



Pázmány Péter Katolikus Egyetem
Információs Technológiai és Bionikai Kar

OTDK Pályamunka

Anatómiai morfológiai paraméterek algoritmikus
kinyerése az emberi kézről alkotott
orvostechnológiai képekből, biomimetikus
protézisfejlesztési célokra

Formanek Balázs István

2023

Témavezetők:

Tasi Benedek József, Pelyva Dávid László,
Naszlady Márton Bese, Dr. Cserey György Gábor

Kivonat

Ebben a dolgozatban emberi kezekről készült röntgenfelvételeken alkalmazható ízület-szegmentáló módszert mutatok be, különös hangsúlyt fektetve a csontok közötti lágyszövet kiszűrésére és azon paraméterek meghatározhatóságára, melyek alapján egy emberi kéz nagy pontossággal modellezhető, illetve egy biomimetikus robotkéz elkészíthető. A szegmentáció eredményén az ízületek morfológiai tulajdonságait lehet meghatározni. A csontfelületek alakja a funkcionalitásukból ered, ezért minden embernél hasonló geometria fejlődik ki [1], azonban annak méretei emberről emberre változhatnak. E paraméterek meghatározása nem csak az orvosi képfeldolgozásban érdekes feladat, hanem az emberi vázrendszer minél pontosabb másolását célzó, adott esetben nagymértékben személyre szabott protézisek készítésének lehet meghatározó lépése.

A biomimetikus protézisfejlesztés célja anatómiailag korrekt biomechatronikus eszköz tervezése és gyártása. Ezzel nem csak az ép kéz alakját tudjuk lemásolni, hanem abból adódóan a funkcionalitását is, így megfelelő vezérléssel pontosan lehet másolni a valódi kezet, ami az elvégezhető feladatok számát növeli és a páciensnek is nagyobb kényelmet ad [2]. Ilyen protézis fejlesztéséhez egy összetett, háromdimenziós, nagy anatómiai és mechanikai pontosságú modellt kell tervezni, majd legyártani a csontokat, izmokat és inakat mesterséges anyagokból a lehető legpontosabban másolva azok tulajdonságait. Azonban egy ilyen pontos modell megalkotásához szükséges paraméterek egyenkénti lemérése komplex, hosszadalmas és gyakran pontatlan folyamat.

A fenti paraméterek algoritmikus kinyeréséhez használható ízület-szegmentáló eljárást készítettem. Az algoritmus MATLAB programozási nyelven írt képfeldolgozó program, melynek bemenete a vizsgálandó kézröntgenfelvétel, kimenete 12 darab szegmentált ízületi régió, hosszúújjanként három-három. A teljes program két nagyobb lépésre bontható. Először egy korábbi módszert pontosítva [3], a kéz anatómiai jellemzőin alapuló valószínűségi módszerrel megkerestem az ízületek helyét. Második lépésben e régiókat a két

csontvég közötti terület mentén kettévágtam és lokális tulajdonságok alapján szegmentáltam a csontokat. A legnagyobb kihívás a két csont szétválaszása és a köztük lévő lágyszövet helyes szegmentálása volt, mert itt a képalkotásból adódóan gyenge a kontraszt.

A feladat elvégzéséhez az online elérhető RSNA Pediatric Bone Age Challenge gépi tanulás versenyen kitűzött tanulóhalmazból használtam felvételeket [4]. A vizsgált röntgenképhez maszkokat készítettem, melyeken a csontokat jelöltem be. A módszer pontosságának meghatározását is két lépésben végeztem. Először az ízület-detektálás, majd a szegmentálás eredményét hasonlítottam össze az valós értékekkel. A tesztelt esetek mindegyikében sikerült az eredeti képből kivágni a 12 ízületi régiót, azok legtöbbször helyesen működik az ízület menti kettévágás, és a szegmentálással is jó eredményeket tudtam elérni. Összességében a tervezett metódus legnagyobb tudományos értéke a csontok helyes szeparálása és a köztük lévő lágyszövet helyes szegmentálása.

Tartalomjegyzék

Kivonat	iii
1. Bevezetés	1
2. Röntgenképalkotás	7
2.1. További elterjedt orvosi képalkotási eljárások	10
2.2. Miért röntgen?	11
3. Képfeldolgozási algoritmusok	12
4. Adathalmaz	20
4.1. Adathalmaz bemutatása	21
4.2. Adathalmaz tisztítása	21
4.3. Maszkkészítés	23
5. Tervezett modell bemutatása	24
5.1. Ízület-detektálás	26
5.2. Csontszegmentálás	29
6. Eredmények	32
6.1. Ízület helye	33
6.2. Ízület kettévágása	35
6.3. Csontszegmentáció	36
6.4. További szempontok	40
7. Összefoglalás	41
Felhasznált irodalom	49
A. Programkódok és adatok	50
B. Precision és recall táblázatok	51

1. fejezet

Bevezetés

Kézprotézis-készítéskor a tervezők leegyszerűsített kézmodellt terveznek, ami elégségesen teljesíti a célmozgásokat (mint fogás, egyszerű gesztusok), megváltoztatva az emberi kéz anatómiai szabadságfokainak számát [5]. Emiatt azonban a valós emberi kézhez képest az is változik, hogy az így készített eszközökkel milyen feladatot tud elvégezni az alany. Az elvégezhető feladatok száma csökkenhet, ha egy mozgás szabadságfokát a valós-hoz képest csökkentik, de nőhet is, ha olyan mozgás is elvégezhető, ami valós kézzel nem, például a csukló 360° -os forgatása [6]. Elfogadható közelítés lehet a csukló mozgását az ujjakétól függetleníteni, ami nagyobb mozgásteret eredményez, mert valójában teljesen behajlított csuklóval kevésbé tudjuk az ujjainkat is behajlítani, mint a csukló ellazított állapotában. Továbbá gyakran alkalmazott egyszerűsítés az ujjaknak csak a hajlító-nyújtó mozgását modellezni [7], valójában azonban a kézközépcsontok és a proximal phalanx közti ízület (lásd lejjebb) szabadságfoka kettő, és a hajlítás-nyújtás mellett abdukcióra és addukcióra (a kettő mozgást egyszerre végezve pedig körmozgásra) is képes. Előbbi az ujjak zárt állásból való oldalirányú kimozdítása, utóbbi a visszazárás mozdulata. Ha ezeket az ízületeket egy szabadságfokúként valósítjuk meg, a protézis olyan tárgyak megfogására nem lesz alkalmas, amihez a hosszúujjak laterális irányú távolítása szükséges.

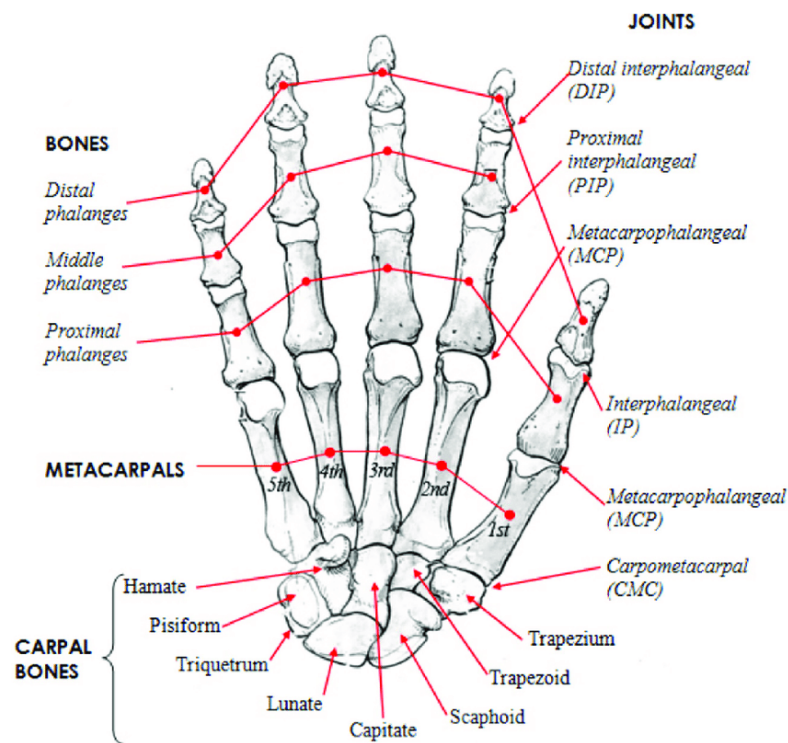
Ezzel szemben biomimetikus kézprotézis-tervezéskor a kéz anatómiáját minél pontosabban szeretnénk lemásolni. Egy ilyen modell elkészítéséhez rengeteg tényezőt kell szem előtt tartani. Az emberi kézfelépítés komplex, 27 csont, mely közül 8 kéztőcsont, 5 kézközépcsont (továbbiakban M vagy metacarpal) és 14 ujjperc (továbbiakban P vagy phalanx), 30 bonyolultan átfedő izom, feszítő és lazító inak, ínhüvelyek, idegek és zsírszövetek alkotják [8]. Bele sem gondolunk, hogy napjában többször ismételt mozdulatokhoz (mint a kézfogás, írás, gépelés stb.) hány izom, ízület, ín együttmozgására van szükség.

A kéz anatómiai felépítése követi annak funkcionális követelményeit, ezért tudunk a többi élőlényhez képest hatékonyan fogni (amit a hüvelykujj különleges, opponáló mozgásával végzünk) és bonyolult feladatokat elvégezni. A kéz azonban az embernek nem csak az egyik legfontosabb effektor szerve, hanem egyben nagyon pontos és érzékeny receptor szerv is, mely közvetett kapcsolatban van az agykéreggel [9].

Fejlesztésünkben a kéz anatómiai paramétereiből kiindulva szeretnénk protézist építeni mesterséges anyagokból, ezzel biztosítva a funkcionális követelmények teljesülését. Ehhez először méréseket kell végeznünk emberi kezeken, hogy milyen tulajdonságú anyagokkal tudjuk megfelelően másolni, mekkorák legyenek a csontok, ízületek, szalagok stb. Aztán a leért adatokból komplex modellt tervezünk, mely tartalmazza a kéz minden részét (csontokat, izmokat, porcokat...). A modell felhasználásával ezeket a részeket legyártjuk és összeépítjük belőle a protézist. Én a kézparaméterek hatékony, algoritmikus meghatározásán dolgoztam, ezzel szeretnénk könnyíteni az első lépést. Az algoritmikus megvalósítás azért lenne hasznos, mert a csontok hosszának, az ízületek artikulációs felületeinek meghatározása hosszadalmas, a mérés közben nagy odafigyelés és az anatómiai struktúrák pontos ismerete szükséges. Ép kéz alapján meghatározott méretek hiányában csupán általános reprezentációk, generikus modellek készíthetők, melyek személyre szabottság híján kevésbé kielégítőek az alany testképébe való integráció szempontjából. A paraméterek kinyeréséhez képfeldolgozást szeretnénk használni, amivel kézzől készült felvételen a csontok tulajdonságait állapíthatjuk meg. A legfontosabb régiók, amiket szeretnénk meghatározni, az ízületek artikulációs felületei. Ezekből a felületekből következnek az elvégezhető mozgások is. Például a proximal interphalangeal ízület paraméterezéséhez a proximal phalanx és a middle phalanx felületeinek pontos geometriáját kell meghatározni. A proximal phalanx három gömbfelületben ér véget, közülük a két szélső konvex állású, melyeket a konkáv állású harmadik gömbfelület köt össze egy nyeregfelületet alkotva, a middle phalanx vége pedig ezzel alkot komplementer geometriát, így hozva létre az ízületet [1]. A kialakult geometria lehetővé teszi a csontok egymáshoz illeszkedését, valamint az ízület hajlító-nyújtó mozgását, illetve gátolja a billenő elmozdulást. Azt azonban nem tudjuk, hogy ezek a gömbök milyen sugarúak és egymáshoz képest pontosan hogyan helyezkednek el, ezek minden embernél változnak, ezért szeretnénk hatékony mérési eljárást fejleszteni a meghatározásukhoz. Ha meghatározzuk az ízületek felületeit, azok felhasználásával lehet alkotni egy anatómiailag pontos számítógépes modellt és később legyártani azt. Az így alkotott számítógépes modell pontosan reprezentálja az adott alany ízületeire vonatkozó mozgástartományokat, és ezzel valósághű módon generálható a saját, bioló-

giai kezéhez hasonló modell. A módszer előnye, hogy így jól tudjuk modellezni egy ép kéz felépítését, a felépítésből pedig következnek az elvégezhető funkciók, megvalósítható mozgások, használata egy protézis esetében intuitívabb a viselőnek.

Kutatásunk ezen részében a kéz feljebb felsorolt elemei közül a hosszúujjak három-három mozgó ízületét helyeztük a középpontba. Megegyezés alapján az ujjakat római számokkal jelöljük I-V-ig a hüvelykujjtól a kisujjig számozva, melyek közül a hosszúujjak a hüvelykujj kivételével a II-V-ös ujjak. Mindegyik hosszúujjban három mozgó ízület van. Ezek az ujjvégtől a tenyér felé sorban a DIP (distal interphalangeal) a DP (distal phalanx) és az MP (middle phalanx) között, a PIP (proximal interphalangeal) az MP és a PP (proximal phalanx) között és az MCP (metacarpophalangeal) a PP és a metacarpal között. Minden hosszúujj középcsontja a CMC (corpometacarpal) ízületeknél kezdődik, melyek összekötik az ujjakat a kéztőcsontokkal (1.1. ábra), ezek közül az ízületek közül a II-es III-as ujjaké merev, a IV-es, V-ös ujjaké ksfokú mozgásra képes. [1]



1.1. ábra. Az emberi kéz csontjai és ízületei, azok rövidítéseivel [10]

A hüvelykujj (vagy I-es ujj) funkcióját és felépítését tekintve is kitüntetett szerepben van. Az I-es metacarpalt és a trapéziumot az I-es CMC ízület kapcsolja össze, mely lehetővé teszi a fejlett opponálást. Ez a fejlett funkció azzal jár, hogy ebben az ízületben a legbonyolultabb modellezni az érintkező felületeket. A többi ujjal ellentétben csak három

csont alkotja (M, DP, PP), típusai a fent leírtakhoz hasonlítanak. A röntgenfelvételeken a hüvelykujj oldalirányból látszik, azaz a csontokat és ízületeket is más szögből felvételezzük, mint a többi ujj esetében. Az ujj állása és a paraméterek meghatározásának bonyolultsága miatt ebben a dolgozatban nem foglalkozom az I-es ujj paramétereinek meghatározásával.

Az emberi kéz működését tekintve rendkívüli mértékben befolyásoló tényező, hogy az egyes, szabad szemmel nem látható, a kézen belüli struktúrák hogyan néznek ki, milyen kapcsolatban állnak egymással; a kívülről nem látható elváltozások (törés, rándulás, ficam) számottevő mértékben befolyásolják a szerv használhatóságát. Amikor ebben az összetett szervezetben valamilyen probléma lép fel, az esetek legnagyobb részében külső ránézésre, beavatkozás nélkül nem lehet megállapítani a probléma okát. A 20. század legelejétől kezdve az orvosok képesek olyan minimálisan vagy egyáltalán nem invazív vizsgálatokat végzeni, melyekkel műtéti beavatkozás nélkül, orvosi képalkotással tudnak betegeket vizsgálni [11] és diagnózist felállítani, ezzel csökkentve a vizsgálatokból eredő kockázatokat. Az orvostudomány ezen ágát radiológiának, az ezzel foglalkozó szakorvost radiológusnak nevezzük. Mióta Wilhelm Röntgen 1895-ben felfedezte a röntgensugárzást [12], több különböző képalkotó módszert fejlesztettek ki, ezzel az orvostudomány technológiailag egyik legelőrehaladottabb ágáról beszélünk. Ma egy radiológusnak több különböző gépet, képalkotási módszert kell ismernie, hogy mindennapi munkájában diagnózist, kezelési tervet tudjon felállítani. A teljesség igénye nélkül ezek közül néhány: röntgen képalkotás, mágnesesrezonancia-képalkotás (MRI), komputertomográfia (CT), Gamma kamera (SPECT), Pozitron emissziós tomográf (PET), ultrahang, mammográfia stb.

Röntgenképalkotó eljárással készített felvételek mint képek algoritmikus feldolgozását hívjuk röntgen-képfeldolgozásnak, ami az orvosi képfeldolgozás egyik iránya. Ehhez az eredeti, analóg röntgen képalkotástól kicsit eltérő, digitális röntgen felvételt készítenek, amit képfeldolgozó algoritmusokkal lehet vizsgálni [13], [14]. Elsődleges célja a nem releváns információk szűrése és a fontos részletek kiemelése volt. Ez mára a radiológiai munka elengedhetetlen részévé vált, ezért egyszerűbb képminőségjavító módszereket a radiológusoknak is ismerniük és használniuk kell, mint a felül- és aluláteresztő szűrők, lineáris kontraszt javítás, stb. [15]. Habár ezek alkalmazása a radiológus munkáját könnyíti, könnyebben detektálhatóvá válnak a képen csak szabad szemmel nem észrevehető részletek, helyes következtetés levonásához szakorvosi képzettség szükséges. A ma is fejlődő

technikai megoldások nem csak a felvételek vizuális javítására alkalmasak, hanem például betegségek, sérülések detektálására vagy olyan információk kinyerésére, amik szabad szemmel csak nehezen lennének észrevehetőek [16], [17]. Így ezek a módszerek nem csak a radiológus munkáját megelőzően tudják azt segíteni, hanem diagnózis felállítására is alkalmasak lehetnek.

A bonyolultabb képfeldolgozó módszerek olyan összetett algoritmusok, melyek szakértői közreműködés nélkül adnak következtetést a beteg állapotáról. Ez nem minősül teljes értékű betegvizsgálatnak, kezelési tervet csak számítógépes program eredményéből nem készítenek, de ilyen eszközök nagyban segítik az orvosok munkáját [18]. A kutatók az elmúlt időben több különböző problémával kezdtek el foglalkozni, a következő bekezdésben a legfontosabbak közül emelnék ki néhányat.

A röntgen képalkotás az egyik legrégebbi technika a csontok felvételezésére, csonttörés, csontbetegség diagnosztizálására. Nem meglepő tehát, hogy az elmúlt években több csonttörés-detektáló algoritmust is terveztek. [16], [19], [20]. A mellkasröntgen a leggyakrabban használt diagnosztikai röntgen vizsgálat. Segítségével a tüdő, szív, gerinc és mellkas megbetegedéseit lehet vizsgálni [21]. A COVID-19 koronavírus járvány következtében a kutatási célra elérhető mellkasröntgenek száma megnőtt. Ennek következtében nem csak a koronavírus-betegséget detektáló módszerek kerültek kutatási középpontba, hanem mellkasröntgenekről megállapítható sokféle betegség, kóros elváltozás. [17]

A mesterséges intelligencia és gépi tanulás folyamatos fejlődése az orvostudományra is egyre nagyobb hatással van, így a radiológia képfeldolgozásban is egyre nagyobb eredményeket érnek el. Megfelelő tanulóhalmazra illesztett modell segítségével tüdő-, szív- [22] és csontszegmentáló hálók [23], betegséget detektáló modellek és daganatdetektáló módszerek [24] készültek.

Kutatási célkitűzésünk egy korábbi csontlokalizáló algoritmus [3] átalakítása ízületek detektálására és ennek felhasználásával implementálni egy hatékony ízületszegmentáló módszert. A korábbi módszerrel röntgenképeken kerestem meg a hosszúujjak négy-négy csontját, melyeket csontonként egy téglalappal kivágtam az eredeti képből. Ehhez először anatómiai méreteken alapuló statisztikai módszerrel megkerestem a hosszúujjak ízületeit, majd azok mentén feldaraboltam a hosszúujjakat. Ezen ízületdetektáló módszert a jelen dolgozatban leírtak alapján módosítottam, különös hangsúlyt fektetve a hosszúujjak

három-három mozgó ízületére (DIP, PIP, MCP). Korábbiakkal ellentétben nem a csontokat, hanem az ízületek körüli területeket vágtam ki az eredeti felvételből, majd szegmentációs lépést hajtottam végre rajtuk. A szegmentáció eredménye két maszk, melyek az ízületet határoló csontvégek által meghatározott területek. A megtalált szegmentációkon vagy a szegmentációk segítségével maszkolt csontokon a továbbiakban geometriaillesztéssel lehet foglalkozni, amivel az ízületek felületeinek paramétereit tudjuk meghatározni. Például élkereséssel lehet a csontok pontos határát meghatározni vagy módosított, körkereső Hough-transzformációval [25] lehet az ízületek felületén köríveket keresni, amivel igazából a valós gömbfelület vetítését vizsgáljuk. Az automatikusan meghatározható paraméterekkel rövidebb idő alatt lehet protézist tervezni, a speciális szakmai képességeket igénylő kézi paraméter-meghatározást ki tudjuk váltani, ami könnyíti a modellezési folyamatot. Ezzel szélesebb körben elérhetővé tehetjük az anatómiailag pontos biometrikus kéz fejlesztési folyamatát. Minél könnyebben és minél rövidebb idő alatt tudunk protézist gyártani, annál többet lehet készíteni és javíthatjuk a protézist igénylő emberek életkörülményeit.

A röntgen-képkalkotás fizikai tulajdonságaiból adódóan az egyszerű képminőség-javító módszerek paramétereit gyakran nehéz megfelelően meghatározni. Például ahhoz, hogy egyszerű bináris thresholdolással tudjuk csontot szegmentálni, az kellene, hogy a csontregiókban minden pixel intenzitása nagyobb legyen, mint bármelyik lágyszöveti pixelérték, ezt azonban a szöveteken belüli szerkezet- és sűrűségkülönbség, valamint a kéz változó vastagsága miatt nem lehet garantálni (lásd 3. fejezet). Az ilyen paraméterek hangolása több képre még nehezebb feladat, ezért a csontok szegmentálásához összetettebb, adaptív eljárásra van szükségünk. A szakirodalomban olvashatók a mi feladatunkhoz hasonló célkitűzések [26], [27], de ezek eredményei az ízületi területeken gyengén teljesítenek, a mi kutatásunkban az ízületek minél pontosabb szegmentálása a cél. Ezért saját algoritmust terveztünk, amivel az ízületek minél pontosabb paraméterezését szeretnénk elérni. Ehhez először a felvételeken az ízületek és a csontok helyét szeretnénk meghatározni, amihez ízület-detektáló és csontszegmentáló algoritmusokat terveztem és implementáltam.

2. fejezet

Röntgenképalkotás

Ebben a fejezetben röntgenképalkotás fizikai és történelmi alapjait mutatom be, majd további képalkotó eljárásokhoz viszonyítva indoklom, hogy miért röntgenképeket használtunk a feladatunk megoldásához.

1895-ben Wilhelm Röntgen német fizikus egy kísérlet folyamán véletlenül fedezte fel a röntgensugárzást [12], miközben fekete kartonnal borított katódsugárcsővel azt vizsgálta, hogy a katódsugár áthalad-e az üvegen. Meglepődve vette észre, hogy sugárzás hagyja el az elrendezést, zöld fénnel belecsapódva egy távolabbi bárium-platinocianádból készült (röntgensugár hatására fluoreszkáló) lapba [28], [29]. Ezek után több különböző kísérletet végzett, hogy vizsgálja a jelenséget, rájött, hogy az ismeretlen sugárzás változatos anyagokon képes áthaladni, de tömörebb testek árnyékot hagynak a fluoreszcens lapon. Később bebizonyította, hogy a sugár áthalad a lágyszöveteken és lenyomatot hagy a csontokról, azzal, hogy elkészítette felesége kezéről az első röntgenképet. Röntgen a publikációjában az ismeretlen jelenséget röviden x-ray-nek (x-sugárnak) nevezte el, ami a mai napig megmaradt, bár több nyelven, ahogy a magyarban is, felfedezőjéről, röntgensugárnak hívják. Felfedezését követően a röntgensugárzást rögtön elkezdték orvosi célokra használni, ami a röntgen- (és az orvosi) képalkotás kezdetét jelentette.

A röntgensugár a gammasugárzáshoz hasonló jelenség. A fő különbség, hogy az előbbit mesterségesen állítják elő elektronok gyorsításával, az utóbbi radioaktív anyagok bomlásának származéka, de mind a kettő ionizáló sugárzás. A sugárzásban terjedő röntgenfotonok a röntgensőben keletkeznek, mely két fő részből (anódból és katódból) álló áramkör. Ez a cső hőálló üvegből készül és benne vákuum áll fenn. A katód az áramkör negatív pólusa, melyről nagy feszültség hatására elektronok válnak le és nagy sebességgel az anódba, a röntgenső pozitív pólusába csapódnak. A becsapódó elektron visszatér az áramkörbe,

az ütközés hatására röntgenfoton és hő keletkezik. Minél nagyobb a beeső elektronok mennyisége és sebessége, annál több röntgenfoton lép ki. A katódcsál hossza és fizikai tulajdonsága meghatározó a röntgenkép geometriai tulajdonságaira nézve, magas olvadáspontja (3370°C) miatt általában wolframot használnak. A katódcsál mozdulatlan és a fókuszáló csészében helyezkedik el, ami az elektronok anódra fókuszálását segíti [30].

A becsapódás hatására hő keletkezik, melynek elvezetéséről, azaz a szerkezet hűtéséről gondoskodni kell, különben a röntgenső a kialakult magas hőmérséklet következtében károsulhat (az anód megolvadhat vagy sérülhet az üveg). Az anód a katóddal ellentétben nem csak álló, hanem forgó is lehet. A mozgó anód fókuszterülete – ahova az elektronok becsapódnak – nagyobb (akár 300-szoros is lehet), ami növeli a röntgenső hőkapacitást. A felhasznált villamos energia körülbelül 99%-a hővé és csupán 1%-a alakul röntgensugárzássá [30].

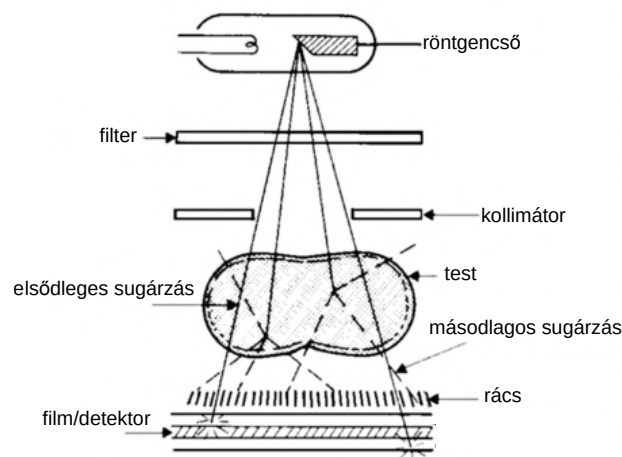
Az elektron becsapódásakor három típusú sugárzás keletkezhet attól függően, hogy az anódban lévő atomokba hogyan ütközik az elektron [30]:

1. Infravörös sugárzás (hő): az elektron külső héjon lévő elektronnal ütközik, gerjeszti azt és hő keletkezik;
2. Karakterisztikus röntgensugárzás: az elektron belső héjon lévő elektronnal ütközik, ennek következtében kilöki azt a helyéről, amivel ionizálja az atomot. Az ionizált atomban „elektronlyuk” keletkezik, aminek hatására az eggyel magasabb elektronpályán lévő elektron kisebb energiát vesz fel és pályát vált, mely folyamatlánc addig folytatódik, amíg a legkülső elektronhéjra nem kerül az „elektronlyuk”. Minden pályaváltás (adott pályák energiájától függő energiájú) röntgenfoton-kibocsájtással jár, amit karakterisztikus sugárnak nevezünk, a folyamatláncot pedig karakterisztikus kaszkádnak. A beeső elektron és a kilökött elektron is további reakciókba léphet és kaszkádokat indíthatnak.
3. Fékezési röntgensugárzás (Bremsstrahlung): az elektron atommaggal vagy annak erőterével kerül kölcsönhatásba, aminek következtében lelassul és megváltozik a haladási iránya. A lassulás során elvesztett energia fékezési röntgenfotonokká alakul. A képképzéshez keltett fotonok többsége ilyen.

A röntgensugár a vákuumcsövet elhagyva filteren és kollimátoron halad át, mielőtt a felvételezendő objektumba ütközik. Az előbbi megszüri a sugárzást, így az alacsony

energiájú fotonok elnyelődnek, ami növeli az átlagos fotoenergiát, így csökkenthető a kis energiájú sugárzásokból eredő zaj. Az utóbbi a sugarak irányításáért felelős hálós szerkezet [30].

A vizsgálandó személy testébe ütközve a sugárintenzitás csökken. Bizonyos fotonok áthaladnak, ezek alkotják a radiográfiai képet a filmen, mások kölcsönhatásba lépnek testen belüli atommaggal vagy elektronhéjjal, ezért lassulnak, irányt váltanak. A képalkotásban két jelentős kölcsönhatás az abszorpció – ekkor a foton a teljes energiáját átadja annak az atomnak, amelyikbe ütközik és elnyelődik – és a szóródás. A szóródás csak részleges energiaátadással jár, aminek következtében a foton bár energiát veszít és iránya is változik, tovább halad. A besugárzott szövet térfogatával növekszik a szóródás mértéke is. Ez jelentősen befolyásolja a kép minőségét, például annak kontrasztját. Képmínőség-javítás érdekében ez a hatás rács alkalmazásával csökkenthető, mely a páciens és a film közé helyezve megszűri a szóródó fotonokat [30]. (2.1. ábra)



2.1. ábra. Röntgen képalkotás menete. A röntgensugár a katódsugárcsőben keletkezik, filteren és kollimátoron halad át, a testbe ütközve kétféleképpen szóródhat, majd szóródás csökkentése érdekében rácson halad át és végül a detektorba csapódik. [31]

A röntgenkép megjelenítése ma kétféleképpen lehetséges, a páciens mögötti receptortól függően. A korábbi az analóg megoldás: a felvétel fényérzékeny röntgenfilmen jelenik meg, ami a becsapódó fotonoktól függően megfeketedik. A későbbi a digitális megjelenítés, mely sugárzásdetektoron alapszik – a beérkező fotonok mennyiségére érzékeny háló –, ami közvetlenül egy számítógépnek továbbítja az adatot [30], [32].

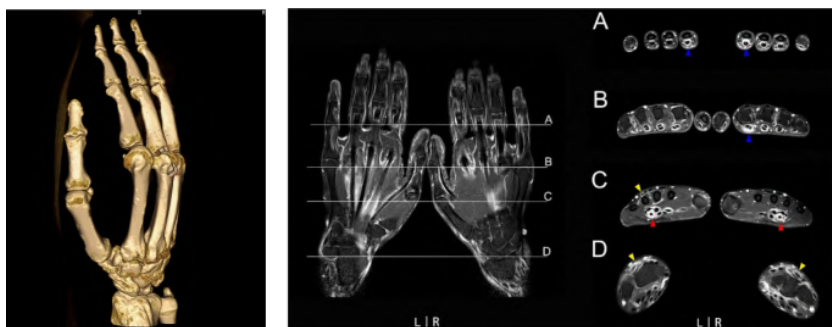
A röntgenképek legnagyobb hátránya, hogy a felvételen az egymás mögötti szövetek átlapolódnak, emiatt nehéz detektálni a különböző régiók határait. Az átlapolódás jelenségével találkozunk mellkasröntgenen, amin a belső szervek, a bordák elülső és hátulsó része, valamint hasi és háti légyszövetek is látszódnak, de ugyanez figyelhető meg kézröntgeneknél is a kéztőcsontoknál, illetve egyes ujjperci ízületeknél a felvételezési iránytól függően. Ezen kívül a szóródás miatt gyakran zajos eredményt kapunk, ami még tovább rontja a szövethatárokat.

2.1. További elterjedt orvosi képalkotási eljárások

Röntgen felfedezése után a huszadik században több különböző módszert kifejlesztettek az emberi szervezet minimálisan invazív térképezésére. Ezek különböző fizikai jelenségeken alapulnak, melyek a testtel különböző módokon interaktálnak, így azt más-más módokon mutatják meg. Például az ultrahang az emberi fül számára érzékelhetetlen hanghullámok kibocsátásán és visszaverődésén alapul, kíméletes, fájdalommentes és mozgás közben is alkalmas képalkotásra.

Komputertomográfia (vagy CT, az angol Computed Tomography elnevezés alapján): az eljárás alapja ebben az esetben is röntgensugárzás, de a fentiekkel ellentétben nem csak egy, hanem több irányból is készül felvétel, melyekből a valós geometria visszaállítható [33]. A Radon tétel szerint képrekonstrukció megvalósító az eredeti kép alacsonyabb dimenziós vetületeiből a Radon transzformációval [34]. A transzformáció kiterjesztését használva háromdimenziós felvételeket is lehet készíteni (2.2. ábra) a test bármely részéről és szövetéről (csontokról, izmokról vagy belső szervekről). Felbontása berendezésfüggő, a fizikai háttér miatt a röntgenéhez hasonló, kontrasztja viszont az átlapolódás hiánya miatt magasabb, kontrasztanyag használatával még tovább javítható. A hosszadalmas, hangos vizsgálat egyes páciensek számára kényelmetlen lehet, mindezek mellett az egész vizsgálat alatt mozdulatlanul kell feküdni. Bár kisebb, szabályos ütemű mozgásokból (szívdobogás, szabályos légzés) eredő artefaktokra léteznek megfelelő mintavételezési eljárások [35], [36], a megfelelő visszaállíthatóság érdekében CT felvétel készítés alatt nem szabad mozogni [37].

Mágnesesrezonancia-képalkotás (röviden MR vagy MRI az angol Magnetic Resonance Imaging alapján): az előzőekkel ellentétben ennek nem röntgensugárzás a fizikai alapja. Az MR gépen belül erős mágneses tér van, ami a hidrogén atommagok (protonok) spinjét



2.2. ábra. Kézről készült CT és MR felvétel, utóbbiról a négy bejelölt helyen vett metszeteket is ábrázolva. [38], [39]

egy irányba állítja. Ezen protonok rádiófrekvenciás hullámokkal stimulálhatóak, melynek hatására, mérhető energiaváltozással járó folyamat közben kimozdulnak a korábban felállított egyensúlyi állapotból. A CT-hez képesti magas kontraszt a különböző szövetek és a szöveteken belüli H^+ koncentráció-különbségen alapul. A legnagyobb előnye a korábbiakhoz képest, hogy nem csak anatómia (tehát a csontok, szervek elhelyezkedése) felvételezhető, hanem a testen belüli fiziológiai folyamatok is (pl.: véráram) (2.2. ábra). A zárt készülékben történő hosszú és hangos vizsgálat sokak számára kényelmetlen lehet, amihez társul, hogy a CT-hez hasonlóan mozdulatlanoknak kell maradni, ezért klausztrofóbiásoknak különösen kényelmetlen eljárás. Ezen felül a kialakuló erős mágneses tér miatt a terembe tilos mágnesezhető anyagot bevenni, így például beültetett pacemakerrel, protézissel rendelkező embereken nem végezhető el a mérés. [40]

2.2. Miért röntgen?

A dolgozat teljessége érdekében fontosnak tartom leírni, hogy a fent bemutatott, mind kontraszt, mind felbontás tekintetében jobb minőségű képalkotó eljárásokkal szemben miért röntgen képekkel dolgoztam.

Az átlapolódás a kézröntgenképek esetében is előfordul, főleg a kéztőcsonti területeken és a csuklónál számottevő. A számunkra fontos, ízületi régiókban kevésbé jellemző, de van olyan felvétel, melyen a vizsgálati szögből adódóan vannak átfedő csontvégek. Ezen kívül a szóródásból adódóan gyenge a kontraszt a csontvégek és a porcok között, valamint a csontok oldalán. Mindezen hátrányok mellett a röntgen a legolcsóbban elvégezhető, legkönnyebben hozzáférhető és tárolható mind közül. A jövőben előfordulhat, hogy a pontosabb kézmodell felállítása érdekében CT felvételek feldolgozásával fogjuk keresni a kívánt morfológiai paramétereket.

3. fejezet

Képfeldolgozási algoritmusok

Az algoritmikus illetve gépi tanuláson alapuló digitális képfeldolgozás ma az egyik legkutatottabb téma az informatikai szakirodalomban és az iparban. A bárki által használható filterektől kezdve a rendszám-tábla-felismerő alkalmazásokon, az orvosi diagnosztikát segítő programokon keresztül a legkorszerűbb önvezető autókig szinte minden területen dolgoznak kutatók, fejlesztők. A problémák az egyszerű képjavító, élkereső algoritmusoktól a komplex mintafelismerésig terjedhetnek, könnyű elkezdeni foglalkozni a témával, aztán egyre bonyolultabb feladatokkal megismerkedni és megoldani azokat.

A digitális képfeldolgozás alapja, hogy a képre úgy tekintünk, mint egy $f(x, y)$ kétváltozós, véges, diszkrét függvényre, ahol x és y a helykoordináták. Az $f(x, y)$ függvény értékeit az adott, (x, y) pontban vett intenzitásának nevezzük. A kép egy pontját képpontnak vagy angol elnevezésének megfelelően pixelnek nevezünk (ami a picture element szókapcsolat összefonódásából alakult ki). A szürkeárnyaltos kép minden pixele a teljesen fehér és a teljesen fekete színek közti spektrumon vesz fel értéket. Ebben a dolgozatban a teljesen fekete pixel intenzitását 0-nak, a teljesen fehér pixel intenzitását 1-nek vesszük (erre léteznek más konvenciók is, például 0 – 255 közötti egész értékek). A színes képeket nem két-, hanem háromváltozós, $f(x, y, z)$ függvényként írhatjuk fel, például az RGB (piros, zöld, kék) színtérben, ahol $z \in \{1, 2, 3\}$ és az adott (x, y) beli pixel a három alapszín $f(x, y, 1), f(x, y, 2), f(x, y, 3)$ súlyú lineáris kombinációjaként írható fel. Ebben a dolgozatban csak szürkeárnyaltos képekről lesz szó, mivel a röntgenképek ilyenek. Minden pixel értéke a képkalkotó receptor adott cellájába érkező fotonok számával arányos.

A továbbiakban legyen a kép első dimenzióbeli mérete H a kép magassága, azaz $x \in \mathbb{N}, 0 < x \leq H$. Hasonlóan legyen W a kép második dimenzió bel mérete, a kép

szélssége, tehát $y \in \mathbb{N}, 0 < y \leq W$. (Megjegyzés: az informatikában szokás a tömböket, vektorokat 0-tól indexelni, x és y lehetséges értékeit is felvehetnénk eszerint, pl.: $x \in \mathbb{Z}, 0 \leq x < H$, a MATLAB nyelvben mégis 1-től indexelünk, ezért az algoritmusk matematikai leírásánál is ezt a konvenciót fogom használni.) A másik gyakran használt szemlélet, hogy a képre, mint egy $M \in \mathbb{R}^{H \times W}$ mátrixra tekintünk. A digitális képfeldolgozásban használt algoritmusok olyan transzformációk, melyeket ezen f függvényen vagy M mátrixon hajtunk végre.

Az alábbiakban néhány fogalom és algoritmus [41] működését szeretném bemutatni, amiket az orvosi képfeldolgozásban használnak vagy a bemutatandó modell felállításához használtam.

Pixel k környezete: az a régió, mely adott pixeltől az első vagy a második dimenzió mentén maximum adott k (sugár) távolságra van (3.1. egyenlet)

$$N(x_0, y_0) = f(x, y), \text{ ahol } x_0 - k \leq x \leq x_0 + k, y_0 - k \leq y \leq y_0 + k \quad (3.1)$$

Mátrixműveletek: két képpel mint mátrixokkal tudunk műveleteket végrehajtani, például: összeadás, kivonás, elemenkénti szorzás, elemenkénti osztás, mátrix szorzás, konvolúció stb.

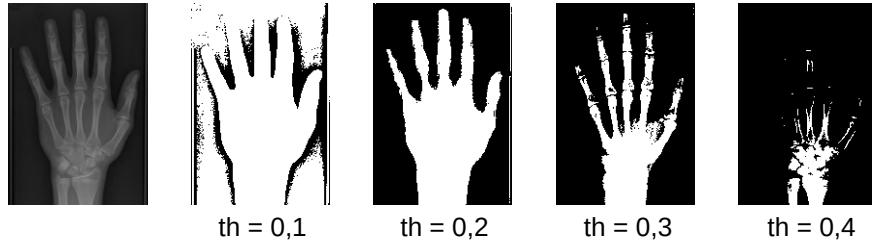
Hisztogram: adott kép intenzitásértékeinek eloszlását mutatja. Meg kell adni, hogy a teljes értékkészletet hány egyenlő részre szeretnénk bontani, eredményül azt kapjuk, hogy ezen intenzitás-tartományokban hány darab pixel van. Tehát, ha 99 egyenlő részre osztjuk a $[0, 1]$ közötti intenzitásértékeket, kimenetként egy listát kapunk, amiben sorban szerepel, hogy hány pixelérték van a képen $[0, 0,1]$ intervallumon, majd $[0,1, 0,2]$ között stb. (3.3. ábra).

Bináris thresholdolás: az angol threshold (küszöb) szóból eredően a magyar szakirodalomban is ezt a kifejezést használják. A szürkeárnyaltos képet kétértékűvé alakít egy adott intenzitásérték mentén. A meghatározott (th) küszöbérték feletti pixelértékekhez 1-et, az annál kisebb intenzitású pixelekhöz 0-t rendel (3.2. egyenlet).

$$T(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq th \\ 0 & f(x, y) < th \end{cases} \quad (3.2)$$

Közvetlen szegmentálásra csak nagyon tiszta röntgenképek esetében lehet alkalmazni, aminek több oka is van. 1) Általában a felvételek zajosak, elmosódottak és a csontok

szélén gyenge kontraszttal rendelkeznek, főleg az ízületi területeken, ahol porcok is vannak. 2) A kéz a csukló felé egyre vastagabb, ami azzal jár, hogy felvétel készítésekor ezen a régió kevesebb röntgenfoton halad át és világosabb képet ad. 3) A csontok nem homogén összetételéből eredő csonton belüli intenzitás-különbség jön létre. A felsoroltak miatt egyetlen intenzitásérték mentén szeparálva nem lehet pontosan csontszegmentációt végezni (3.1. ábra), mert előfordulhatnak azonos intenzitású lágyyszöveti és csontszöveti területek.



3.1. ábra. Bináris threshold eredménye kézről készült röntgenképen. Baloldalt az eredeti felvétel, aztán négy thresholdolás a feltüntetett küszöbértékekkel.

Otsu threshold [42]: szürkeárnyaltos kép hisztogramján alapuló automatikus küszöbérték-keresés. Az algoritmus a hisztogram minden pontjára kiszámolja az érték alatti és feletti osztályon belüli varianciát, végül thresholdnak azt az értéket választja, ahol a az osztályon belüli varianciák összege minimális.

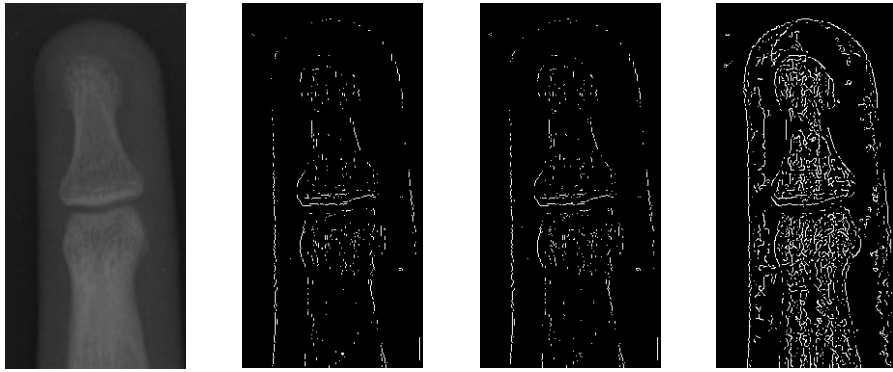
$$T = \operatorname{argmin}(\sigma_w^2(t)) = \operatorname{argmin}(\omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t)) \quad (3.3)$$

Ahol T a keresett küszöbérték, $\sigma_w^2(t)$ az osztályon belüli varianciák összege t küszöbérték esetén, $\omega_0(t)$ és $\omega_1(t)$ a t alatti és t fölötti hisztogram-értékek, $\sigma_0^2(t)$ és $\sigma_1^2(t)$ az osztályon belüli varianciák.

Élkeresés: az élkeresés is nagyon fontos képfeldolgozási eszköz, segítségével különböző területek határvonalát kereshetjük. Többféle eltérő élkereső algoritmus létezik, melyek alapján lehet definiálni továbbiakat is. Ezek a módszerek általában valamilyen lokális mintát ismernek fel. A lokális mintával konvolválva a vizsgált képet megkapjuk azokat a pozíciókat, ahol a minta megjelenik. Például a Prewitt [43] kernelekkel olyan régiókat keresünk, amiktől az egyik irányba (horizontálisan vagy vertikálisan) világosabb pixelek vannak, mint a másikba, ehhez P_x és P_y kerneleket tudjuk használni (3.4. egyenlet)

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Röntgenképek esetében a már korábban említett gyenge kontraszt miatt rosszul teljesítenek az élkeresések (3.2. ábra). Erre példa a DP-k végénél lévő jellemző elmosódás, ami miatt nagyon nehéz detektálni ezen csontok szélét. Bár bonyolultabb élkeresési algoritmusok paramétereit egy-egy felvétel vizsgálatakor lehet megfelelően hangolni, ezek általánosítása több felvételre bonyolult, tudomásom szerint még nem megoldott probléma.

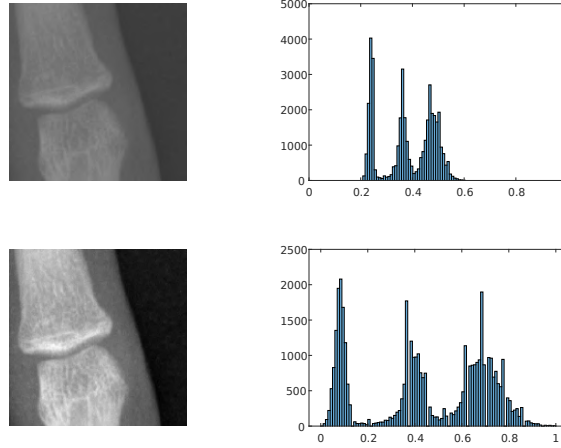


3.2. ábra. Az első képen egy röntgenképből kivágott részlet látható, utána három különböző élkeresési algoritmus eredménye, sorban: Prewitt [43], Sobel [44] és Canny (*threshold* = 0,2, σ = 1) [45] módszerekkel.

Min-max normalizálás: a képeken végzett transzformációkkal különböző értékkészletű eredményeket kaphatunk, ezért fontos lehet a képek normalizálása, hogy mindig [0,1] intervallumon belüli intenzitásértékekkel tudjunk dolgozni. A normalizálásnak több módja van, melyek közül a min-max normalizálás az egyik. A legkisebb intenzitású pixelt ($\min(f(x,y))$) 0-ra, a legnagyobb intenzitásút ($\max(f(x,y))$) pedig 1-re változtatja, a kettő közti értékeket lineáris transzformációval alakítja át 0 és 1 közötti értékre (3.5. egyenlet).

$$N(x,y) = \frac{f(x,y) - \min(f(x,y))}{\max(f(x,y)) - \min(f(x,y))} \quad (3.5)$$

A min-max normalizálás egyik lehetséges felhasználása, amikor a röntgenképből kivágunk egy területet, ezzel megváltozik a felvett intenzitásértékek eloszlása. A normalizálás eredményét a hisztogram változásán lehet követni (3.3. ábra).

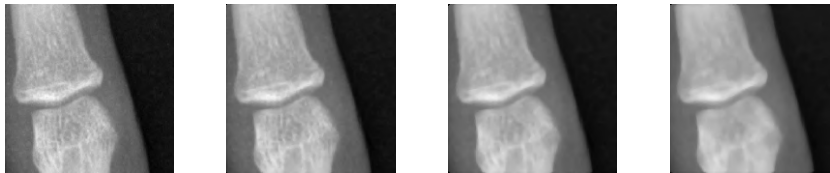


3.3. ábra. Min-max normalizálás eredménye egy röntgenfelvételtől kivágott képrészleten. Felül az eredeti képből kivágott rész és annak hisztogramja, alul a normalizált kép és annak hisztogramja látható

Medián-szűrés: a szűrőtechnikák célja általában zajszűrés vagy kontrasztjavítás. Ezek közül a medián-szűrés minden (x_0, y_0) pixelhez az $N(x_0, y_0)$ környezetében lévő intenzitásértékek mediánját rendeli, ezzel kiszűrhetők lokális szélsőértékek (A salt and pepper noise-nak nevezett jelenség hatásos szűrő módszere).

$$MF(x_0, y_0) = \text{medián}(N(x_0, y_0)) \quad (3.6)$$

A röntgenfotonok szóródásából adódóan egyrészt gyakran tapasztalhatunk a képen nagyon világos vagy nagyon sötét pixeleket, másrészt egy környezetben is nagyon vegyes intenzitásértékeket kaphatunk, ami a thresholdolás és az élkeresés eredményét is rontja, ezért röntgenképek feldolgozásakor érdemes medián-szűrést alkalmazni (3.4. ábra). A bemutatott módszerben én is alkalmaztam zajszűrés céljával.



3.4. ábra. Medián-szűrés eredménye egy röntgen felvételtől kivágott képrészleten. Baloldalt a felvételtől kivágott részlet, utána sorban $k = 1, 2, 3$ sugárral szűrt eredmények.

Egybefüggő komponensek: bináris képen egybefüggő komponenseknek nevezzük azokat az egyesekből álló területeket, melyek összekapcsolódnak. Így egy képen akár több

komponens is lehet, ha köztük van csak nullákból álló határolóvonal. Két pixel összekapcsolódásának meghatározásához általában a négyes vagy a nyolcas kapcsoltságot használjuk, előbbiben csak az éllel szomszédos pixeleket tekintjük szomszédnak, utóbbiban azokat is, amiknek van közös csúcsa, de ezektől különbözöt is lehet definiálni, például két pixel akkor kapcsolódik, ha vízszintes élük közös. Két komponens különböző, ha semelyik pixel nem kapcsolódik a másik komponens bármely pixeléhez.

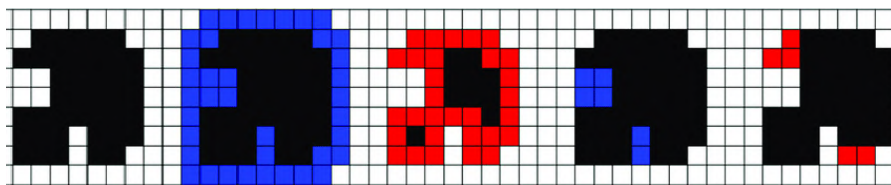
Lokálisszélsőérték-keresés: ennek is több módja van, én egy iteratív módszert használtam. Minden lépésben megkeresem a globális szélsőértéket, majd azt kiveszem a halmazból. Maximumértékek keresésekor megkeresem a globális maximumot, elmentem a helyét és az értékét, majd az adatban, amiben kerestem, ezt az értéket 0-vá változtatom. Ennek a módszernek a kiterjesztését használtam, amiben nem csak a legnagyobb értéket változtatom 0-vá, hanem annak egy környezetét is, így megakadályozva, hogy a megkeresett lokális szélsőértékek egy helyen tömörüljenek.

Morfológiai nyitás és zárás: a zárás és nyitás megértéséhez először az erózió és dilatáció függvényeket kell megérteni. Az erózió egy bináris képen az objektum határából vesz le pontokat (jele: $\ominus$), a dilatáció az objektum határához hozzáad pontokat (jele: $\oplus$) egy meghatározott minta alapján. A megadott mintával bejárjuk az egész képet és azt figyeljük, hogy az mikor metszi a képen lévő objektumokat. Dilatáció eredménye minden olyan pont, ahol a mintának és a képnek van közös nem 0 pontja, az erózió eredménye minden olyan pont, ahol a minta részhalmaza a kép nem 0 pontjainak. A morfológiai nyitást a bináris képen végzett erózió majd dilatáció (jele: $\circ$) (3.7. egyenlet), a zárás először dilatáció, aztán erózió (jele: $\bullet$) (3.8. egyenlet). Nyitással a vékony objektumok eltűnnek, zárással az objektumon belüli lyukakat lehet kitölteni

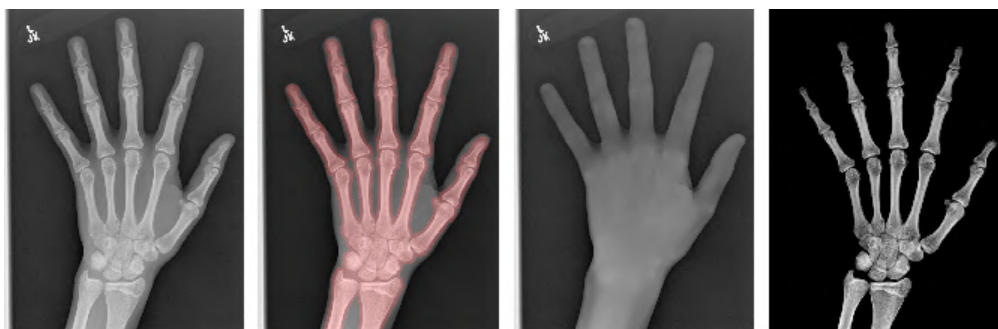
$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.7)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3.8)$$

Yuanhao Gong - Csont- és lágyszövet dekompozíció [26]: hatékony dekompozíciós eljárás, mely a fotonok lágyszövetből adódó szóródását modellezi, majd kivonja az egész képből, így megkapva a csontszöveteket. Alapja a szóródási egyenlet, mely a röntgenképet a lágyszöveti és csontszöveti képekre bontja. A röntgenképen ahol csontot látunk, ott



3.5. ábra. Morfológiai eljárások egy 2×2 -es, mindenhol 1 értékű kernellel. Sorban az eredeti minta, aztán a dilatació, erózió, zárás és nyitás eredménye. [46]



3.6. ábra. Csont- és lágyszövet dekompozíció. Első képen a bemeneti felvétel, másodikon a közelítéshez használt kezdeti maszk, harmadikon a közelítéssel számolt lágyszövet és a negyediken a kiemelt csontok. [26]

valójában az ujj lágyszövetet is tartalmaz, ezért a szóródás ezeken a területeken kétkomponensű. Egy kezdeti maszk segítségével kétváltozós folytonos függvényként a látható lágyszövetből lehet közelíteni az összes nem csontból eredő szóródást, amit kivonva az eredeti felvételtől, megkaphatóak a csontok. Ezzel a módszerrel hatékonyan megkapjuk a csontokat, de a kétváltozós függvényközelítés a csontok között rosszul teljesít, gyakran egyáltalán nem tudja megszűrni a közelítéssel a felvételen lévő lágyszövetet.



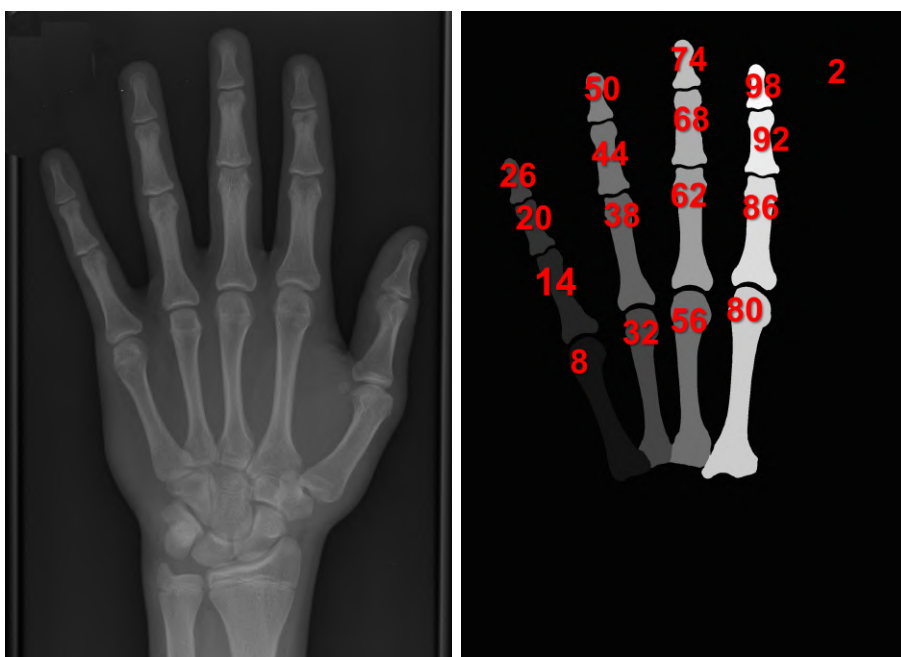
3.7. ábra. Kézröntgenfelvétel és az automatikus csontszegmentáló módszer eredménye. [27]

Ayhan Yuksel és Tamer Olmez - Automatikus csontszegmentálás [27]: röntgenfelvételen bejelölt ujjvégek és csukló helyén alapuló hatékony, unsupervised (felügyelet nélküli) tanulást használó csontszegmentációs eljárás. Először a csontok éleit emeli ki, majd a csontokon belüli régiókat kisebb ablakokban C-means algoritmussal [47] osztályozza. Az osztályozás eredménye a csontok maszkja. Az eljárás nagyon jól működik az ujjak oldalánál lévő csonthatároknál, de az ízületi területeket nem szegmentálja jól.

4. fejezet

Adathalmaz

A kitűzött probléma megoldásához a 2017-es RSNA Pediatric Bone Age Challenge mesterséges intelligencia versenyen publikált, nyilvánosan elérhető kéziröntgenkép-adathalmazt használtuk [4]. A verseny célja gyermek kéziröntgen alapján megállapítani a páciens korát hónapra pontosan. A versenyt követően is több röntgenképfeldolgozási kutatás jelent meg ezt a halmazt használva [48], [49]. A halmaz mindkét nemből vegyesen, összesen 14 236 darab röntgenfelvételt tartalmaz (melyből 12611 tanító, 1425 validáló, 200 teszt).



4.1. ábra. Baloldalon egy kéziröntgenkép látható, jobboldalon a felvétel maszkja. A maszkon minden csontnak különböző intenzitásértéke van. A feliratok a csontok százalékos intenzitásértékeit jelölik, tehát a 0 a teljesen fekete, a 100 a teljesen fehér színt jelenti. [3]

A kutatás ezen részében az adathalmazból hét darab, 18 éves alanyról készült képen végeztem előzetes annotációt, a modellel szegmentálást, végül a kettő összehasonlításával kiértékelést. A korábbiakhoz hasonlóan [3] a képekhez a csontok anatómiai alakjának megfelelően maszkokat készítettem (4.1. ábra), melyekkel a modell eredményeit összevetve validálást végeztem.

4.1. Adathalmaz bemutatása

Az adathalmaz gyermek kezekről készült röntgenfelvételeket tartalmaz *.png* kiterjesztésben elmentve. A tanulóhalmazban szereplő minden adatról tudjuk az alany nemét és korát, hónapban meghatározva, mely $0 - 216$ -ig terjedő egész szám. A teszt halmazban csak az alanyok nemét ismerjük. A felvételtől egyéb adatot nem tudunk, például, hogy milyen géppel készült, a felvételezéskor használt fókusztávolságot, sugármennyiséget, szűrést, a kéz valós mérete és a kép felbontása közti arányt. A legutolsót azért fontos kiemelni, mert így ezt az adathalmazt használva csak relatív (pixelben meghatározott) méretekkkel tudunk dolgozni, a valós méretekre nem tudunk pontos értéket mondani. A továbbiakban tervezzük valós méretre vonatkozó adatokat tartalmazó felvételekkel is dolgozni, hogy az eljárással valódi csontméreteket tudjunk meghatározni.

A képeken PA (posterior-anterior) nézetből felvett kézfejek láthatóak, önként feszített állapotban, nyújtott ujjakkal. Tehát a röntgensugarak a kéz háttól a tenyér felé haladtak. Önként feszített állapotban az ujjak csontjai egy vonalban vannak, azokra egy-egy egyenes illeszthető, melyek egy pontban metszik egymást. Ez nem minden képre teljesül teljes mértékben, van, hogy jobban kifeszített kéz van az ábrán, vagy az ujjak egymással párhuzamos állásban vannak. A fókusztávolság pontos helye a felvételek között változik, valamely esetben a kéz közepe egyben a kép közepe, de előfordul, hogy a kép közepe a csukló vagy más terület.

4.2. Adathalmaz tisztítása

A halmazból 18 éves páciensekről készült felvételekkel dolgoztam. Ezeken a felvételeken a csontok már elérték a növekedés végét, kialakultak a végső anatómiai méretek, geometriák. A modellben használt csontméret-statisztikákat felnőtt kezekről végezték, ezért volt fontos, hogy az arányok használatához felnőtt kezeket vizsgáljak.

A módszer megalkotása közben minél általánosabb működésre törekedtem, hogy ne csak a kiválasztott képeken lehessen alkalmazni. Azonban meghatároztam néhány, a felvételre vonatkozó tulajdonságot, aminek teljesülnie kell, hogy a program működjön (amellett, hogy 18 éves alanyról készült a felvétel). A halmazból használt hét kép mindegyikére teljesül, hogy 1) az egy ujjhoz tartozó csontok egy vonalban vannak, így azt egy egyenes mentén ki lehet vágni a képből (ha az egyik csont kis szögben van a többihez képest, az még nem probléma, a probléma az, ha a kéz kifeszített állása miatt az M és PP csontok szögben vannak); 2) a kéz mérete közel azonos a kép méretével, nem tartalmaz nagy háttérterületet; 3) a háttér a kézhez képest alacsony intenzitású, a kettő között látható kontraszt van (4.2. ábra). Mindezek mellett a probléma általános megoldása érdekében egyrészt több különböző felbontású képpel dolgoztam, a legkisebb: 780×1054 , a legnagyobb: 1651×2377 méretű. Az eljárásban a méretre vonatkozó paramétereket mindig az eredeti kép méretéből számolom (pl.: a kivágott ujjak szélessége). Ezen kívül egy olyan képet is választottam, amin az V-ös IP látványosan rövid a többi IP-hez és a kisujj többi ujjpercéhez képest is. Ezzel tudtam általánosítani a valószínűség-alapú keresést.



4.2. ábra. Az első képen a feltételeknek megfelelő felvétel látszik, amivel dolgoztam. A második képen az V-ös MCP-nél az IP és a középcsont szöget zár be, így az ujj csontjai nem egy vonalban vannak. A harmadik képen nem csak a kéz van, hanem az alkarcsontok is nagy részben látszanak és nagy a háttér. A negyedik képen is csak kisebb részét teszi ki a kéz az egész képnek, emellett a háttér intenzitása nagyon hasonló a lágyszövetéhez.

A feltételeknek megfelelő képeken alkalmazva a módszert azt várom, hogy minden ujjat megfelelően ki tudjak vágni, a valószínűség-alapú ízületkeresés minden alkalommal az ízülethez közeli régiót vágjon ki az eredeti képből, az ízület predikált helye közel legyen annak a valódi helyéhez és végül, hogy az ízületek kivágása után ezeken a képrészleteken a csont a lágyszövettől és a háttértől bináris thresholdolással szeparálható legyen. Ezen elvárások teljesülésekor a működik a szegmentáció.

4.3. Maszkkészítés

Minden használt felvételhez maszkot készítettem, bejelölve a hosszúujjak összesen 16 csontját, amivel a szegmentáció eredményét tudtam kiértékelni. Amellett, hogy ebben a projektben használtam, a maszkok készítésekor arra is figyeltem, hogy következő munkák során is lehessen ezekkel dolgozni, ezért különös hangsúlyt fektettem a csontvégek geometriájának helyes annotálására. A készített maszkokat tehát most szegmentáció kiértékelésére tudtam használni. Később lehet, hogy geometriaillesztés vagy ízületív-meghatározás kiértékeléséhez is hasznos lehet. A készített maszkokon minden csontot különböző szürkeárnyalatos intenzitásértékkel jelöltem, ezzel mindet egyszerűen és egyértelműen meg lehet találni (4.1. ábra).

A maszkokat GIMP GNU Image Manipulation Program segítségével készítettem. A röntgenkép betöltése után arra egy fekete háttérű új réteget hoztam létre és részben átlátszóvá állítottam. A fekete rétegen piros színnel az Ecset, a Szabadkézi kijelölés és a Varázspálca eszközök használatával először bejelöltem minden csontot az anatómiai geometriájának megfelelően, majd amikor ezek megvoltak, minden csontot átszíneztem az annotált intenzitásértéknek megfelelően. Az elkészült maszkokon a konzulenseimmel való egyeztetés után változtattam, végül minden maszkot anatómiailag helyesnek találtak.

Az anatómiailag pontos maszkok elkészítése a helyes validáláshoz és a további lehetséges használatokhoz elengedhetetlen. Ezért nagyobb hangsúlyt fektettem az ízületi régiókra. Ebben a dolgozatban nem használok ilyet, de érdemes lehet az eredmények kiértékelésénél azt is megvizsgálni, hogy adott módszer milyen helyesen találja meg a fontosabb régiókat, mondjuk a validálásban súlyozást használni a maszkok szélén, hogy ezek a területek nagyobb hangsúlyt kapjanak, mint az ízülettől távoli csontok közepén lévő, továbbiakban kevésbé fontos területek. Most uniform validálást használtam, tehát minden pixel ugyanakkora súllyal vesz részt a metrikákban, de csak a csontok végét vizsgáltam.

Összesen hét maszkot készítettem, mindegyik képhez egyet-egyet, melyeket több lépésben is javítottam konzulenseim visszacsatolásával. Maszkok készítése hosszadalmas és nagy odafigyelést igénylő feladat, ezért nagy adathalmazon kiértékelni az eredményeket sok előkészítéssel jár. Azonban kidolgozási fázisban a modell értékeléséhez elengedhetetlen maszkokon tesztelni a végeredményt. El lehet rajta gondolkodni, hogy van-e a fenti módszernél hatékonyabb megoldás maszkkészítésre, egyelőre nem találtam jobbat.

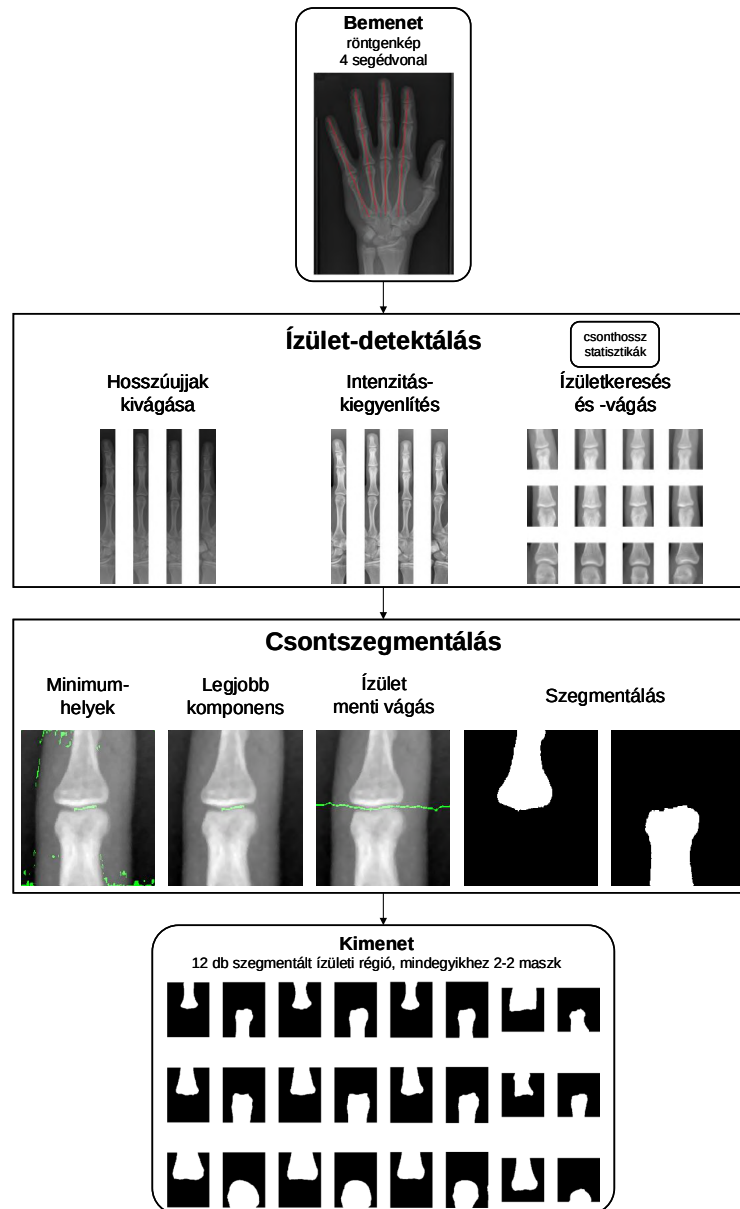
5. fejezet

Tervezett modell bemutatása

A modell tervezésekor a röntgenképalkotás fent bemutatott képminőségre vonatkozó tulajdonságait kellett szem előtt tartani. A legnagyobb kihívások közül néhányat kiemelnék, mielőtt a modell részletes leírásába kezdenék: 1) az ujjak mentén a tenyértől az ujjvégekig elvékonyodik a kéz, ebből egyre csökkenő intenzitás következik; 2) ízület középpontjának pontos meghatározása az ízületi régiókban lévő gyenge kontraszt és csontátlapolódás miatt; 3) a kivágott ízület kettévágása a két csont közti terület mentén; 4) a kivágott csontvégek megfelelő szegmentálása. Ezeket a lépéseket a teljes röntgenképen még nehezebb lett volna elvégezni, ezért alkalmaztam több lépésben vágást, így mindig csak adott képrészlettel dolgoztam.

A teljes program két nagy részre osztható: ízület-detektálásra és csontszegmentálásra (5.1. ábra). Az előbbinek bemenete a vizsgált kézfelvétel, melyen minden ujjhoz definiáltam egy szakaszt az ujj tövétől a hegyéig, valamint a hosszúujjak csonthosszainak átlaga és szórása Buryanov Alexander és Kotiuk Viktor cikke alapján [50], kimenete a felvételtől kivágott 12 ízületi régió. A röntgenkép darabolását három lépésre bontottam, először a definiált segédvonalak használatával kivágtam az ujjakat, másodsor az ujjak elvékonyodásából eredő intenzitáscsökkenést javítottam, végül kivágtam a három ízületet. Az ízület-detektáló rész kimenete egyben a csontszegmentáló bemenete, melyet szintén további lépésekre bontottam. Bár az ízület-detektálással a vizsgált felvételeken minden ízületet sikerült kivágni, azok pontos pozíciója változhat, ezért a megfelelő szegmentálás érdekében érdemes javítani a predikción. Tudva, hogy a csontszöveti régiók intenzitása nagyobb, mint a lágy szöveté, először minimumértékeket kerestem a képen, ezzel több lehetséges területet kaptam, amelyek közül súlyozással meghatároztam a legjobbat, a javított ízületlokalizáció után a két csontot mutató képet kettévágtam egy-egy csontra,

melyeket utolsó lépésben külön-külön szegmentáltam. Így kaptam meg a 12 szegmentált ízületi régiót, melyek mindegyike 2-2 maszkból áll, egyben a kívánt végeredményt. Így az egész program összesen hét lépésre bontható, melyek részletes működését ebben a fejezetben írom le. A reprodukálhatóság érdekében minden használt kódot és adatot elérhetővé tettem (lásd A. függelék).



5.1. ábra. A tervezett modell diagrammja. A modell bemenete egy röntgenkép és 4 darab, kézzel felvett segédvonal, ami az ujjak orientációját mutatja. Kimenete 12, darabonként két maszkból álló szegmentált ízületi régió. A módszer két nagyobb részre bontható, az ízületek kivágására és a csontok szegmentálására, melyek további kisebb lépésekre oszthatóak.

5.1. Ízület-detektálás

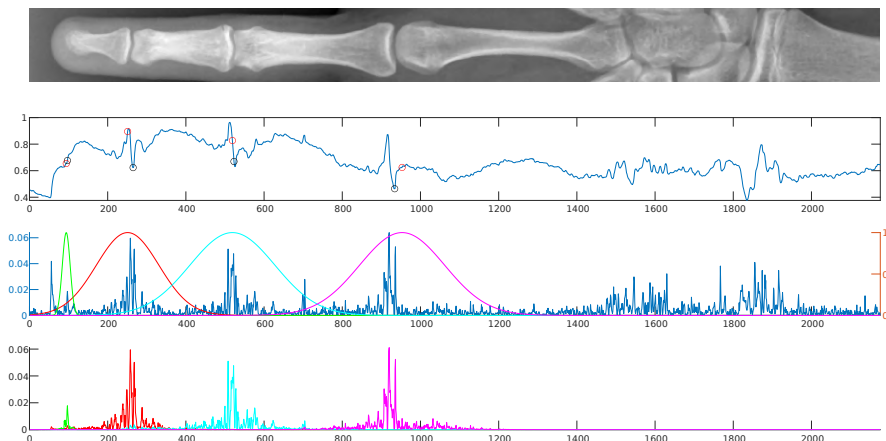
Az első rész megvalósításához egy korábbi munkámat használtam fel, melynek dokumentációjában [3] részletesen írok annak működési elveiről, de a teljesség kedvéért a fontosabb gondolatokat itt is leírom. Az általánosabb működés elérése érdekében pár változtatást végeztem a korábbi algoritmuson:

- Legnagyobb változtatás maga a kimenet, az előző feladat a hosszúujjak összesen 16 csontjának kivágása volt az ízületek mentén, ebben a munkában az ízületeket vágtam ki.
- Ahhoz, hogy többféle felbontású felvételen is működjön, több helyen alkalmaztam relatív méret paramétereket. Például korábban minden ujj szélességét 200 pixelnek határoztam meg, ez most a röntgenfelvétel szélességének egynyolcada.
- A valószínűség-alapú ízületkeresés után az intenzitásfüggvényen a lokális minimum- és maximumhely felezőpontja helyett (amivel a csontvéget kaptam) a lokális minimumhelyet választottam, ezzel meghatározva az ízület közepét.

Hosszúujjak kivágása: felvételenként minden hosszúujjhoz meghatároztam egy-egy segédvonalat a CMC-k közepétől a DP-k végéig. E vonalak segítségével vágtam ki a hosszúujjakat. Úgy forgattam a képet, hogy az adott ujj függőleges helyzetben legyen, ezután kivágtam az elforgatott vonal körüli területet. Az ujj magassága az elforgatott kép magasságával egyezik meg, kivágva a forgatásból eredő csupa 0 hátteret, szélessége az eredeti felvétel egynyolcada, melyet empirikus úton állítottam be, arra törekedve, hogy a kivágott képen az adott ujj minden csontja és csak azok szerepeljenek. A kivágás így teljesen parametrikus, a bemenet méretétől függ.

Intenzitás-kiegyenlítés: feljebb már említettem az ujjak menti intenzitáscsökkenést. Mértékét úgy határoztam meg, hogy a kivágott ujj minden oszlopának intenzitásfüggvényére egyenest illesztettem és ezek meredekségét átlagoltam. Az intenzitás-kiegyenlítés érdekében minden oszlopból kivontam egy ilyen meredekségű, 0 intenzitásértékről induló egyenest.

Ízület-keresés és -vágás (5.2. ábra): ehhez az ujj közepén lévő 11 oszlop intenzitásfüggvényeinek átlagát használtam. Ez a sáv elég nagynak bizonyult a kevés pixelt érintő artefaktok szűrésére, közben megfelelően kicsinek is, hogy a csontok körüli lágyszövet



5.2. ábra. A valószínűség-alapú ízületkeresés lépései. Legfölül a vizsgált ujj látható. A második ábrán az azon vett intenzitásfüggvény, piros körrel jelölve az ízületek pontjait az első közelítés és fekete körrel jelölve a második közelítés. A harmadik ábrán az intenzitásfüggvény abszolútderiváltja látszik, valamint sorban zölddel, pirossal, világoskékkel és lilával a DP végéhez, a DIP-hez, a PIP-hez és az MCP-hez felvett Gauss-görbék, a görbék középpontjai a második ábrán pirossal jelölt első közelítések. Az utolsó ábrán az intenzitásfüggvény abszolútderiváltjának a megfelelő Gauss-görbékkel vett szorzata látszik.

ne legyen benne. A legpontosabban lokalizálható részek az ujjhegy és a DIP. Előbbi az a pont, ahol az átlagos intenzitásfüggvény először növekedik jelentősen (feltétel: az első olyan 20 pixel hosszú ablak eleje, amiben függvény egy lépésben 14-szer növekszik), utóbbi az első ízületekre jellemző szaturáció helye (feltétel: az első hely, ahol egymás utáni 20 érték közül a legnagyobb és legkisebb közti különbség nagyobb, mint 0,14). Az ízületi helyeknél jellemzően egy erős intenzitás-emelkedést, majd csökkenést láthatunk, ezek az egyik csont vége és a két csont közötti terület helyei. Ez a szaturáció mindig észrevehető, de különböző mértékben jelenhet meg. A célom ezen szaturációk minimumhelyének meghatározása volt, ami egyben az ízületi régió felezőpontja is. Az ujjhegy és a DIP közti szakasz hosszából lehet következtetni a többi ízület helyére, ismervé a csonthosszok és az ujjvégi lágyyszövet hosszának arányait [50]. Először a DIP helyét ponotsítottam: felvettem egy Gauss-görbét a jelenlegi predikció átlagával és viszonylag nagy szórással ($80px$). Ezzel súlyoztam az átlagos intenzitásfüggvény deriváltját, amelyen végül maximumkeresést végeztem. Így a jelenlegi predikció valószínűleg a szaturáció közepe, vagy annak környezetében egy pont. Ezután egy 20 pixeles ablakban megkerestem a lokális minimumot, amivel a szaturáció minimumpontjának helyét találtam meg, így a DIP pontos helyét. Ezután a csontok arányát, Gauss-görbét és az intenzitásfüggvény meredekségét használva

iteratív módon kiszámoltam a DP végének helyét, melyet pontosítottam minimumkérésessel. Majd ugyanígy a PIP és az MCP helyét is meghatároztam. A Gauss-görbék definiálásakor a szórást a DP hegyének meghatározásakor 10 képpontnak vettem, mert úgy vettem észre, hogy a Gauss-súlyozásra szükség van, de nem lehet nagy a szórása, mert a PP rövid, és a görbe felerősítené a DIP helyénél lévő deriváltértékeket is. A PIP és MCP keresésekor a Gauss-görbék szórását az ujjhossz 5%-ának vettem, ami biztosan kisebb, mint bármelyik csont hossza, de nagyobb, mint az ízületi régiók, így a közeli, de nem pontos ízület hely-predikciókat ki tudtam javítani. Az ízületközéppontok megtalálása után az ujjakból kivágtam az ízületeket. Ezek szélessége az ujj szélessége, magassága az ujj magasságának egykilencede és középpontjaik a megtalált középpontok.

Az ízületkivágással minden vizsgált felvételtől sikerült kivágni a 12 ízületet (5.3. ábra), bár a kivágott képek közepe nem mindig a keresett ízület közepével esett egybe. A vágás jól működik, de a magas hatékonyságú szegmentáció érdekében további pontosítást igényel.

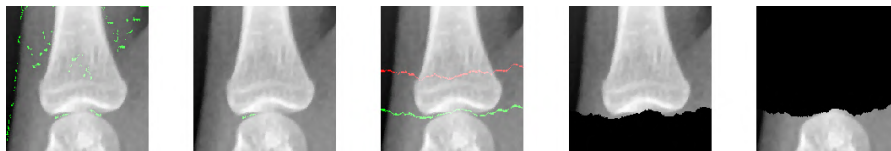


5.3. ábra. Baloldalt egy röntgenfelvétel látható, jobboldalt az ízület-detektálással kivágott 12 ízület.

5.2. Csontszegmentálás

Minimumhelyek meghatározása: Tudjuk, hogy a kivágott ízületi területek középpontjai legtöbb esetben a felvett segédvonalak mentén definiált átlagintenzitás-függvények lokális minimumhelyei, azonban előfordulhat, hogy ezek a középpontok nem az adott ízület középpontjába esnek, ezért ezt a predikciót javítottam. Minden oszlopban megkerestem a legkisebb intenzitású pixel helyét, így több összekapcsolódó régiót kaptam (5.4. ábra). Habár a középső oszlopokra lehet, hogy hibás volt a predikció, e szélsőérték-régiók között lehet a két csont közötti valódi terület egy része.

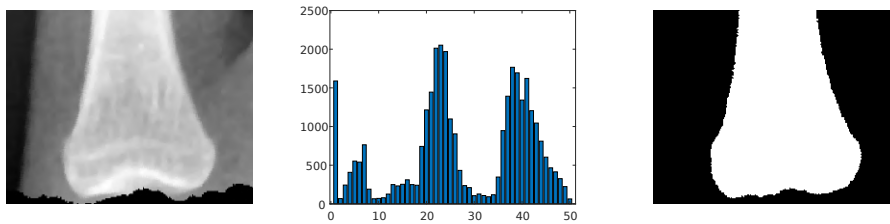
Legnagyobb súlyú minimum komponens: A definiált lehetséges területek közül kiválasztottam a legjobbat, ami valóban a két csont közötti lágyszöveti terület része. Amikor ebben a lépésben kiválasztottam a minimumhelyek közül a legnagyobb egybefüggő komponens, az a legtöbb esetben rontott a predikción, mert ez az ujj melletti lágyszövetbe vagy háttérbe esett. Ezért a minimumhelyeket súlyoztam a kép középső oszlopától kifelé egyre kisebb értékekkel. Ahhoz, hogy ez a lépés is adaptív legyen, a lehetséges területek minden pixelét megszoroztam az oszlop átlagos intenzitásával a képen. Így azok az oszlopok, amikben van csont, hangsúlyosabbak lettek, amikben többnyire lágyszövet vagy háttér van, azokat sikerült elnyomni. Az így kapott súlyozott minimumhelyek közül a legnagyobb összegű területet választottam ki (5.4. ábra).



5.4. ábra. Ez egy olyan ízület, aminél a valószínűség-alapú kereséssel nem sikerült pontosan megtalálni az ízület közepét, de a minimumhelyek súlyozásával igen. Az első képen a vizsgált ízület látszik, rajta zölddel jelölve minden oszlop minimumhelyét. A második képen az ízület és zölddel a minimumhelyek közül a legnagyobb összsúlyú. A harmadik képen az ízületen pirossal a kép közepéből, zölddel a legjobb komponensből induló határ látszik. A negyedik és ötödik képen a vágás eredménye.

Ízületvágás: Annak érdekében, hogy a csontokat megfelelően tudjam szegmentálni, minden ízületet kettévágtam, így mindig csak egy csontvéget kellett vizsgálni. A vágáshoz olyan határt kell felvenni, ami a két csont között áthalad és segítségével minden pixelről el

lehet dönteni, hogy melyik csontozathoz tartozik. Iteratív módon két ilyen határt definiáltam (5.4. ábra), az elsőt a kép közepéből indulva, a másodikat a feljebb leírtak szerint megkeresett legjobb régióból. Minden lépésben hozzávettem az akkori határ legjobboldalibb pontjától jobbra lévő három pixel $((x_0, y_0)$ esetén $(x_0-1, y_0+1), (x_0, y_0+1), (x_0+1, y_0+1)$) közül a legkisebb intenzitását és a legbaloldalibb pontjától balra lévő három pixel $((x_0, y_0)$ esetén $(x_0-1, y_0-1), (x_0, y_0-1), (x_0+1, y_0-1)$) közül a legkisebb intenzitását (ha több képpontnál egyezett, akkor mindegyiket hozzávettem). Ezek a határok csonton kívülről biztosan nem mennek bele csontba, a csontszövet magasabb intenzitásai miatt. A kép közepétől induló első határ volt az eredeti, de ez esetenként a rossz kezdőpozíció miatt rossz eredményt adott, ezért súlyozott minimumhelyekkel kerestem jobb kezdőpozíciót, amivel a határok is jobbak lettek. A két határ közül minden esetben a másodikat választottam, ha a határ valóban felezte a képet, tehát semelyik eleme nem az oszlop első vagy utolsó pontja volt, így kaptam meg a végső határt, ami mentén kettévágtam a képeket. A kivágott csontokat ábrázoló képek mérete megegyezik a kivágott ízületet mutató kép méretével, az egyik minden határ fölötti pixele megegyezik a kép adott pixelével, az alatta lévők 0 értéket vesznek fel, a másik képen fordítva (5.4. ábra).

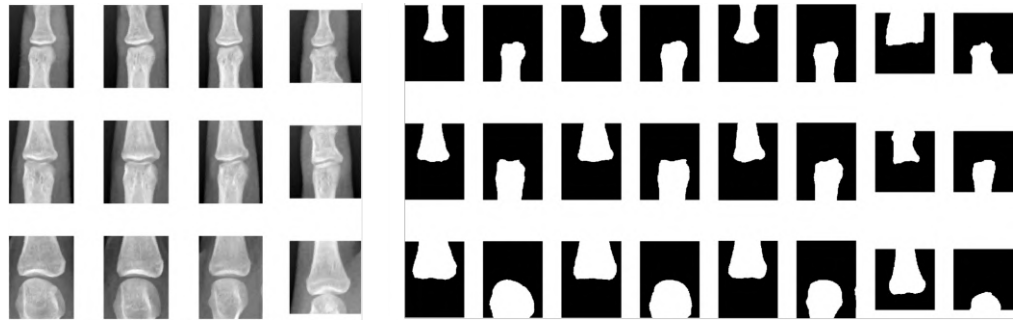


5.5. ábra. Egy kivágott csont, annak a hisztogramja és a módszerrel kiszámolt maszk.

Csontok szegmentálása: ebben a lépésben minden csontvéghez egy azt elfedő maszkot határoztam meg. Bár a thresholdolás a teljes röntgenfelvételen rosszul működik, ekkora kivágott területen, amin csak egy csontot kell maszkolni, van értelme használni. A szegmentáláshoz először Otsu thresholdot használtam, de ez sok esetben adott szemmel láthatóan rossz megoldást. A kivágott egy-egy csontot mutató képek hisztogramján (a hisztogramhoz 50 egyenlő részre osztottam a kép értékkészletét) három elkülöníthető intenzitás-intervallum látszik (5.5. ábra). A legkisebb a háttér és a vágásból eredő csupa 0 területet, a második a lágyszöveti területet és a harmadik a csontot ábrázoló képpontok. A thresholdolással a harmadik intervallumot kell megkapni, tehát a küszöbértéket a második és harmadik intervallum közötti legkisebb érték helyének vettem. Meghatároztam a lokális maximumhelyeket úgy, hogy minden maximum megtalálása után töröltem

annak környezetét (mindkét irányba 5 – 5 egységgel, tehát az 50 egység hosszú vektorból 11 elemet töröltem). Ezek a maximumok közül kiválasztottam a nullától különbözőket, majd megkerestem a kettő közötti minimumhelyet a hisztogramon. Ez lett a küszöbérték. A megtalált küszöbértékkel ezután thresholdoltam a képet, végül az így kapott maszkon 7 pixel átmérőjű körrel morfológiai zárást végeztem a csonton belüli lyukak kitöltése érdekében.

Az egész program során minden vizsgált röntgenfelvételhez meghatároztam a keresett 12 ízület középpontját, kivágtam a 12 ízületet, határvonallal vágást végeztem, javítottam a vágáson, így az először predikált középponton is, végül az egy csontvéget ábrázoló képeket thresholdolással maszkoltam. Végeredményként 24 maszkot kaptam, ízületenként kettőt-kettőt (5.6. ábra).



5.6. ábra. A csontszegmentáció eredménye. Baloldalon a második részfeladat bemenete, a 12 ízület látszik, jobb oldalon a kimenet, a 24 szegmentált csont.

6. fejezet

Eredmények

Az ízület-detektálást és a csontszegmentálást külön futtattam, Dell Latitude E5450-es eszközön, i5-4210U CPU-n (alap frekvencia: $1,7GHz$, maximális frekvencia: $2,39GHz$), $12Gb$ memóriával. Az ízület-detekció és -vágás (ábrák kirajzolása nélkül) egy képre $2,043$ mp alatt, mind a hét felvételre $13,394$ mp alatt futott le. A csontszegmentáció egy képre (ábrák kirajzolása nélkül) $6,386$ mp alatt, mind a hét képre $22,632$ mp alatt futott le, ez jóval számításigényesebb lépés. A futás hossza a felvételek számától lineárisan, azok méretétől négyzetesen függ (kisebb képre kisebb a futásidő is). Ez számítástechnikai szempontból nem jó, de a program valódi alkalmazásakor nem is szeretnénk egyszerre több száz képet vizsgálni, csak egyet. Kizárólag a fejlesztési fázisban van szükség egyszerre több felvétel vizsgálatára.

A modell hatékonyságát három szempont szerint vizsgáltam meg: 1) az ízület pontos helyének meghatározása, 2) ízület helyes vágása, 3) csontszegmentáció teljesítménye. A kiértékeléshez az annotált maszkokat használtam. Minden csonthoz különböző intenzitás-értékeket rendeltem, így könnyű volt meghatározni, hogy melyik csontnak mi a maszkja.

A maszkokról több mindent is kiszámoltam, amit később használtam az eredmények kiértékeléséhez. A korábban meghatározott, ujjakhoz tartozó szakaszok mentén megkerestem az ízületek középpontját, ez a valódi ízület középpont. Minden ízülethez számoltam egy átlagos ízületrés-távolságot, amit a felvett egyenes két oldalán összesen 41 párhuzamos vonal (egy 41 pixel széles területen minden oszlop a függőlegesen álló ujjban) mentén számolt rés átlagaként határoztam meg [51], ezt a relatív hiba számolásához használtam. Minden felvételtől kivágtam ugyanazokat az ízületi képeket, mint az ízület-detekciós lépésnél, amit a szegmentáció értékelésére tudtam használni.

6.1. Ízület helye

Azt, hogy az ízületek helyét sikerült-e helyesen meghatározni, többféleképpen is el lehet dönteni. A legegyszerűbb, ha azt nézzük, hogy a felvételtől kivágott 12 képen a megfelelő 12 ízület látszik-e. Ez minden vizsgált esetre teljesül. További lehetőség azt vizsgálni, hogy az ízület közepének valódi helyétől milyen távol van a predikció. Ehhez a maszkokról meghatároztam az ízületek középpontját. Ettől a ponttól meg tudjuk határozni, hogy hány képpontra van a valószínűség-alapú ízületkeresés után végzett minimumkeresés eredménye. Ezen eredmények viszont különböző felvételek között nem összehasonlíthatóak a különböző felbontás miatt, ezért relatív hibát számoltam, amivel a predikció és a valós hely közötti távolságot az ízületrés méretéhez viszonyítom (6.1. egyenlet).

$$E_{\text{ízület}} = \frac{|v - p|}{\frac{l}{2}} \quad (6.1)$$

Ahol $E_{\text{ízület}}$ az ízületdetekció relatív hibája, v az ízület valós helye, p a modell által adott predikció, a kettő közti távolság a különbségük abszolútértéke, l az ízület átlagos mérete. Így $0 \leq E_{\text{ízület}}$ minden esetben, $E_{\text{ízület}} = 0$, ha pontosan eltalálja a modell az ízület helyét, $0 < E_{\text{ízület}} \leq 1$, amikor nem találja el a pontos helyet, de az ízületen belüli vagy annak határán van a predikció és $1 < E_{\text{ízület}}$, ha az ízületen kívüli pont a predikció.

Az ízület helyét először valószínűségi alapon kerestem, de a minimumrégió segítségével nem csak a két csont közötti határvonalon javítottam, hanem egyben az ízület helyének megtalálásában is. Ezért az ízület valós helyét az eredeti és a javított eredménnyel is összevetettem.

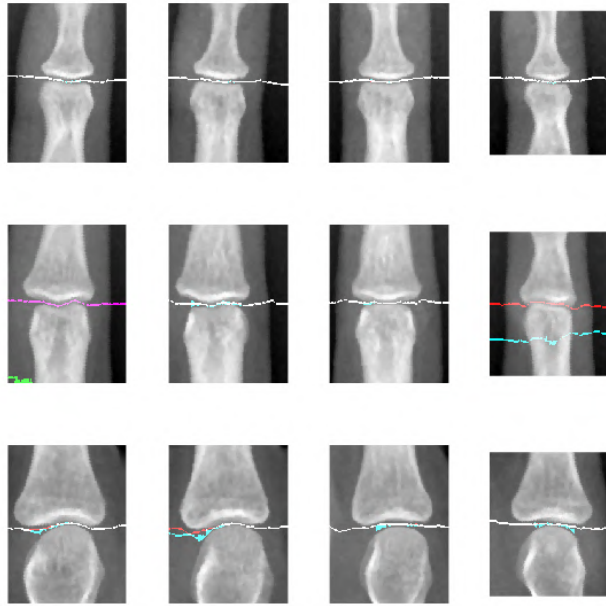
Minden ízülethez kiszámoltam a fenti hibát (6.1. egyenlet) az eredeti és a javított predikcióval is. Ezeket felvételek szerint átlagoltam és szórást számoltam (6.1. táblázat). Az összes vizsgált ízületre az első predikcióval számolt relatív hiba átlaga 0.9344, szórása 1.6554 volt, ezek a második predikcióval 0.91886 és 1.9138. Az egynél kisebb átlag azt jelenti, hogy nagy átlagban sikerült a két csont közötti területen belülre predekálni az ízületek helyét, ami mindenképpen jó eredmény. A nagy szórás azt jelenti, hogy van, amikor nagyon nagy az eltérés a valós hely és a predikció között. Az, hogy a második átlag kisebb, mint az első azt is jelenti, hogy a második középponttal összességében valóban sikerült javítani az eredeti eredményen.

	első predikció		második predikció	
	átlag	szórás	átlag	szórás
1. felvétel	0.7357	0.87764	0.70528	0.88527
2. felvétel	0.89476	1.4523	0.50093	0.27849
3. felvétel	0.45827	0.27981	1.675	3.922
4. felvétel	1.1946	2.2387	0.70456	0.3488
5. felvétel	1.4663	2.3897	0.53449	0.35478
6. felvétel	0.75077	1.1844	1.3798	2.0919
7. felvétel	1.0405	1.8534	0.932	1.8902
összes	0.9344	1.6554	0.91886	1.9138

6.1. táblázat. Az ízületdetekcióra számolt relatív hibák átlaga és szórása adott felvételekre az első és a második predikció szerint, majd az összes ízületre kumulálva.

A legtöbb esetben, szám szerint először 72-ször, másodszor 74-szer volt a hiba 1-nél kisebb, ezt azt jelenti, hogy ennyiszer sikerült az ízületen belüli eredményt adni, viszont a maradék ízületek hibái, mely esetekben az egyik csonton belülre esik a predikció, nagyban befolyásolják a számolt átlag- és szórásértékeket. Elsőre a legnagyobb relatív hiba 9.1636 volt, másodikra ez 14.6577-re nőtt, ez magyarázza a megnövekedett szórásértéket. Mindkét esetben volt ízület, amin a pontosan eltaláltuk a középpontot, tehát a minimum hiba 0 lett. A második predikcióval a legtöbb ujj esetében sikerült javítani az átlagon és a szóráson is, a harmadik felvételen ezzel ellentétben az eredeti kimagaslóan jó eredmény sajnos elromlott (6.1. ábra)

Következtetés: ezek alapján el lehet mondani, hogy bár ránézésre minden képet sikerült sikeresen feldarabolni, valójában vannak nagyon rosszul becsült pozíciók, ezért mindenképpen érdemes javítást használni. Az általam bemutatott javítás sem minden esetben hoz megfelelő eredményt, sőt, van amikor meglévőn ront, de az esetek nagy részében javít. A valószínűség-alapú ízületkivágás összességében elégségesen működik, mert az ízületi régiókat akartam kivágni, hogy kis képeken tudjak tovább dolgozni, ami sikerült. Még abban az esetben is, amikor nem volt teljesen egyenes az ujj, illetve a rövidebb IP esetében is sikerült megfelelő területet kivágni. Ha nem sikerülne kivágni a megfelelő területet, az ujj egy másik kivágott részét kapnánk, például a CMC ízületet vagy a kéztőcsontokról egy képet (erre van példa a korábbi munkámban [3]).



6.1. ábra. A harmadik felvételtől kivágott 12 ízület és azokon a csontokat szeparáló határvonalak. Pirossal jelöltem a valószínűség-alapú ízületközéppontból induló határvonalat, zölddel a leghangsúlyosabb minimumhelyből induló határvonalat, és kézzel jelöltem a második predikciót. Ez minden esetben a minimumhelyektől induló, kivéve, ha annak a kép alján vagy tetején van pontja. Ezen kívül fehérrel látszik az, ahol a három vonal megegyezik, lilával, ahol az első predikciót választotta a modell, és világoskékkel, ahol a másikat. Látszik, hogy eredetileg mind a 12 ízületet helyesen sikerült kettéválasztani, de ez a második predikcióval nem teljesül.

6.2. Ízület kettévágása

Az ízület kettévágásának vizsgálatokor arra vagyunk kíváncsiak, hogy valóban sikerült-e a képet úgy kettébontani, hogy a határvonal egyik oldalán csak az egyik csont pontjai, másik oldalán pedig csak a másik csont pontjai legyenek. Ehhez a fentiekben leírt detektált ízület helyeknek megfelelően a maszkokból is kivágtam ugyanazokat a régiókat, mint az ízület-kivágásakor, majd a módszerben definiált két határvonallal (továbbiakban első és második határvonal) kettévágtam ezeket. Ezután azt vizsgáltam, hogy a határvonal fölött és alatta is csak egy-egy csont van-e. Ezzel minden felvételre és minden ízületre megkaptam, hogy hányszor sikerült helyesen kettévágni a csontokat az első illetve a második határvonallal (6.2. táblázat).

	1. felvétel	2. felvétel	3. felvétel	4. felvétel	5. felvétel	
első határ	11	11	12	11	11	
második határ	11	12	12	12	12	

	6. felvétel	7. felvétel	DIP	PIP	MCP	összesen
első határ	11	11	28	28	22	78
második határ	10	11	28	27	25	80

6.2. táblázat. Az ízület-kettévágás egyes felvételeken összesen, illetve a különböző ízületekre hányszor sikerült a kétféle határvonallal.

Ki kell emelni, hogy ha a vágáshoz jó kezdőértéket adtam meg, tehát valóban az ízület közepe vagy ahhoz közeli pont volt a kiindulópont, akkor a vágás minden esetben sikerült, tehát a vágási módszer teljes mértékben működik. Probléma akkor van, ha rossz helyről indul az iteratív-határkeresés. Minden képen sikerült legalább 11 ízületet jól kettévágni, de ami érdekesebb, hogy minden DIP-et és majdnem minden PIP-et mindkét vágással sikerült jól vágni, ezzel szemben az MCP ízületek megtalálási aránya alacsony, és habár javítással sikerült fejlődést elérni, még így sem sikerült mindegyiket jól szeparálni.

Következtetésként elmondható: 1) a valószínűség-alapú ízületkeresésen lehetne javítani, hogy minden esetben 1-nél kisebb legyen a hiba, bár a mostani módszerrel a megfelelő régiókat ki tudjuk vágni; 2) lehetne jobb megoldást keresni az ízületek pontos megtalálására a kis képeken, például megpróbálni vízszintes élkereséssel megkeresni a csontok végét és azok közé felvenni egy pontot, mint az ízület helye. Ha az ízület-detekción tudnánk javítani, azzal a helyes vágási arány is növekedne. Az összes predikciónk egy részén valóban sikerül javítani a második határvonallal, de előfordul, hogy eredeti jó értéket ront el a program (6.1. ábra), ezen mindenképpen érdemes lenne fejleszteni, hogy a program felismerje, hogy már jó a vágás, nem kell rajta javítani.

6.3. Csontszegmentáció

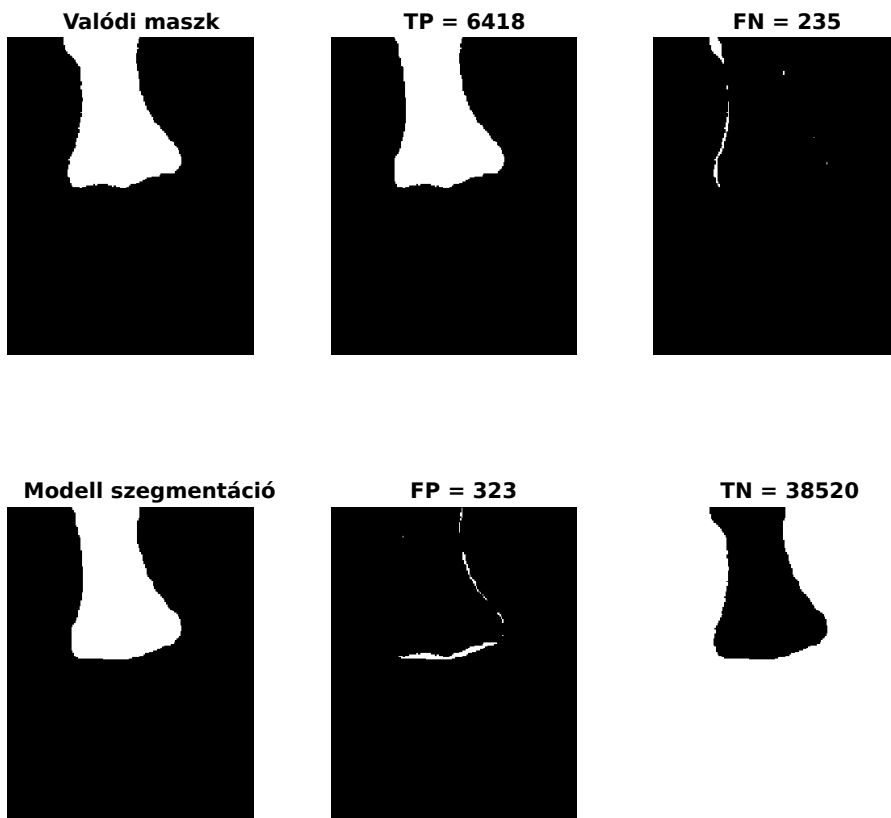
Bármilyen osztályozási illetve szegmentálási feladat kiértékeléséhez a leginkább bevett módszer a tévesztési mátrix kiszámolása és azon meghatározott metrikákat számolni (én a precision-t és a recall-t fogom használni). A tévesztési mátrixszal a valódi és a predikált eredményeket hasonlítjuk össze. TP (true positive) értéknek azon minták darabszámát

értjük, melyek a valódi és a modell eredményén is pozitív értéket adnak, esetünkben azon pixelek, amik a maszkon és a szegmentációban is 1 értékűek. TN (true negative) érték ennek az ellentéte, azon pontok száma, amik a maszkon és a predikcióban is a háttérhez tartoznak. FP (false positive) azon pixelek száma, amit helytelenül predikáltunk csontnak, valójában háttér és FN (false negative), amit háttérnek szegmentáltunk, de igazából a csontoz tartozik. Ezekből az értékekből tudunk arányokat számolni, például a precision-t és a recallt. A precision a TP aránya minden csontnak predikált ponthoz képest (6.2. egyenlet), arról ad visszajelzést, hogy a helyesen 1-nek meghatározott pontokhoz képest összesen mennyi pontot határoztunk meg 1-nek. A recall a TP aránya minden a valódi maszkhoz tartozó ponthoz képest (6.3. egyenlet), arról ad visszajelzést, hogy a maszkon lévő 1-esek közül mennyit határoztunk meg helyesen. A tévesztési mátrix akkor jó, ha a főátlóban lévő elemek (TP, TN) a lehető legnagyobbak és a mellékátlóban lévő (FP, FN) elemek 0-k, minél több elem van a mellékátlókban, annál rosszabb a predikció. Így a precision és a recall ideális értéke 1. E két értéket együtt érdemes vizsgálni. Ha minden pontot csontként szegmentálnánk, a TP érték a lehető legnagyobb lenne, az FN 0, ezért a recall is a lehető legnagyobb értéket venné fel, de a FP magas értéke miatt precision kicsi lenne. Egy modell kiértékelésekor azt akarjuk elérni, hogy a precision és a recall is 1-hez közeli legyen.

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6.2)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6.3)$$

Három különböző szegmentációt értékeltem ki, az Otsu threshold eredményét, a bemutatott minimumhellyel definiált thresholdolást és az utóbbit morfológiai zárás után. Továbbiakban Otsu-, saját- és zárt szegmentációk. Minden ízület mindkét csontjára külön-külön kiszámoltam a tévesztési mátrixokat (6.2. ábra), majd ezekből a precision és recall értékeket. Így egy ízülethez összesen hat tévesztési mátrixot számoltam. A tévesztési mátrixokból kiszámoltam az egész vizsgált halmazra vonatkozó összesített tévesztési mátrixot, a precision és recall értékekből pedig kiszámoltam az egy kézre, egy csontvégre, illetve az egész halmazra vonatkoztatott átlagokat és szórásokat (lásd B. függelék)



6.2. ábra. Egy DP PIP ízületbeli végződésének maszkja és a modellel készített szegmentációja, valamint a kettő közti tévstési mátrix vizualizációja. TP-be (true positive) tartoznak azok a pixelek, amik a maszkon és a szegmentáció eredményén is szerepelnek; FN-be (false negative) azok, amik a maszkon látszódnak, de a szegmentációban nem; FP-be (false positive) azok, amiket hibásan szegmentáltunk csontként, valójában nem az, és TN-be (true negative) tartoznak azok, amik a maszkon és a szegmentációban is a háttérnek képzik.

Otsu thresholddal nagy precision értékeket sikerült elérni, kis recall mellett, ebből arra lehet következtetni, hogy adott TP mellett az FP alacsony, az FN viszont magas, tehát ez a módszer valószínűleg alulbecsüli a csontok valódi méretét, és ebből következően sok, valójában csontként felismerendő régiót háttérnek detektál. A saját szegmentációval a recall értékeken sikerül javítani, tehát megnövekszik a helyesen csontnak szegmentált pixelek száma, viszont a precision lecsökken, ami azt jelenti, hogy megnövekedett a false positive érték is. Tehát összességében nagyobb régiót detektáltunk helyesen csontnak, cserébe a helytelenül csontnak detektált pixelek száma is megnövekedett. A harmadik módszerrel sem kapunk egyértelműen jobb megoldást az első kettőnél; a recall és a precision értékek is az előző kettő közé esnek. Tehát a saját szegmentációhoz képest adott TP-hez mérve a FN-ok aránya nőtt, a FP-ok aránya viszont csökkent. Morfológiai zárás hatására a

precision minden esetben megnőtt, viszont a recall lecsökkent, ebből arra lehet következtetni, a TP-hez viszonyítva a FP értékek lecsökkentek, de a FN értékek megnöttek, tehát lényegében a valódi háttérből arányaiban kevesebb pixelt szegmentál az algoritmus csontnak, de a valódi csont területekből viszont többet szegmentál háttérnek.

A recall és precision értékeket felvételek szerint átlagolva körülbelül hasonló értékeket kaptam a különböző szegmentációkra, ezzel szemben amikor csontok szerint átlagoltam az eredményeket, nagyobb eltérések jelentkeztek. Ezek közül két csontvéget emelnék ki. Elsőként a DP vége az Otsu-szegmentációval: egyszerre sikerült elérni a táblázatban látható legnagyobb precision átlagértéket (0.99922) és a legkisebb recall átlagértéket (0.49436). A DP lágyszövettől való megkülönböztetése a gyenge kontraszt és intenzitás-különbség miatt thresholdolással nagyon nehéz és az Otsu threshold erre nem is alkalmas. A másik amit kiemelnék, az a saját szegmentációval elért eredmény az MP csont IP ízület felőli végén. Ebben az esetben a legjobb a két érték együttvéve (precision: 0.96527, recall: 0.97353). Eszerint ezt a csontot sikerült a legjobban szegmentálni.

A fent bemutatott módszerekkel összességében magas precision és recall értékeket sikerült elérni, ami arra enged következtetni, hogy a szegmentáció alapvetően jól működik. Fennálló kérdés, hogy a vajon a hiba a csontokon hol lokalizálódik. Ha a csontok közepében esetleges alacsonyabb intenzitásokat nem sikerül megtalálni, az további felhasználás érdekében nem annyira nagy baj, egyrészt könnyen korrigálható, másrészt sokkal fontosabb lesz, hogy a csontok szélét jól tudjuk annotálni. Ehhez társul, hogy jobban érdekel minket, hogy az ízület szélén hogy teljesít az algoritmus, mint az ízülettől távoli területeken. Be lehetne vezetni a validációba valamilyen súlyozást, amiben jobban jutalmazzuk azt, ha a csont határa helyesen van szegmentálva, és kisebb a büntetés, ha a csont közepén van hiba.

A szegmentáció eredményének javítása érdekében érdemes lenne nem thresholdolással szegmentációt végezni. Bár sokkal jobban működik kis képrészleten, mint az egész röntgenfelvételen, a fent leírt problémák ugyanúgy megjelennek. A jövőben szeretnék kipróbálni más szegmentáló lehetőségeket is, például unsupervised tanulással megállapítani, hogy mely pixelek tartoznak a csonthoz vagy a csont szélét megkeresni élkeresési algoritmusokkal, amivel az artikulációs felületek geometriájára is lehet közvetlen eredményt adni, ehhez valahogy a lágyszövet és a csont közötti kontrasztot kell kiemelni.

6.4. További szempontok

A sikeresen megtalált maszkokat a továbbiakban a csontok artikulációs felületeinek geometriai paraméterezéséhez használnám. Egyik lehetőség, hogy közvetlenül a maszkot használom erre, azon végzek élkeresést, geometria-illesztést. A másik, valószínűleg hatékonyabb lehetőség, hogy ezekkel a maszkokkal megszorozom az eredeti felvételeket, amivel abból kiemelem csak az adott csontot, így a röntgenfelvétel eredeti intenzitásértékével tudok dolgozni, ami közvetlen információt tartalmaz a csontokról, így lehetne tovább pontosítani a szegmentációt. A csontok végén már próbálkoztam geometriaillesztéssel, erre vannak jó lehetőségek, például körök, egyenesek keresése Hough-transzformációval, eddig jó részeredményeket sikerült elérni, de általánosítani még nem tudtam ezt a módszert. Ahhoz, hogy jól működjön, egy biztos szegmentációs alap kell.

A bemutatott modell legfontosabb lépése az ízület kivágása, ha ez nem sikerül, a csontok szegmentálása is reménytelen, akkor a modellt nem tudjuk használni paraméterek meghatározására. Sikerült eddig fejleszteni a valószínűség-alapú keresést, hogy minden esetben megtaláljuk az ízületeket. A modell továbbá akkor ad rossz eredményt, ha a vágás nem sikerült, ez előfordulhat képalkotásbeli artefaktok miatt, például egy régió sokkal sötétebb, mint a környezete. A szegmentálással jó eredményeket sikerült elérni, de a csontok szélén még mindenképpen érdemes lenne javítani a predikción. A modell gyengén teljesít olyan röntgenfelvételeken, amiken a háttér intenzitása nagyon hasonlít a lágyszövetekéhez vagy a lágyszöveti területek intenzitása a csontszövetekéhez, ezen kívül az algoritmus csak akkor működik, ha az ujjak egyenes állásúak a képen. A továbbiakban szeretném jobban általánosítani a bemutatott módszert, hogy többféle röntgenképen is jól működjön, esetleg implementálni egy ujjvégkeresést, hogy az ujjak megtalálása is automatikus legyen.

7. fejezet

Összefoglalás

Dolgozatomban leírtam egy komplex ízület-detektáló és csontszegmentáló algoritmus tervezési menetét és működését. A modell felállításához megismertem a kéz anatómiai-lag fontos paramétereit, beleértve az ízületek geometriáját és abból következő funkcióit. Megismerkedtem a röntgenképfelkötés folyamatával. Elemeztem a szakirodalomban meg-jelent kézröntgen-képfeldolgozással, csontszegmentálással foglalkozó publikációkat, létező módszereket. Megterveztem az algoritmust és MATLAB-ban implementáltam. Meghatá-roztam a felvételekre vonatkozó tulajdonságokat, amik alapján kiválasztottam a publikus adathalmazból a vizsgált képeket. Végül anatómiailag pontos maszkok segítségével sta-tisztikai módszerekkel kiértékeltem az algoritmus eredményeit.

Sikerült az ízületeket mások által nem publikált módon, ujjmenti egyenesek segítségével és valószínűségi-alapon nagy hatékonysággal megtalálni. Sikerült az ujjmenti inten-zitásváltozás mértékét csökkenteni, ezzel a szöveteken belüli intenzitásokat kiegyenlíteni. Egyedi módon kettéválasztottam a csontokat az ízületek mentén, hogy a maszkok megha-tározásakor ne torzítsa az egyik eredményét a másik jelenléte. A továbbiakban egyrészt szeretném felhasználni az itt leírt módszereket egy hatékony, egész felvételt egyszerre fel-dolgozó, előzetes darabolás nélküli csontszegmentáló algoritmus megalkotásához, amiben nem csak a csontok végét vizsgálom, másrészt szeretném röntgenfelvételekről hatékonyan meghatározni az ízületek artikulációs felületeit geometria-illstéssel, melyhez használnám a fent bemutatott maszkokat.

Ez a csontszegmentációs algoritmus egy hosszú folyamat egyetlen lépcsője. A folyamat egy anatómiailag pontos protézis megtervezése és gyártása. Ezt a protézist elkészíthet-jük a páciens ép keze alapján, például arról felvételeket készítve. Egy ilyen lehetőség röntgenfelvételek készítése és feldolgozása, melyről szeretnénk a anatómiailag pontos pa-

paramétereket meghatározni. A meghatározott paraméterekkel tudunk készíteni egy háromdimenziós modellt, amit a megfelelő anyagokból legyártva protézis készíthető. A szegmentáció a paraméterek meghatározásához egy előkészítő lépés.

Irodalom

- [1] I. A. Kapandji, „The physiology of the joints. Volume 1, Upper Limb“, en, *British Journal of Surgery*, 57. évf., 8. sz., 640–640. old., 2005. dec., ISSN: 0007-1323, 1365-2168. DOI: [10.1002/bjs.1800570821](https://doi.org/10.1002/bjs.1800570821). cím: <https://academic.oup.com/bjs/article/57/8/640/6199631> (elérés dátuma 2022. 10. 29.).
- [2] B. J. Tasi, M. Koller és G. Cserey, „Design of the Anatomically Correct, Biomechatronic Hand“, 2019, Publisher: arXiv Version Number: 1. DOI: [10.48550/ARXIV.1909.07966](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1909.07966). cím: <https://arxiv.org/abs/1909.07966> (elérés dátuma 2022. 10. 29.).
- [3] B. I. Formanek, „Anatómiai morfológiai paraméterek algoritmikus kinyerése az emberi kézről alkotott orvostechnológiai képekről (MR/CT/X-ray), biomimetikus protézisfejlesztési célokra“, Budapest, 2022.
- [4] S. S. Halabi, L. M. Prevedello, J. Kalpathy-Cramer és tsai., „The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge“, *Radiology*, 290. évf., 2. sz., 498–503. old., 2019. febr., Publisher: Radiological Society of North America, ISSN: 0033-8419. DOI: [10.1148/radiol.2018180736](https://doi.org/10.1148/radiol.2018180736). cím: <https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiol.2018180736> (elérés dátuma 2022. 10. 29.).
- [5] G. E. Koura és K. Singh, „Handrix: Animating the Human Hand“, *Symposium on Computer Animation*, 10 pages., 2003, Artwork Size: 10 pages ISBN: 9781581136593 Publisher: The Eurographics Association, ISSN: 1727-5288. DOI: [10.2312/SCA03/110-119](https://doi.org/10.2312/SCA03/110-119). cím: <http://diglib.eg.org/handle/10.2312/SCA.SCA03.110-119> (elérés dátuma 2022. 10. 29.).
- [6] *Retour sur le Cybathlon 2020 : les jeux paralympiques de demain seront-ils bioniques ? / ISIR – Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique*. cím: <https://www.isir.upmc.fr/actualites/retour-sur-le-cybathlon-2020-les-jeux-paralympiques-de-demain-seront-ils-bioniques/> (elérés dátuma 2022. 11. 10.).

- [7] *Partial Hand Prosthetics Company Scales Manufacturing with Help from 3D Systems*, en, 2022. jan. cím: <https://www.3dsystems.com/customer-stories/partial-hand-prosthetics-company-scales-manufacturing-help-3d-systems> (elérés dátuma 2022. 11. 10.).
- [8] *How do hands work?*, en. Institute for Quality és Efficiency in Health Care (IQWiG), 2018. júl., Publication Title: InformedHealth.org [Internet]. cím: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK279362/> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [9] L. Thau, V. Reddy és P. Singh, „Anatomy, Central Nervous System“, eng, *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2022. cím: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK542179/> (elérés dátuma 2022. 11. 10.).
- [10] V. K. Nanayakkara, G. Cotugno, N. Vitzilaios, D. Venetsanos, T. Nanayakkara és M. N. Sahinkaya, „The Role of Morphology of the Thumb in Anthropomorphic Grasping: A Review“, *Frontiers in Mechanical Engineering*, 3. évf., 5. old., 2017. jún., ISSN: 2297-3079. DOI: 10.3389/fmech.2017.00005. cím: <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fmech.2017.00005/full> (elérés dátuma 2022. 11. 06.).
- [11] J. H. Scatliff és P. J. Morris, „From Röntgen to Magnetic Resonance Imaging: The History of Medical Imaging“, en, *North Carolina Medical Journal*, 75. évf., 2. sz., 111–113. old., 2014. márc., ISSN: 0029-2559, 0029-2559. DOI: 10.18043/ncm.75.2.111. cím: <http://www.ncmedicaljournal.com/lookup/doi/10.18043/ncm.75.2.111> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [12] „On a New Kind of Rays“, en, *Nature*, 53. évf., 1369. sz., 274–276. old., 1896. jan., ISSN: 0028-0836, 1476-4687. DOI: 10.1038/053274b0. cím: <https://www.nature.com/articles/053274b0> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [13] M. T. Freedman és D. S. Artz, „Image processing in digital radiography“, en, *Seminars in Roentgenology*, 32. évf., 1. sz., 25–37. old., 1997. jan., ISSN: 0037198X. DOI: 10.1016/S0037-198X(97)80033-8. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0037198X97800338> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [14] C. Stolojescu-Crisan és S. Holban, „A Comparison of X-Ray Image Segmentation Techniques“, en, *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 13. évf., 3. sz., 85–92. old., 2013, ISSN: 1582-7445, 1844-7600. DOI: 10.4316/AECE.2013.03014. cím: <http://www.aece.ro/abstractplus.php?year=2013&number=3&article=14> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).

- [15] *X-Ray Image Processing*, angol, studysmarter. cím: <https://www.studysmarter.us/explanations/physics/medical-physics/x-ray-image-processing/>.
- [16] D. Joshi és T. P. Singh, „A survey of fracture detection techniques in bone X-ray images“, en, *Artificial Intelligence Review*, 53. évf., 6. sz., 4475–4517. old., 2020. aug., ISSN: 0269-2821, 1573-7462. DOI: 10.1007/s10462-019-09799-0. cím: <http://link.springer.com/10.1007/s10462-019-09799-0> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [17] C. Qin, D. Yao, Y. Shi és Z. Song, „Computer-aided detection in chest radiography based on artificial intelligence: a survey“, en, *BioMedical Engineering Online*, 17. évf., 1. sz., 113. old., 2018. dec., ISSN: 1475-925X. DOI: 10.1186/s12938-018-0544-y. cím: <https://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12938-018-0544-y> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [18] J. Stoitsis, I. Valavanis, S. G. Mougiakakou, S. Golemati, A. Nikita és K. S. Nikita, „Computer aided diagnosis based on medical image processing and artificial intelligence methods“, en, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 569. évf., 2. sz., 591–595. old., 2006. dec., ISSN: 01689002. DOI: 10.1016/j.nima.2006.08.134. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168900206015415> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [19] A. Oyeranmi, B. Ronke, R. Mohammed és A. Edwin, „Detection of Fracture Bones in X-ray Images Categorization“, *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, 1–11. old., 2020. jún., ISSN: 2456-9968. DOI: 10.9734/jamcs/2020/v35i430265. cím: <https://journaljamcs.com/index.php/JAMCS/article/view/1477> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [20] M. Geetha és A. .M, „Computer-Aided Fracture Detection Of X-Ray Images“, 2022. júl.
- [21] *Chest X-ray*, 2021. jún.
- [22] G. Gaál, B. Maga és A. Lukács, „Attention U-Net Based Adversarial Architectures for Chest X-ray Lung Segmentation“, 2020, Publisher: arXiv Version Number: 1. DOI: 10.48550/ARXIV.2003.10304. cím: <https://arxiv.org/abs/2003.10304> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).

- [23] S. M. Ahmed és R. J. Mstafa, „A Comprehensive Survey on Bone Segmentation Techniques in Knee Osteoarthritis Research: From Conventional Methods to Deep Learning“, en, *Diagnostics*, 12. évf., 3. sz., 611. old., 2022. márc., ISSN: 2075-4418. DOI: [10.3390/diagnostics12030611](https://doi.org/10.3390/diagnostics12030611). cím: <https://www.mdpi.com/2075-4418/12/3/611> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [24] Y. Sim, M. J. Chung, E. Kotter és tsai., „Deep Convolutional Neural Network-based Software Improves Radiologist Detection of Malignant Lung Nodules on Chest Radiographs“, en, *Radiology*, 294. évf., 1. sz., 199–209. old., 2020. jan., ISSN: 0033-8419, 1527-1315. DOI: [10.1148/radiol.2019182465](https://doi.org/10.1148/radiol.2019182465). cím: <http://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiol.2019182465> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [25] J. Illingworth és J. Kittler, „The Adaptive Hough Transform“, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9 évf., 5. sz., 690–698. old., 1987. szept., ISSN: 0162-8828. DOI: [10.1109/TPAMI.1987.4767964](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1987.4767964). cím: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4767964> (elérés dátuma 2022. 11. 08.).
- [26] Y. Gong, H. Yin, J. Liu, B. Liu és G. Qiu, „Soft Tissue Removal in X-Ray Images by Half Window Dark Channel Prior“, *2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Taipei, Taiwan: IEEE, 2019. szept., 3576–3580. old., ISBN: 978-1-5386-6249-6. DOI: [10.1109/ICIP.2019.8803492](https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8803492). cím: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8803492/> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [27] A. Yuksel és T. Olmez, „Automatic Segmentation of Bone Tissue in X-Ray Hand Images“, *Adaptive and Natural Computing Algorithms*, M. Kolehmainen, P. Toivanen és B. Beliczynski, szerk., 5495. köt., Series Title: Lecture Notes in Computer Science, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, 590–599. old., ISBN: 978-3-642-04920-0 978-3-642-04921-7. DOI: [10.1007/978-3-642-04921-7_60](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04921-7_60). cím: http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-04921-7_60 (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [28] H. Markel, *I Have Seen My Death’: How the World Discovered the X-Ray*, en, 2012. cím: <https://www.pbs.org/newshour/health/i-have-seen-my-death-how-the-world-discovered-the-x-ray>.
- [29] *History of Medicine: Dr. Roentgen’s Accidental X-Rays*, en. cím: <https://columbiasurgery.org/news/2015/09/17/history-medicine-dr-roentgen-s-accidental-x-rays>.

- [30] P. Bogner, N. Walter, M. Barta és C. Vandulek, *Az orvosi képalkotás fizikája az Orvosi Laboratóriumi és Képalkotó Diagnosztikai Analitikus alapszak hallgatói részére*. Budapest: Medicina Könyvkiadó Zrt, 2014, ISBN: 978 963 226 450 9.
- [31] M. Piana, A. G. Emslie, A. M. Massone és B. R. Dennis, „X-Ray Imaging Methods“, en, *Hard X-Ray Imaging of Solar Flares*, Cham: Springer International Publishing, 2022, 21–31. old., ISBN: 978-3-030-87276-2 978-3-030-87277-9. DOI: 10.1007/978-3-030-87277-9_2. cím: https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-87277-9_2 (elérés dátuma 2022. 11. 08.).
- [32] *What is digital radiography and how does it work?*, en. cím: <https://www.twi-global.com/technical-knowledge/faqs/digital-radiography>.
- [33] D. Bell és M. Nadrljanski, „Computed tomography“, en, *Radiopaedia.org*, Radiopaedia.org, 2010. márc. DOI: 10.53347/rID-9027. cím: <http://radiopaedia.org/articles/9027> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [34] H. Jung, „Basic Physical Principles and Clinical Applications of Computed Tomography“, en, *Progress in Medical Physics*, 32. évf., 1. sz., 1–17. old., 2021. márc., ISSN: 2508-4445, 2508-4453. DOI: 10.14316/pmp.2021.32.1.1. cím: <http://www.progmedphys.org/journal/view.html?doi=10.14316/pmp.2021.32.1.1> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [35] K. Sadamatsu, S. Koide, K. Nakano és K. Yoshida, „Heart rate control with single administration of a long-acting -blocker at bedtime before coronary computed tomography angiography“, en, *Journal of Cardiology*, 65. évf., 4. sz., 293–297. old., 2015. ápr., ISSN: 09145087. DOI: 10.1016/j.jjcc.2014.07.007. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0914508714002123> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [36] D. P. O’Connell, D. H. Thomas, T. H. Dou és tsai., „Comparison of breathing gated CT images generated using a 5DCT technique and a commercial clinical protocol in a porcine model: Comparison of breathing gated CT images“, en, *Medical Physics*, 42. évf., 7. sz., 4033–4042. old., 2015. jún., ISSN: 00942405. DOI: 10.1118/1.4922201. cím: <http://doi.wiley.com/10.1118/1.4922201> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [37] *Mathematics and Physics of Emerging Biomedical Imaging*. Washington, D.C.: National Academies Press, 1996. febr., Pages: 5066, ISBN: 978-0-309-05387-7. DOI:

- 10.17226/5066. cím: <http://www.nap.edu/catalog/5066> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [38] G. Karl-Heinz, *CT-scan: Reconstruction of the hand*. cím: <https://www.doccheck.com/en/detail/photos/10080-ct-scan-reconstruction-of-the-hand>.
- [39] Y.-Q. Mo, Z.-H. Yang, J.-W. Wang és tsai., „The value of MRI examination on bilateral hands including proximal interphalangeal joints for disease assessment in patients with early rheumatoid arthritis: a cross-sectional cohort study“, en, *Arthritis Research & Therapy*, 21. évf., 1. sz., 279. old., 2019. dec., ISSN: 1478-6362. DOI: 10.1186/s13075-019-2061-1. cím: <https://arthritis-research.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13075-019-2061-1> (elérés dátuma 2022. 11. 08.).
- [40] *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*, en. cím: <https://www.nibib.nih.gov/science-education/science-topics/magnetic-resonance-imaging-mri> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [41] R. C. Gonzalez és R. E. Woods, *Digital image processing*. New York, NY: Pearson, 2018, ISBN: 978-0-13-335672-4.
- [42] N. Otsu, „A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms“, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9. évf., 1. sz., 62–66. old., 1979. jan., ISSN: 0018-9472, 2168-2909. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076. cím: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4310076/> (elérés dátuma 2022. 11. 10.).
- [43] J. M. S. Prewitt, „Object enhancement and extraction“, *Picture Processing and Psychopictorics*, 75–149. old., 1970.
- [44] N. Kanopoulos, N. Vasanthavada és R. Baker, „Design of an image edge detection filter using the Sobel operator“, *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 23. évf., 2. sz., 358–367. old., 1988. ápr., ISSN: 00189200. DOI: 10.1109/4.996. cím: <http://ieeexplore.ieee.org/document/996/> (elérés dátuma 2022. 11. 01.).
- [45] J. Canny, „A Computational Approach to Edge Detection“, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8 évf., 6. sz., 679–698. old., 1986. nov., ISSN: 0162-8828. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851. cím: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4767851> (elérés dátuma 2022. 11. 01.).

- [46] R. Martin, H. Bernhard, V. Michael és P. Norbert, „Digital Terrain Models from Airborne Laser Scanning for the Automatic Extraction of Natural and Anthropogenic Linear Structures“, en, *Developments in Earth Surface Processes*, 15. köt., Elsevier, 2011, 475–488. old., ISBN: 978-0-444-53446-0. DOI: 10.1016/B978-0-444-53446-0.00018-5. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780444534460000185> (elérés dátuma 2022. 11. 07.).
- [47] J. C. Bezdek, R. Ehrlich és W. Full, „FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm“, en, *Computers & Geosciences*, 10. évf., 2-3. sz., 191–203. old., 1984. jan., ISSN: 00983004. DOI: 10.1016/0098-3004(84)90020-7. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0098300484900207> (elérés dátuma 2022. 11. 07.).
- [48] D. D. Martin, A. D. Calder, M. B. Ranke, G. Binder és H. H. Thodberg, „Accuracy and self-validation of automated bone age determination“, en, *Scientific Reports*, 12. évf., 1. sz., 6388. old., 2022. dec., ISSN: 2045-2322. DOI: 10.1038/s41598-022-10292-y. cím: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-10292-y> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [49] M. Sato, Y. Kondo és M. Okamoto, „Development of a computer-aided quality assurance support system for identifying hand X-ray image direction using deep convolutional neural network“, en, *Radiological Physics and Technology*, 2022. aug., ISSN: 1865-0333, 1865-0341. DOI: 10.1007/s12194-022-00675-1. cím: <https://link.springer.com/10.1007/s12194-022-00675-1> (elérés dátuma 2022. 10. 31.).
- [50] A. Buryanov és V. Kotiuk, „Proportions of Hand Segments“, en, *International Journal of Morphology*, 28. évf., 3. sz., 2010. szept., ISSN: 0717-9502. DOI: 10.4067/S0717-95022010000300015. cím: http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-95022010000300015&lng=en&nrm=iso&tlng=en (elérés dátuma 2022. 11. 02.).
- [51] A. Bielecki, M. Korkosz és B. Zieliński, „Hand radiographs preprocessing, image representation in the finger regions and joint space width measurements for image interpretation“, en, *Pattern Recognition*, 41. évf., 12. sz., 3786–3798. old., 2008. dec., ISSN: 00313203. DOI: 10.1016/j.patcog.2008.05.032. cím: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0031320308002094> (elérés dátuma 2022. 11. 08.).

A. függelék

Programkódok és adatok

A reprodukálhatóság érdekében minden használt felvételt és programkódot feltöltöttem git szerverre, mely a következő linkken érhető el: <https://dev.itk.ppke.hu/formanek.balazs.istvan/anatomiai-morfologiai-parameterek>

B. függelék

Precision és recall táblázatok

	Otsu szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
1. felvétel	0.81686	0.17298	0.97694	0.057439
2. felvétel	0.78564	0.22507	0.99534	0.0044386
3. felvétel	0.90417	0.099406	0.97056	0.068334
4. felvétel	0.77054	0.20264	0.99353	0.0061139
5. felvétel	0.72445	0.18275	0.98493	0.016445
6. felvétel	0.83465	0.20853	0.95344	0.072913
7. felvétel	0.8072	0.23643	0.97987	0.060125
összesen	0.80621	0.20528	0.97923	0.065735

B.1. táblázat. Az Otsu szegmentáció precision és recall eredményei a hét felvételen és összesen.

	Saját szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
1. felvétel	0.93634	0.079726	0.91607	0.13047
2. felvétel	0.93346	0.092303	0.97974	0.013772
3. felvétel	0.94461	0.060038	0.9551	0.084728
4. felvétel	0.94913	0.037444	0.87388	0.2123
5. felvétel	0.92814	0.031353	0.9009	0.10464
6. felvétel	0.90354	0.16755	0.86623	0.24942
7. felvétel	0.91304	0.16094	0.93765	0.1279
összesen	0.92975	0.12015	0.91851	0.16969

B.2. táblázat. A saját szegmentáció precision és recall eredményei a hét felvételen és összesen.

	Zárt szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
1. felvétel	0.93396	0.081002	0.93257	0.11693
2. felvétel	0.93047	0.093015	0.983	0.011717
3. felvétel	0.94175	0.061387	0.96081	0.075833
4. felvétel	0.94733	0.035841	0.88347	0.20035
5. felvétel	0.92487	0.032299	0.91156	0.10015
6. felvétel	0.89779	0.16916	0.87996	0.24984
7. felvétel	0.91002	0.16183	0.94117	0.12199
összesen	0.9266	0.1201	0.9275	0.16585

B.3. táblázat. A zárt szegmentáció precision és recall eredményei a hét felvételen és összesen.

	Otsu szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
IP ízület (DP)	0.49436	0.18027	0.99922	0.0022959
IP ízület (MP)	0.90123	0.1187	0.99162	0.0089669
DP ízület (MP)	0.81846	0.15679	0.98365	0.064328
DP ízület (PP)	0.92698	0.1014	0.96779	0.091126
MCP ízület (PP)	0.91715	0.037063	0.95328	0.10974
MCP ízület (M)	0.77911	0.25072	0.97982	0.024482
összesen	0.80621	0.20528	0.97923	0.065735

B.4. táblázat. Az Otsu szegmentáció precision és recall eredményei a különböző csontvégekre és összesen.

	Saját szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
IP ízület (DP)	0.90298	0.1564	0.95814	0.054306
IP ízület (MP)	0.97353	0.024764	0.96527	0.023554
DP ízület (MP)	0.90903	0.068675	0.97242	0.065282
DP ízület (PP)	0.96082	0.060626	0.93126	0.13502
MCP ízület (PP)	0.92649	0.057808	0.78932	0.30546
MCP ízület (M)	0.90565	0.21989	0.89465	0.19008
összesen	0.92975	0.12015	0.91851	0.16969

B.5. táblázat. A saját szegmentáció precision és recall eredményei a különböző csontvégekre és összesen.

	Zárt szegmentáció			
	recall átlag	recall szórás	precision átlag	precision szórás
IP ízület (DP)	0.89746	0.15726	0.97326	0.026415
IP ízület (MP)	0.96984	0.026028	0.96942	0.021789
DP ízület (MP)	0.90539	0.069104	0.97525	0.063598
DP ízület (PP)	0.95744	0.062356	0.9355	0.13004
MCP ízület (PP)	0.92533	0.055397	0.80185	0.30519
MCP ízület (M)	0.90414	0.21896	0.90974	0.18545
összesen	0.9266	0.1201	0.9275	0.16585

B.6. táblázat. A zárt szegmentáció precision és recall eredményei a különböző csontvégekre és összesen.