz-Salinas R, Horaud R. Deep mixture of linear inverse regressions applied to head-pose estimation. *Proc - 30th IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognition, CVPR 2017.* 2017;2017-Janua:7149–57.
72. Greenspan H, Van Ginneken B, Summers RM. Guest Editorial Deep Learning in Medical Imaging: Overview and Future Promise of an Exciting New Technique. *IEEE Trans Med Imaging.* 2016;35(5):1153–9.
73. Bewes J, Low A, Morphet A, Pate FD, Henneberg M. Artificial intelligence for sex determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls. *J Forensic Leg Med.* 2019;62:40–3.
74. Yang W, Liu X, Wang K, Hu J, Geng G, Feng J. Sex determination of three-dimensional skull based on improved backpropagation neural network. *Comput Math Methods Med.* 2019;9163547-8.
75. Hubel DH, Wiesel TN. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *J Physiol.* 1962;160(1):106–54.
76. Brough AL, Morgan B, Ruttly GN. Postmortem computed tomography (PMCT) and disaster victim identification. *Radiol Medica.* 2015;120(9):866–73.
77. Demšar J, Curk T, Erjavec A, Gorup Č, Hočevar T, Milutinovič M, et al. Orange Data Mining Toolbox in Python. *J Mach Learn Res.* 2013;7(SpecialIssue1):2349–2353.
78. Godec P, Pančur M, Ilenič N, Čopar A, Stražar M, Erjavec A, et al. Democratized image analytics by visual programming through integration of deep models and small-scale machine learning. *Nat Commun.* 2019;10(1):1–7.

79. Iandola FN, Han S, Moskewicz MW, Ashraf K, Dally WJ, Keutzer K. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size. 2016;1–13. <http://arxiv.org/abs/1602.07360>
80. Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, Shlens J, Wojna Z. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. Proc IEEE Comput Soc Conf Comput Vis Pattern Recognit. 2016;2016-Decem:2818–26.
81. Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. 3rd Int Conf Learn Represent ICLR 2015 - Conf Track Proc. 2015;1–14.
82. Kan W. Painter by Numbers competition on Kaggle [Online]. 2016. [cited 2023 kolovoza 03]. Available from: <https://kaggle.com/competitions/painter-by-numbers>
83. Almagro Armenteros JJ, Sønderby CK, Sønderby SK, Nielsen H, Winther O. DeepLoc: prediction of protein subcellular localization using deep learning. Bioinformatics. 2017;33(21):3387–95.
84. Jakkula V. Tutorial on Support Vector Machine (SVM). Sch EECS, Washingt State Univ [Online]. [cited 2023 kolovoz 05]. 2011;1–13. Available from: <http://www.ccs.neu.edu/course/cs5100f11/resources/jakkula.pdf>
85. Nakkiran P, Kaplun G, Kalimeris D, Yang T, Edelman BL, Zhang F, et al. SGD on neural networks learns functions of increasing complexity. Adv Neural Inf Process Syst. 2019;32(NeurIPS).
86. LaValley MP. Logistic regression. Circulation. 2008;117(18):2395–9.
87. Bottou L. Stochastic gradient descent tricks. Lect Notes Comput Sci (including Subser Lect Notes Artif Intell Lect Notes Bioinformatics). 2012;7700 LECTU(1):421–36.
88. Lee EPF, Lee EPF, Lozeille J, Soldán P, Daire SE, Dyke JM, et al. An empirical study of the naive Bayes classifier. Phys Chem Chem Phys. 2001;3(22):4863–9.
89. Kozma L. Notes de cours : k Nearest Neighbors algorithm ( kNN ). [Online]. [cited 2023 kolovoz 05]. 2008;32. Available from: <http://www.lkozma.net/knn2.pdf>
90. Davis A, Rathbone RF, Lin RUI, Quick JC. A survey of Decision Tree Classifier Methodology. 1990;16:897–906.

91. Natekin A, Knoll A. Gradient boosting machines, a tutorial. *Front Neurobot.* 2013;7(DEC).
92. Biau G, Scornet E. A random forest guided tour. *Test.* 2016;25(2):197–227.
93. Taherkhani A, Cosma G, McGinnity TM. AdaBoost-CNN: An adaptive boosting algorithm for convolutional neural networks to classify multi-class imbalanced datasets using transfer learning. *Neurocomputing.* 2020;404:351–66.
94. Chantharawetchakun T, Vachirawongsakorn V. Age estimation in the Thai male population using epiphyseal union of the medial clavicle. *Chiang Mai Med J.* 2021;60(2):9–16.
95. Widek T, De Tobel J, Ehammer T, Genet P. Forensic age estimation in males by MRI based on the medial epiphysis of the clavicle. *Int J Legal Med.* 2023;137(3):679–89.
96. López-Lázaro S, Pérez-Fernández A, Alemán I, Viciano J. Sex estimation of the humerus: A geometric morphometric analysis in an adult sample. *Leg Med.* 2020;47(July):101773.
97. Balan H, Alrasheedi AF, Askar SS, Abouhawwash M. An Intelligent Human Age and Gender Forecasting Framework Using Deep Learning Algorithms. *Appl Artif Intell.* 2022;36(1).
98. Fang Y, Li W, Chen X, Chen K, Kang H, Yu P, et al. Opportunistic osteoporosis screening in multi-detector CT images using deep convolutional neural networks. *Eur Radiol.* 2021;31(4):1831–42.
99. Russakovsky O, Deng J, Su H, Krause J, Satheesh S, Ma S, et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *Int J Comput Vis.* 2015;115(3):211–52.

## Popis tablica

|  |    |
|--|----|
| Tablica 1. Formule za izračunavanje osnovnih pokazatelja klasifikacijskih modela .....           | 14 |
| Tablica 2. Točnost klasifikacijskoga modela u odnosu na broj temeljnih sastavnica .....          | 20 |
| Tablica 3. Matrica zabune za SVM na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                | 22 |
| Tablica 4. Matrica zabune za LR na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                 | 22 |
| Tablica 5. Matrica zabune za NNI - SGD na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....          | 22 |
| Tablica 6. Klasifikacija svojstava modela na krosvalidacijskom uzorku uz $pp = 0,5$ .....        | 23 |
| Tablica 7. Matrica zabune za SVM na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....               | 28 |
| Tablica 8. Matrica zabune za LR na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....                | 28 |
| Tablica 9. Matrica zabune za NNI - SGD na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....         | 28 |
| Tablica 10. Klasifikacijska svojstva modela na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....    | 29 |
| Tablica 11. Matrica zabune za SVM na testnome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                         | 31 |
| Tablica 12. Matrica zabune za LR na testnome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                          | 31 |
| Tablica 13. Matrica zabune za NNI - SGD na testnome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                   | 31 |
| Tablica 14. Klasifikacijska svojstva modela na testnome uzorku ( $n = 40$ ) uz $pp = 0,5$ .....  | 32 |
| Tablica 15. Matrica zabune za LR na testnome uzorku uz $pp = 0,95$ .....                         | 34 |
| Tablica 16. Matrica zabune za NNI - SGD na testnome uzorku uz $pp = 0,95$ .....                  | 34 |
| Tablica 17. Klasifikacijska svojstva modela na testnome uzorku ( $n = 40$ ) uz $pp = 0,95$ ..... | 34 |



## Popis grafikona

|   |    |
|---|----|
| Grafikon 1. Određivanje optimalnoga broja temeljnih sastavnica metodom lakta .....  | 15 |
| Grafikon 2. Linearna projekcija prvih triju temeljnih sastavnica u odnosu na dob i spol .....                                   | 15 |
| Grafikon 3. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC2 .....  | 16 |
| Grafikon 4. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC2 .....  | 18 |
| Grafikon 5. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC1 i PC3 .....  | 19 |
| Grafikon 6. Razdioba podataka po spolu i dobi na PC2 i PC3 .....  | 19 |
| Grafikon 7. Točnost klasifikacijskih algoritama na krosvalidacijskome uzorku .....  | 21 |
| Grafikon 8. SVM - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....        | 23 |
| Grafikon 9. LR - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....         | 24 |
| Grafikon 10. NNI - SGD - dobna razdioba točno i netočno klasificiranih kostiju na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ ..... | 24 |

## Popis slika

|  |    |
|--|----|
| Slika 1. Primjeri ključnih kostiju mlađih osoba koje se nalaze na krajnjoj lijevoj strani Grafikona 3..... | 17 |
| Slika 2. Primjeri grupiranih ključnih kostiju osoba 40-55 godina na Grafikonu 3 .....                      | 17 |
| Slika 3. Primjeri grupiranih ključnih kostiju osoba starijih od 80 godina na Grafikonu 3 .....             | 18 |
| Slika 4. SVM - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                | 25 |
| Slika 5. LR - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ .....                 | 26 |
| Slika 6. NNI - SGD - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,5$ ....           | 27 |
| Slika 7. SVM - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....               | 29 |
| Slika 8. LR - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .....                | 30 |
| Slika 9. NNI - SGD - netočno klasificirane kosti na krosvalidacijskome uzorku uz $pp = 0,95$ .             | 30 |
| Slika 10. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću SVM .....                         | 33 |
| Slika 11. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću LR .....                          | 33 |
| Slika 12. Netočno klasificirane ključne kosti u testnome uzorku s pomoću NNI - SGD .....                   | 33 |

## 8. SAŽETAK

### Procjena dobi temeljem spajanja epifiza i dijafiza medijalnoga dijela ključne kosti

**Cilj:** Procijeniti mogućnost klasifikacije osoba na mlađe i starije od 30 godina na temelju CT snimki medijalnog dijela ključne kosti s pomoću računalne analize slike.

**Metode:** MSCT snimke toraksa i abdomena iz KBC - a Split obrađene su u programu OsiriX MD 12.0 s pomoću alata za trodimenzijsko prikazivanje volumena (eng. *3D volume rendering* – 3D VRT) te spremljene kao dvodimenzijske slike. Uzorak od 205 slika podijeljen je na podatkovnu skupinu za učenje od 165 slika i testiranje modela od 40 slika. Slike su učitane u programu Orange Data Mining 3.32.0, gdje su, s pomoću prethodno uvježbane neuronske mreže *Painters* iz slika izdvojene značajke (vektori). Analiza temeljnih sastavnica (eng. *Principal component analysis*) pokazala je grupiranje slika ključnih kostiju ovisno o dobi osoba te vidljivo razdvajanje osoba mlađih i starijih od 30 godina. Nakon što je 2047 varijabli sažeto na osam temeljnih sastavnica, za klasifikaciju dobi osoba mlađih i starijih od 30 godina primijenjeni su algoritmi: Logistička regresija (eng. *Logistic Regression* – LR), Metoda potpunih vektora (eng. *Support vector machine* – SVM) i Neutralni mrežni identitet SGD (eng. *Neutral Network Identity SGD* – NNI – SGD). Rezultati klasifikacije ispitani su peterostrukom krosvalidacijom i na neovisnome testnom uzorku uz razinu posteriorne vjerojatnosti od 0,05 i 0,95, pri čemu su vizualizirani netočno klasificirani uzorci kako bi se rezultati mogli antropološki objasniti.

**Rezultati:** Na temelju PC1 i PC2 grupirale su se ključne kosti osoba na mlađe od 30 i 40 godina, na osobe od 40 do 55 godina i na osobe starije od 80 godina. Ukupna točnost pri treniranju modela za sve klasifikacijske algoritme bila je od 82,5 % do 92,5 %. Najviše grešaka u klasifikaciji osoba uočeno je kod granične dobi (od 20 do 39 godina). Ukupna točnost na testnom modelu za posteriornu vjerojatnost od 0,5 za SVM iznosila je 82,5 %, za LR 92,5 % i za NNI – SGD 90 %, a za posteriornu vjerojatnost od 0,95 ukupna točnost algoritama LR i NNI -SGD je iznosila 100 %.

**Zaključak:** Provedena PCA analiza nad snimkama ključne kosti potvrđuje mogućnost kategorizacije osoba prema dobi. Automatska analiza slike postigla je točnost klasifikacije između 82,5 % i 92,5 % uz posteriornu vrijednost od 0,5 te maksimalnu točnost od 100 % uz posteriornu vrijednost od 0,95 za sve klasifikacijske algoritme.

**Ključne riječi:** medijalni dio ključna kost, određivanje dobi, klasifikacija, duboka neuronska mreža, automatska analiza slike, Orange, Painters

## 9. SUMMARY

### **Age estimation based on the union of the epiphysis and diaphysis of the medial part of the clavicle.**

**Objective:** To assess the possibility of classification of individuals over and under the age of 30 using CT scans of the medial part of the clavicle by a automatic image analysis.

**Methods:** MSCT scans of the thorax and abdomen from KBC Split have been processed through the OsiriX MD 12.program. Afterwards the images were processed through the Gimp 2.10.32. program and trimmed to a size of 700x700 px. A sample of 205 images was divided into a training dataset of 165 images and a model testing dataset of 40 images. In order to make the research as objective as possible a 5-fold cross-validation was applied. The images were loaded into an Orange Data Mining 3.32.0. program for visual programming and data analysis, which contains several different neural networks and all were tested on the same set of images in order to select the ones that give the most accurate results. *Painters* gave the best results. Exploratory data analysis was performed using PCA and applying the elbow method. The cross-validation sample was tested on different classification algorithms and those that give accuracy results higher than 80% were selected. The selected classification methods were tested with a standard threshold value where the posterior probability is 0,5 and the posterior probability is 0,95. The results of the analysis are represented in a binary classification using two classes.

**Results:** Based on the PC1 and PC2 individuals were grouped under 30 and 40 years, between 40 and 55 years and over 80 years. The overall accuracy for model training for all classification algorithms was in the range from 82,5 % to 92,5 %. The most errors in the classification of individuals were observed at the border age (from 20 to 39 years old). The total accuracy on the test model for posterior probability of 0,5 for SVM was 82,5%, for LR 92,5% and for NNI – SGD 90%, and for posterior probability of 0,95% the total accuracy of the algorithms LR and NNI - SGD was 100%, but SVM classified only one person and it did it correctly.

**Conclusion:** The PCA analysis performed on the clavicle scans confirms the possibility of categorizing people according to age. Automatic image analysis achieved classification accuracy between 82.5% and 92.5% with a posterior value of 0.5 and a maximum accuracy of 100% with a posterior value of 0.95 for all classification algorithms.

**Key words:** medial clavicle, age estimation, classification, deep neural network, automatic image analysis, Orange, Painters.

## **10. ŽIVOTOPIS**

### **OPĆI PODATCI**

**Ime i prezime:** Nela Ivković

**Datum i mjesto rođenja:** 12. 2. 1997. u Zagrebu

**Adresa stanovanja:** Mažuranićevo šetalište 19

**Mobitel:** 095 398 6062

**E-mail:** [ivkovicnela12@gmail.com](mailto:ivkovicnela12@gmail.com)

### **OBRAZOVANJE**

**2003. - 2011.** Osnovna škola Bol

**2011. - 2015.** Obrtnička škola Split

**2016. - 2020.** Preddiplomski stručni studij, Zaštita i uporaba materijala, Kemijsko – tehnološki fakultet u Splitu

**2020. - 2021.** Razlikovni modul Forenzika ( Forenzična kemija i molekularna biologija (modul II.))

**2021.** - Diplomski sveučilišni studij forenzike, Forenzična kemija i molekularna biologija, Sveučilišni odjel za forenzične znanosti, Sveučilište u Splitu

### **OSTALO**

**2019.** - Priznanje za izvrsno zalaganje na stručnoj praksi u AD Plastik d. d.

**2021.** - Završeni tečaj za stručnjaka u digitalnom sadržaju i prodaji na društvenim mrežama

**2022.** - Sudjelovanje na konferencije ISABS, Dubrovnik, Hrvatska

**2022.** - Sudjelovanje na Smotri Sveučilišta u Splitu

**2022. i 2023.** - Sudjelovanje u programu Evropska Noć istraživača

**2022. - 2023.** Zaposlena u pogonu proizvodnje plastičnih proizvoda, EMIS vl. Ivan Puljić d.o.o.

**2024.** - Savjetnica u ljekarnama, AVEMED d.o.o.

### **JEZICI**

Engleski jezik