

Съдържание

1	Въведение	1
2	Реализация на проекта	4
2.1	Генериране на снимки в дълбочина	4
2.1.1	Зареждане на черепа	6
2.1.2	Генериране на 3D модел	7
2.1.3	Създаване на път	8
2.1.4	Пресмятане на нормалния вектор към повърхността	11
2.2	Оценяване на ниво на затвореност	13
2.2.1	Намиране на шева	13
2.2.2	Обработка на шева	13
2.2.3	Филтриране на диплое	14
2.2.4	Измерване на метрики	16
2.3	Статистическа филтрация на данните	17
3	Резултати	17
3.1	Обобщение на резултатите	20
4	Ресурси и технологии	20

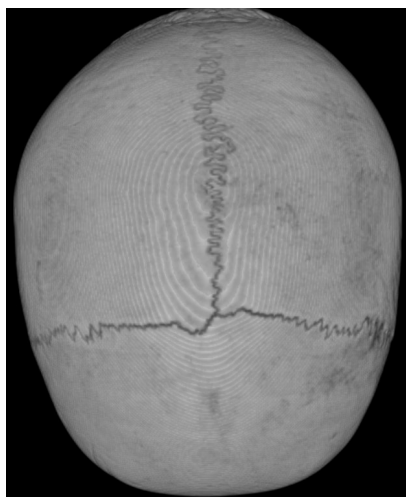
1 Въведение

Човешкият череп се състои от множество кости, свързани заедно за да формират солидна структура. Връзките между отделните кости се наричат краниални шевове и се намират по краищата на отделните кости. По време на физическото развитие на тялото, тези шевове са източник на растеж за отделните черепни части, с респект към изискванията на растящия човешки мозък.

В началото на човешкия живот, за да позволяват костния растеж, шевовете са широки и запълнени с мека тъкан. За това се и казва, че по-младите имат не толкова здрав череп; заради все още меките краниални шевове. С растежа, отделните части се свързват една с друга все повече и повече, правейки черепа по- здрав и образувайки все по- тесен и непродължителен шев. Тази промяна в широчината и формата на шева е директно свързана с възрастта, тъй като продължава през живота на

човешкото тяло.

Черепът е една от най- запазените с времето телесни части и възможността да бъде използван за определяне на възрастта привлича вниманието на редица учени. И днес този въпрос продължава да бъде актуален, като антрополозите все още са разделени на две групи – едните смятат, че такъв подход би сработил, а другите твърдят, че събраната информация няма как да е достатъчна за надеждна оценка. Съществуващите до момента техники използващи затвореността на краниалните шевове за определяне на възрастта, основно разглеждат степента на затваряне на шева по повърхността на черепа, тъй като съответните измервания се правят на ръка.

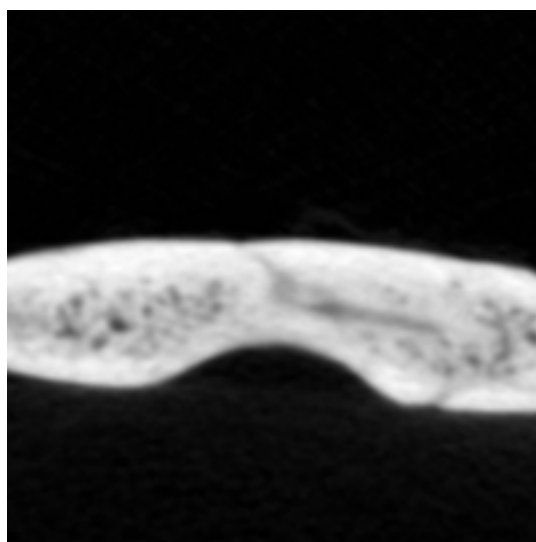


Фигура 1: Повърхностен поглед на краниалните шевове

Това е излишна лимитация, тъй като срастването много често се появява първо в ядрото на костта, което не е видимо от повърхността на шева. Тази липса на поглед в дълбочина често води до големи неточности в получените предсказания и е един от основните мотиви на скептиците. Освен това, оценяването на степента на срастване разчита изцяло на преценката на конкретния изследовател което прави процесът на оценка изцяло субективен.

В днешно време, апаратите за компютърна томография стават все по- достъпни, което позволява по детайлен анализ на шевовете не само

на повърхността, но и в дълбочина. Този тип анализ е нов подход, като само три изследвания разглеждат неговата ефективност. В две от изследванията, човек е отговорен за оценяването на шевове, което отново е субективно и много време отнемащо. Имало е само един опит за автоматизация на процесът на оценяване с помощта на компютърен алгоритъм. Резултатите не успяват да докажат зависимост между измерванията на алгоритъма и възрастта на индивид, което от части се дължи на твърде опростения модел за оценка на шевове който използвания алгоритъм имплементира. Това е добър пример в който се изразява липсата на комплексност при оценката на затвореността:



Шевът е тъмната ивица преминаваща през дълбочината на костта. Оценката на алгоритъма използван в изследване [1] е изцяло бинарна, като в случая ще бъде '0', отговаряща на затворен шев. На тази снимка шевът е доста блед, но не изцяло затворен тъй като все още може да се различи. Колко далеч е от пълно затваряне зависи директно от цвета и широчината му. Проста бинарна оценка не може да вземе предвид такива измервания, което предизвиква ниската ефективност на предишно използвания алгоритъм.

Дори оценяването да бъде проведено от професионалист в сферата на антропологията, въпреки че ще засече шевът, той никога не би могъл да определи точно кой нюанс на сивото от цветовата 1 - 255 гама отговаря на средният цвят на шева. Това е важна информация, като малка разлика на този цветови интензитет може да означава по- високо / ниско ниво

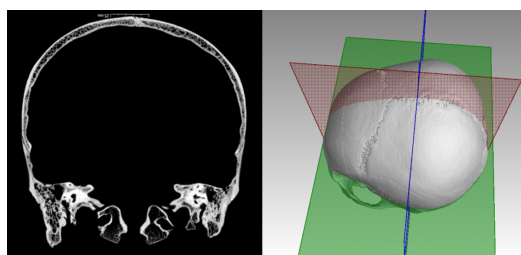
на затваряне. Такива метрики като среден цвят, средна дебелина на шева и много други, са почти невъзможни за измерване от невъоръженото човешко око, но сравнително прости за калкулиране с помощта на компютърен алгоритъм. Тази допълнителна информация може да е ключова за подобряването на точността на методите за оценка на възрастта, но е пренебрегвана във всеки съществуващ метод базиран на краниалните шевове.

Този проект адресира липсата на точност и актуална технология в съществуващите методи, като представя обективен и автоматичен метод за оценка на човешката възраст на базата на краниалните шевове. Това е тема с множество приложения в сфери като криминологията, антропологията и археологията.

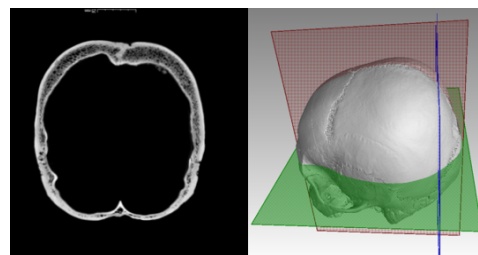
2 Реализация на проекта

2.1 Генериране на снимки в дълбочина

До сега, методи оценяващи дълбочината на шевовете в предишни изследвания, извличат разрезите изцяло ръчно. Процесът включва нагласяването на черепа в 3D софтуер за моделиране, спрямо пресичаща равнина, като целта е равнината на бъде перпендикулярна на черепната повърхност в точката на интерес. По този начин се постига възможно най-точен поглед върху дълбочината на шева. В случая е важно, пресечната равнина да бъде възможно най- перпендикулярна, тъй като в противен случай полученият изглед на шева е издължен. Показаните снимки са генерирани от пресичането на синята равнина с черепа:



Фигура 2: Правилен разрез на шева



Фигура 3: Издължен разрез

Както може да се забележи на дясната снимка, полученият разрез показва издължен поглед на шева, което прави изготвянето на универсален метод за оценка много по- трудно. Освен това, има редица проблеми свързани с този метод за извличане на снимки в дълбочина:

1. Изключително време отнемащо е за големи обеми от черепи, тъй като генерирането на всяка снимка изисква ръчна корекция в ротацията на черепа.
2. Изисква скъпо оборудване, тъй като зареждането на един сканиран череп изисква около 64 GB RAM памет. Също така, за плавна работа с черепа се изисква добра видео карта.
3. Нагласянето на перпендикулярна равнина зависи изцяло от оценката на изследователя. Това прави процесът на извличане на снимки също субективен, като може да доведе до грешна ротация на черепа спрямо пресичащата равнина което да създаде издължен изглед на шева.

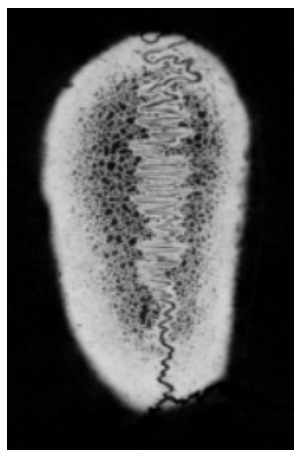
Първата част на проекта е фокусирана върху създаването на автоматичен, и независим от мнението на оценяващия, метод за извличане на снимки в дълбочина на шева. Създадената техника е използвана за извличането на снимките които проектът анализира и сегментира в последствие. Както може да се забележи на дясната снимка, полученият разрез показва издължен поглед на шева, което прави изготвянето на универсален метод за оценка много по-трудно. Освен това, има редица проблеми свързани с този метод за извличане на снимки в дълбочина:

1. Изключително време отнемащо е за големи обеми от черепи, тъй като генерирането на всяка снимка изисква ръчна корекция в ротацията на черепа.
2. Изисква скъпо оборудване, тъй като зареждането на един сканиран череп изисква около 64 GB RAM памет. Също така, за плавна работа с черепа се изисква добра видео карта.
3. Нагласянето на перпендикулярна равнина зависи изцяло от оценката на изследователя. Това прави процесът на извличане на снимки също субективен, като може да доведе до грешна ротация на черепа спрямо пресичащата равнина което да създаде издължен изглед на шева.

Първата част на проекта е фокусирана върху създаването на автоматичен, и независим от мнението на оценяващия, метод за извличане на снимки в дълбочина на шева. Създадената техника е използвана за извличането на снимките които проектът анализира и сегментира в последствие.

2.1.1 Зареждане на черепа

Предоставените сканирани черепа се състоят от множество хоризонтални разреза покриващи цялата височина на черепа. Това е пример на хоризонтален разрез от върха на черепа:



Не е трудно да се забележи, че тази снимка не представя дълбочината на шева. Снимка в дълбочина на шева е дефинирана като перпендикулярна на повърхността на черепа в точката на интерес. Това далеч не е случаят с хоризонталните разреза предоставяни по подразбиране от системите за компютърна томография.

За извличане на снимки в дълбочина по дължината на шева, по черепа първо се дефинират точките които описват местата за генериране на снимки. За целта се създава три измерен модел на конкретния череп, по който потребителя може да маркира точки. За генерацията на такъв три измерен модел, първо трябва да заредя дигиталният формат на сканирания череп, представен от хоризонтални разреза, в MATLAB. Първият проблем с който се сблъсках е паметта изисквана за зареждането на обемът от снимки, която е около 50 GB. Моят компютър разполага само с около 14 GB оперативна памет. Решението което използвах, е да зареждам умалена версия на обемът вместо пълен размер.

Нека вземем всяка снимка от обема с хоризонтални разреза да има измерения:

$$Width \times Height$$

$z \in (0, 1]$, където z е фактор на смаляване зависещ от предпочитанията на потребителя

Умалената снимка има измерения:

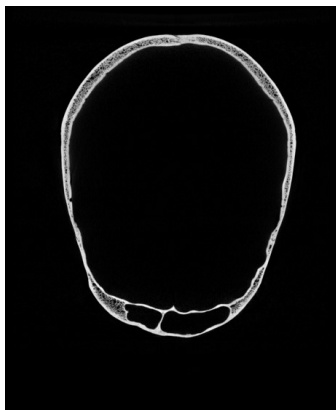
$$(Width \times z) \times (Height \times z)$$

Това намаля размера на XY измеренията, които генерираният модел ще има. Също така, взех предвид фактора на смаляване при броят хоризонтални разрези използвани за създаването на 3D модела. Вместо всеки хоризонтален разрез, зареждам всеки $\frac{1}{z}$ разрез. По този начин намаляването на размера по X и Y измеренията на снимките, е с респект към намаляване на размера и по Z оста (репрезентирана от броя хоризонтални разрези).

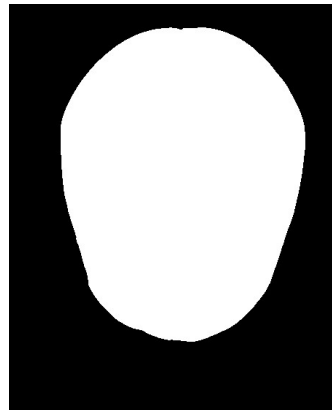
Примерен размер на обем от хоризонтални разрези, без смаляване на измеренията, е 2190 x 1840 x 2130. Изобразяване на обем с такъв размер е изключително тежка задача, която би довела до голямо забавяне при работа с модела. Това е друг проблем който се решава с използването на умален модел на черепа.

2.1.2 Генериране на 3D модел

След зареждането на смаленият обем, преди генерирането на 3D модела, обработвам снимките чрез функцията `binarizeVolume()`. Тази функция запълва дупки между костите и бинаризира всяка снимка.



Фигура 4: Преди обработка

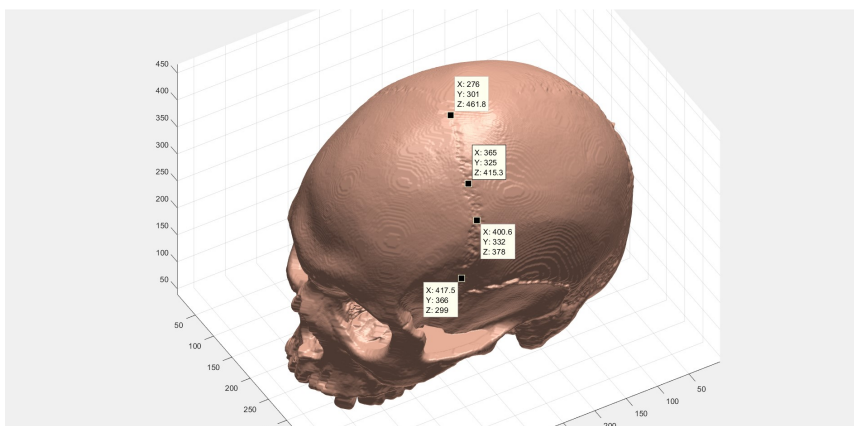


Фигура 5: След обработка

Опростените хоризонтални разрези се използват за генерирането на три измерния модел във функцията `generateVolume()`.

Генерирането на модела става чрез вертикално наслагване на детайлите от всеки хоризонтален разрез по Z оста. Ползата от опростяването на снимките по този начин, е че ненужни детайли от интериора на черепа биват премахвани, което остава само външната му повърхност. Това значително намаля времето необходимо за генерация на 3D модела. За маркирането на точки които шевът следва, единственото нужно е поглед по повърхността на черепа, което е единственият запазен детайл след обработката.

След генерирането на модела, програмата разчита на потребителя да дефинира точки по пътя на шева.

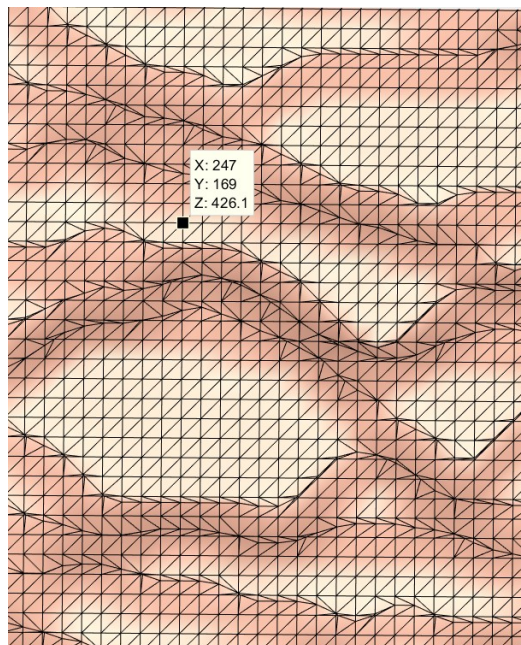


Фигура 6: Suture path definition

2.1.3 Създаване на път

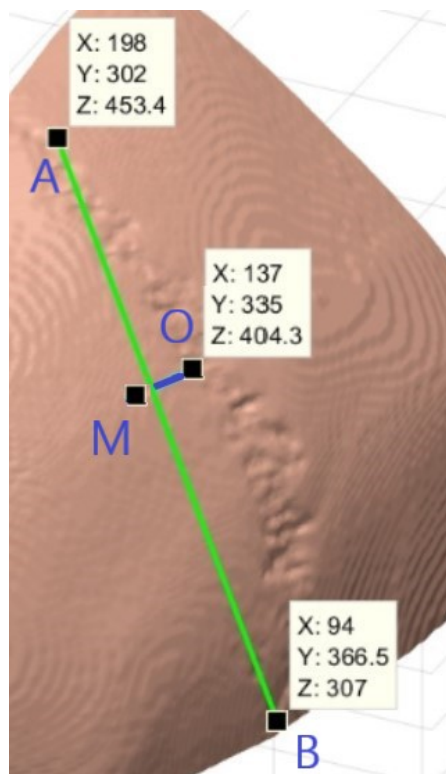
В повечето случай, количеството генерирани снимки изисквано за изследването на конкретния шев, е значително по-голямо от броят на дефинираните точки от потребителя. За създаването на допълнителни точки по които да се генерират снимки, намирам път преминаващ през вече оказаните и следващ права траектория.

Всяка снимка, на базово ниво, е част от триангулирана мрежа използвана за илюстриране на 3D модела.



Моделът може да се приеме за свързан граф, с тегла между свързаните точки отговарящи на разстоянието между тях. Въпросът е; коя последователност от свързани точки на триангулираната мрежа наподобява праволинеен път свързващ всички от дефиниращите точки. Множество алгоритми за търсене на път с минимална „цена“ в граф могат да се използват за задачата. При алгоритми като Dijkstra, може да е нужно обхождането на голямо количество точки преди намирането на оптимален път. Имайки предвид, че броят на точките изграждащи модела е в милионните стойности, такъв процес може да бъде тежък и бавен за изпълняване. Поради тази причина, се използва геометричен и бърз авторски алгоритъм за намиране на път.

Нека разгледаме най- простия случай, с 3 дефиниращи точки. Намира се векторът \vec{AB} свързващ началната точка A и крайната точка B . Пресечната точка на перпендикулярната от O към \vec{AB} се записва като точка M .



Фигура 7: Suture path

Нека наречем вектора \vec{MO} compare vector

$$\begin{array}{l} \vec{MO} \perp \vec{AB} \\ \vec{MO} = ? \end{array}$$

$$|\vec{AM}| = \frac{|\vec{AO} \times \vec{AB}|}{|\vec{AB}|} \quad \frac{|\vec{AM}|}{|\vec{AB}|} = C$$

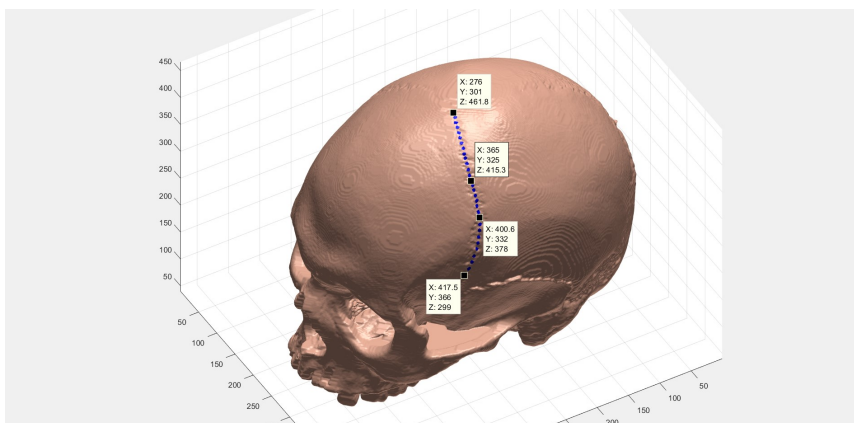
$$\begin{array}{l} \vec{M} = \vec{A} + C \times \vec{AB} \\ \vec{MO} = \vec{O} - \vec{M} \end{array}$$

Търсенето на път започва от началната точка A . Намира се нормалната към \vec{AB} от всяка околна на A точка. Следващата точка която алгоритъмът избира за път, е точката правеща възможно най- малък ъгъл с compare vector. Процесът се повтаря за избора на всяка следващата

точка, докато не се достигне до крайната точка B .

За сложни случай, състоящи се от повече дефинирани точки, алгоритъмът разглежда всеки три последователни точки като отделни случай на описаното по-горе.

Всяка избрана точка се запазва в масив, като за генерирането на j снимки в дълбочина, се вземат j точки от масива на равномерни разстояния. j е броят снимки за генериране и се специфицира от потребителя. Сините точки по повърхността са намерени по описания начин и са местата на които ще бъдат генерирани снимки в дълбочина.



2.1.4 Пресмятане на нормалния вектор към повърхността

След намирането на точки за генерация на снимки, се пресмята под точно какъв наклон трябва да бъдат извлечени снимките във всяка точка. Нека наречем всяка намерена точка, за която искаме да генерираме снимка, точка на интерес.

От триангулираната мрежа, се вземат се N най- близки точки до точката на интерес. Откриват се всички триъгълници от триангулираната мрежата които включват някоя от намерените N точки. За търсенето на точките използвам алгоритъма KNN-search.

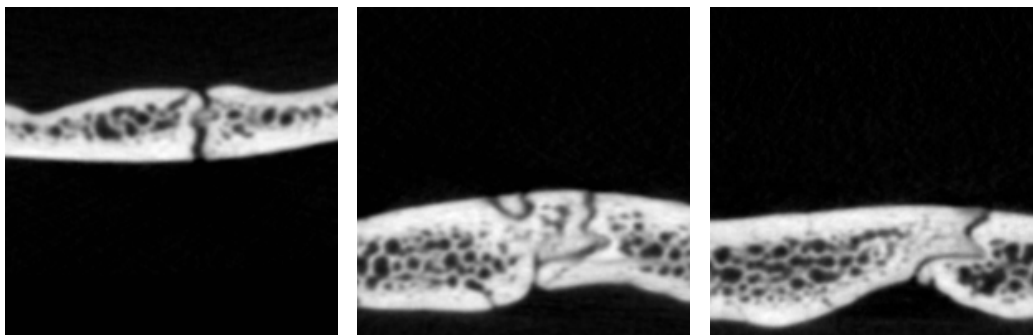
За всеки от намерените триъгълници пресмятам нормалния вектор на тангенциалната към триъгълника равнина, като вземам векторното произведение на страните му, и го умножавам с лицето на триъгълника. Важно е лицето да се вземе предвид при пресмятане на нормалния вектор, тъй като по-малък триъгълник дава по-малко информация за наклона на повърхността, което би трябвало да намали тежестта му в прес-

мятането на наклона в точката на интерес. Всеки нормален вектор на триъгълник сочи навън от черепа, като за да се гарантира това, пресмятам ъгълът който всеки от двата възможни нормални вектора (сочещ навън и сочещ навътре) прави с вектора към средната точка на черепния обем. Избраният нормален вектор е този, правещ по-голям ъгъл. Този процес се повтаря за всеки от намерените триъгълници. За най-добра стойност на нормалния вектор на тангенциалната към повърхността равнина в точката на интерес се осредняват всички намерени нормални вектори на околните триъгълници. Експериментално съм установил, че стойност

$$N = 20$$

постига добри резултати при намирането на нормалния вектор. За извличането на снимка в дълбочина, създавам равнина, паралелна на нормалния вектор в точката на интерес. Пресичам равнината с пълният обем на черепа и извличам цветовия интензитет в пресечните точки, което създава и търсената снимка. Пресичането става като разглеждам цветовия интензитет на хоризонталните разрези в координати които преминават през създадената равнина. От важност е да се използва пълният размер на обема за пресичането, тъй като качеството на снимките би пострадало при използване умалената версия. Функцията `generateSlices()` автоматично зарежда пълният обем на черепа на по-малки части респективно към свободното количество RAM памет, и го пресича със създадените снимкови равнини. Всяка снимка се запазва в определена от потребителя директория.

Примери на генерирани снимки в дълбочина



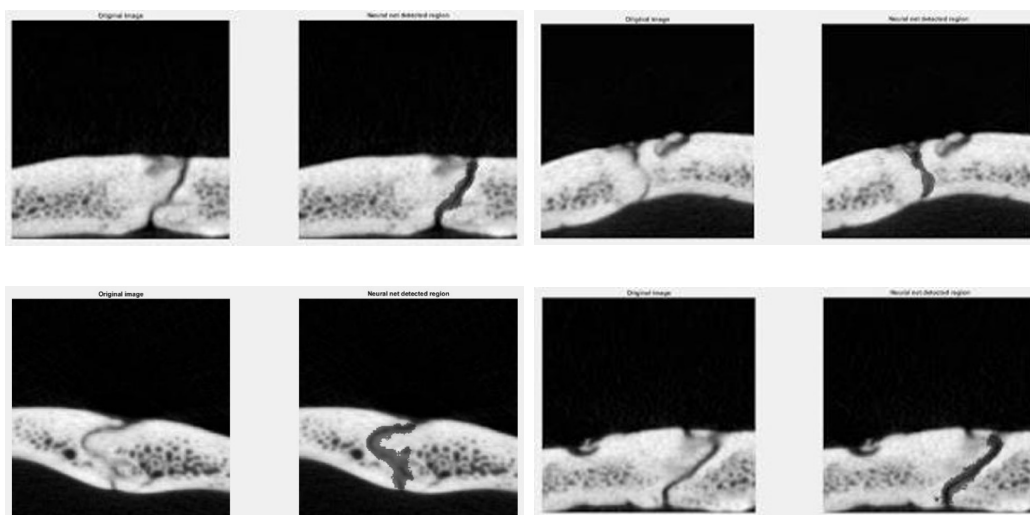
2.2 Оценяване на ниво на затвореност

Тази секция ще обясни процесът на оценяване на нивото на калциране на черепните кости, за всяка от генерираните в дълбочина снимки.

2.2.1 Намиране на шева

За да се анализира ниво на затваряне на шева, първо трябва да се избере регион на интерес от снимката, в който има преминаващ шев. За целта използвам невронна мрежа за семантична сегментация базирана на VGG-16 архитектура. Ръчно съм маркирал около 7000 снимки за тренирането на мрежата, като е постигната точност от 91% в сегментацията на шева.

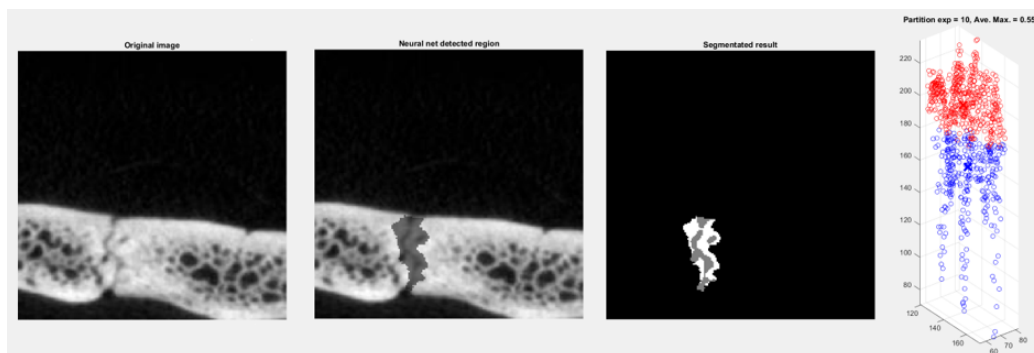
Намерени от невронната мрежа шевове



2.2.2 Обработка на шева

Както може да се забележи, в някои от засечените региони, невронната мрежа е включила част от заобикалящите шева по-бели пиксели. За да се гарантира прецизна сегментация, съдържаща само тъмните пиксели принадлежащи на шева, премахвам всички по-светли с помощта на C-Means клъстеризация използваща три променливи. Използваните променливи са X и Y координатите на пикселите в региона на шева, а третата е цветовият им интензитет. Алгоритъмът за клъстеризация разделя променливите в две групи, състоящи се от по-тъмни и по-светли

пиксели. С помощта на това разделяне по цвят, освен по-прецизна сегментация, се измерва важна метрика наречена Gray Ratio.



Фигура 8: Клъстеризация по цвят на шева

Брой сиви (тъмни) пиксели = G

Брой бели (светли) пиксели = W

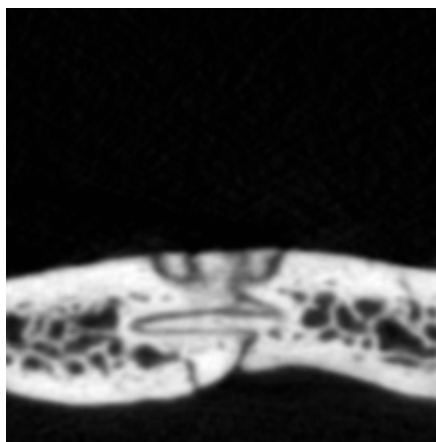
$$\text{Gray Ratio} = \frac{G}{G + W}$$

Ако нивото на срастване между костите е ниско, празното място между тях ще бъде широко и ще увеличи количеството класифицирани като тъмни пиксели в региона. Това ще доведе до Gray Ratio със стойност близка до 1. Респективно, високо ниво на срастване между костите ще доведе до класифицирането на повечето пиксели като светли, което би довело до по-ниска стойност на метриката Gray Ratio.

Клъстеризирането се повтаря два пъти с вече постигнатия резултат от предишната клъстеризация. Това осигурява максимална филтрация на бели пиксели като също дава възможност за няколко измервания на Gray Ratio.

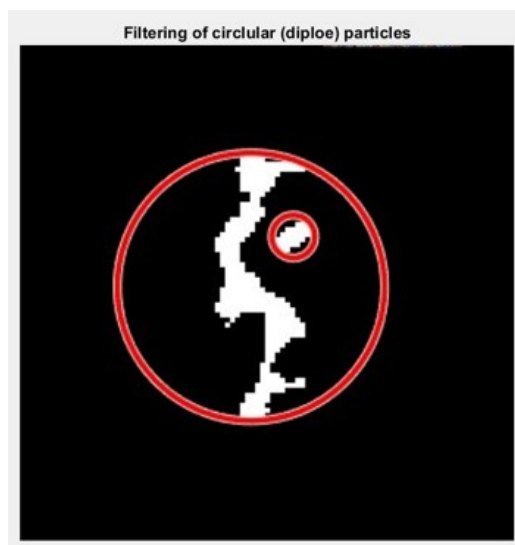
2.2.3 Филтриране на диплое

Костни диплое частици са видими на всяка снимка в дълбочина на шева. Основна характеристика е цветът им, който много наподобява този на шев.



Кръглите тъмни частици около преминаващия шев са пример за костно диплое. Поради близкият цвят, ако бъде позиционирано близо до пътя на шева, това костно диплое може да бъде объркано за част от него от невронната мрежа. Фигура 8 е добър пример за костно диплое класифицирано като шев (Малката сива частица в дясно от основния път на шева е диплое).

За да гарантирам, че измерванията не са повлияни от грешно класифицирани частици, се възползвам от кръглата форма на диплоето. За всяка отделна частица от сегментацията, пресмятам Particle circularity, като намирам съотношението между лицето ѝ и лицето на най-малкия кръг в който тя може да се впише.



$$\text{Particle Circularity} = \frac{\text{Лице на частицата}}{\text{Лице на кръга}}$$

По-кръгли частици ще заемат по-голямата част от лицето на кръга, което прави стойността на Particle circularity бизка до 1. Респективно, продълговати частици, като пътят на шева например, заемат минимална част от лицето на кръга което намалява тази стойност до около 0.

Колкото по-кръгла е една частица, толкова по-вероятно е тя да бъде костно диплое, а не част от шева. Частици с Particle circularity по-високо от определена критична стойност биват смятани за диплое и премахвани от сегментацията на шева, както частицата в по-малкия кръг.

2.2.4 Измерване на метрики

След успешна сегментация и филтрация на шева, алгоритъмът измерва множество важни метрики използвани за да опишат нивото на срастване в определената снимка. За анализирането на всеки череп съм използвал 350 снимки по дължината на сагиталния шев. От всички снимките по дължината на шева измервам медианата, средната стойност и стандартното отклонение за следните метрики:

1. Средният цветови интензитет на шева, записван като метриката Color coefficient. Страстнал шев се състои най-вече от втвърдена костна тъкан която има бял цвят, съответно висок цветови интензитет. Това увеличава средната стойност на тази метрика и дава

възможността за извличане на полезна информация относно нивото на затваряне на шева.

2. Средната дебелина на шева, измерена в пиксели и репрезентирана от метриката Suture thickness.

Затворен шев има значително по-тесен път от отворен шев, което позволява метриката да бъде полезен индикатор за нивото на калциране между костите.

3. Дължината на шева, измерена като процент от цялата дълбочина на костта. Това измерване се представя от метриката Cross ratio. Тази снимка илюстрира измерването на променливата Cross ratio:



$$\text{Cross Ratio} = \frac{X + Y}{Z}$$

2.3 Статистическа филтрация на данните

Описаните по-горе метрики са записани за популация от черепи, като за всеки индивид са използвани по 350 снимки в дълбочина на сагиталния шев. За да се гарантира минимална грешка при анализа на данните, съм филтрирал лъжливите стойности чрез метода на интерквartilния обхват.

3 Резултати

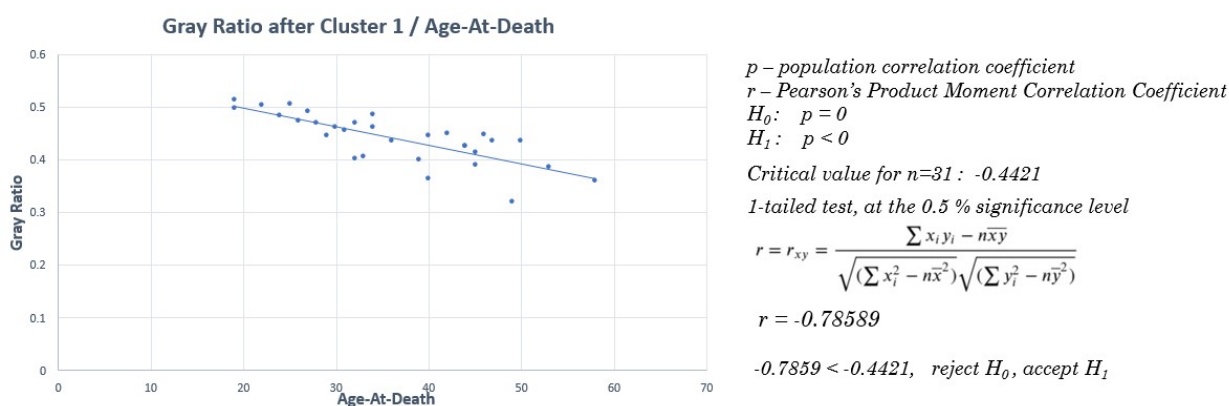
Разделил съм извадката от черепи използвани от проекта, на две групи - група за анализ и група за тестване.

1. Групата за анализ се състои от 31 индивида от вариращи и равномерно разпределени възрасти. Тя се използва за статистически

анализ и изготвяне на регресия описваща възрастта на индивид с помощта на измерените от алгоритъма променливи.

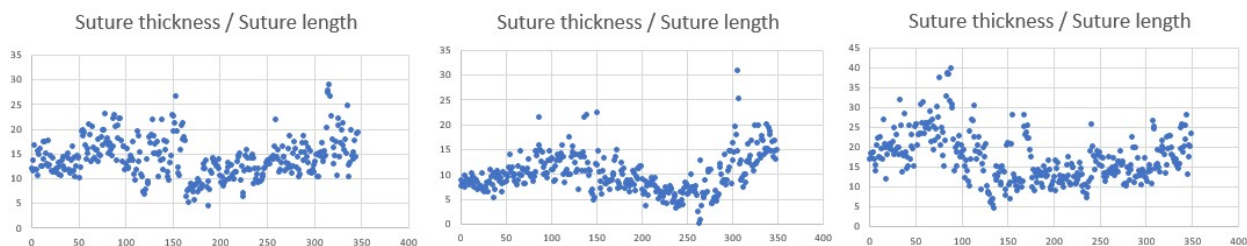
- Групата за тестване се използва за независима проверка на точността на изготвената регресия. Тази група се състои от 11 индивида от вариращи и равномерно разпределени възрастови групи.

Тествал съм корелацията между възрастта на смърт при индивидите от извадката и Gray Ratio метриката. Проведен е следният тест за корелация върху групата за анализ:



Резултатът показва силна статистическа зависимост между променливите, което не е било постигано с помощта на компютърен алгоритъм до сега. Интерпретирането на резултата показва, че при извадка с размер от 31 индивида, можем да сме 99.5% сигурни, че има статистически значима зависимост между възрастта на индивидите и Gray Ratio в популацията от черепи.

Следните графове показват вариацията на Suture thickness метриката по дължината на сагиталния шев на различни индивиди. X оста отговаря на номера на снимката по дължината на шева, и Y оста отговаря на стойността на Suture thickness за конкретната снимка:



Моделът който метриката следва изглежда доста подобен за различните индивиди. Вижда се ясно увеличаване на дебелината на шева към края на дължината му, което отговаря на мястото на съединение на сагиталния с ламбдовидния шев. Това е много добра индикация, тъй като отговаря на моделът на калциране на костите установен в антропологията; срастването на сагиталния шев не е равномерно през дължината му. Очаква се да е по-слабо около точката на съединение с ламбдовидния шев, което е точно това което графовете показват. Този анализ на данните допълнително валидизира метода за сегментация, като потвърждават вече установения модел за калциране на черепните кости в антропологията.

Използвах групата за анализ за създаването на регресия свързваща измерванията на алгоритъма с директно предсказание на възрастта на индивида.

$$\text{Predicted age} = 44.2 \times \text{Cross Ratio St. Dev} - 118.3 \times \text{Cluster1 Gray Ratio St. Dev} - 49.3 \times \text{Cluster 1 Median} + 194 \times \text{Cluster_C Gray Ratio Mean} + 200.7 \times \text{Cluster_C Gray Ratio St. Dev} - 134 \times \text{Cluster_C Median}$$

Регресията е използвана върху на групата за тестване, която е изцяло независима от групата използвана за създаване на регресията. По този начин се гарантира, че точността не е поради нагласяне на регресията спрямо конкретната извадка от черепи. Това е анализ на произведените възрастови оценки:

			Cross Ratio	Cluster1 Gray Ratio		Cluster_C gray ratio		
Actual Age-At-Death	Predicted Age-At-Death	95 % confidence Interval	St.Dev	St. Dev	Median	Mean	St.Dev	Median
49	47	(40.7405, 53.6866)	0.22739396	0.099844	0.380241	0.856502	0.099382	0.881188
44	45	(40.8906, 49.9918)	0.176391107	0.077687	0.42509	0.835647	0.101114	0.853123
37	40	(37.0005, 44.0575)	0.178441142	0.073199	0.426923	0.768825	0.083975	0.771503
54	52	(44.1675, 59.9964)	0.201911355	0.117068	0.358995	0.751608	0.173242	0.788094
36	39	(33.4420, 45.5139)	0.153593971	0.102141	0.365664	0.81217	0.073751	0.81548
45	44	(39.9980, 49.5191)	0.148925198	0.069709	0.422	0.83743	0.096184	0.852544
30	33	(17.3707, 27.1809)	0.128595576	0.090553	0.486642	0.827943	0.066691	0.827766
19	22	(17.3707, 27.1809)	0.03458675	0.050115	0.505019	0.701823	0.047405	0.700342
37	34	(29.9420, 38.6077)	0.068349185	0.062609	0.464559	0.78517	0.077483	0.791293
23	25	(18.9905, 31.5239)	0.1390023	0.055498	0.500464	0.680348	0.04877	0.680431
25	34	(21.6837, 47.1404)	0.218913757	0.237353	0.379032	0.43093	0.333347	0.588235

При всичко има лъжливи индивиди на направените измервания, както може да се види на последната предсказана възраст от таблицата. За щастие, наличието на индивиди с лъжливи краниални шевове не е често (4 в цялата извадката), което позволява надеждното използване на метода. Процесът на калциране на костите, подобно на пубертета, може да започне по-рано при някои индивиди, което да повлияе на възрастта която шевове индикират. Други причини за наличието на отклонения могат да са здравословно състояние и диета например.

Ако индивид е подлаган систематично на глад, костите на черепът ще бъдат недоразвити за възрастта на индивида, което създава лъжлив краниален шев, подсказващ различна възраст от истинската. Също така, заболявания като остеопорозата могат да разграждат костна материя дори в черепа, което може да е друг фактор допринасящ за отклонение в предсказанията.

Външни фактори като тези не могат да бъдат взети предвид винаги, и могат да предизвикат неточност в произведените възрастови предсказания. Това разбира се е неизбежно, независимо от метода за предсказване на възрастта.

3.1 Обобщение на резултатите

Имайки предвид, че най-точните съществуващи методи на предсказване на възрастта на базата на краниалните шевове, имат точност от ± 15 години, постигнатите резултати са значително подобрене. Алгоритъмът успява да намали грешката при възрастовата оценка повече от 3 пъти в сравнение с използваните до сега методи.

В заключение, проектът изцяло автоматизира процесът на анализ на краниалните шевове и предоставя значително по-точен метод за възрастова оценка от съществуващите в сферата. Представеният алгоритъм за сегментация и оценка на шева може да се използва за черепи от всякакви раси, което отваря възможността за използване на проекта в сфери като криминологията, антропологията и археологията.

4 Ресурси и технологии

1. Програмен код на проекта може да бъде намерен на:
<https://github.com/andics/Cranio-analysis-Image-Extractor>

2. Сканираните черепи, използвани за реализацията на проекта, са предоставени от БАН и са сканирани с μ СТ система Nikon XT H 225, разработена от Nikon Metrology. Всички черепи принадлежат на български войници загинали в Първата Световна или Балканските войни. Техните скелетни останки са запазени във военният мавзолей, към Националният Военноисторически Музей (България). Индивидите са били в изправно физическо състояние позволяващо им да служат в армията, като информация за възрастта на смърт е иззета от архивите на музея. Популацията използвана за реализацията на проекта е с размер от 42 индивида от вариращи възрастови категории.
3. За имплементацията на алгоритъма за оценяване и автоматично генериране на снимки в дълбочина, съм използвал MATLAB R2018a.
4. За част от маркирането на снимки за трениране на невронната мрежа съм използвал Labelbox (<https://labelbox.com/>)

Литература

- [1] High-resolution flat-panel volumetric CT images show no correlation between human age and sagittal suture obliteration—Independent of sex. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0379073810001787?via%3Dihub>