

Centipede Labs Kft., 9028 Győr, Fehérvári u. 75. Center Társasház 1/7.*
SZTE Természettudományi Kar Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika Tanszék, 6720 Szeged, Árpád tér 2.**
SZTE Fogorvostudományi Kar Szájsebészeti Tanszék, 6720 Szeged, Tisza Lajos körút 64–66.***

Csontstruktúrák automatizált szegmentációja CBCT felvételeken

DOROGI GÁBOR*, DR. BODNÁR PÉTER**, DR. NAGY KATALIN***

A digitális technológia fejlődése következtében a fogászati sebészet területén is egyre gyakrabban vesszük igénybe a virtuális mütéti tervezés és a navigált sebészet lehetőségeit. Ennek alapja a pontos képalkotás és képfeldolgozás. A rossz minőségű CT vagy CBCT felvételek rontják a felvételek feldolgozását végző algoritmusok eredményét, illetve a 3D modellek rekonstrukciójának minőségét. A kézi szegmentációval történő 3D rekonstrukció többórás manuális munkával jár, ami jelentősen megnöveli a 3D CAD/CAM alapú mütéti tervezői és gyártói folyamatok idejét és költségét.

Jelen cikkünkben egy újonnan kifejlesztett módszer vizsgálatának első eredményeit szeretnénk ismertetni, mely idő- és költséghatékony megoldás lehet a CBCT felvételek szegmentációjához. A módszer lényege egy automatizáltan működő algoritmus, mely éldetektáláson, matematikai morfológián és képfeldolgozó műveleteken alapul. A módszer pontossága összehasonlításra került 40 db manuálisan végzett szegmentáció eredményével. Az eredmények (86–95% precizitás) jól mutatják, hogy a módszer az emberi feldolgozásnál pontosabb és gyorsabb eredményekre képes, illetve mütéti tervezésre alkalmas megoldást biztosít.

Kulcsszavak: CBCT, 3D mütéti tervezés és gyártás, CAD/CAM, automatizált szegmentáció

Rövidítések

3D:	háromdimenziós
CAD:	Computer Aided Design = számítógéppel segített tervezés
CAM:	Computer Aided Manufacturing = számítógéppel segített gyártás
CBCT:	Cone Beam Computer Tomography = kúpsugaras komputertomográfia
CT:	Computer Tomography = komputertomográfia
DICOM:	Digital Imaging and COmmunications in Medicine = digitális képalkotás és kommunikáció az orvostudományban

Bevezetés

A CBCT képalkotással készített felvételek képminőségét különböző fizikai jelenségek csökkentik, ami ún. artifaktumok kialakulásához vezet az adott felvételen [1]. Ennek következtében a CBCT felvételeken található anatómiai alakzatok (lágyszövet, keményszövet stb.) alacsony jel-zaj viszonytal (kontrasztal) keletkeznek, amelyek kézi szegmentációval történő kijelölése több-

órás manuális munkával jár, ami jelentősen megnöveli a 3D CAD/CAM alapú mütéti tervezői és gyártói folyamatok idejét és költségét.

Sokféle eljárás készült orvosi képek automatikus szegmentálására, amelyek képesek zajtalan képek esetén teljes mértékben kijelölni a csontos alakzatokat. A meglévő automatikus szegmentáló eljárások többségében egy konkrét feladatra optimalizáltak, mert attól függően, hogy láb, medence, mellkas vagy fej CT-ről van szó, vizsgálandó alakzatoktól, azaz testrészekről függ, hogy milyen szegmentációt készítenek.

A mai CT szegmentáló eljárások egy része deep learning, illetve machine learning algoritmusokat [2] használ arra, hogy előre meghatározott geometriák alapján végezze el a csontos struktúrák szegmentációját: előre regisztrálnak különböző csontrészeket [3], amelyek alapján létre lehet hozni az adott testrész kijelölését. Ezen eljárások komoly hiányossága, hogy elmosódás, fém-zaj stb. esetén nem mindig képesek megfelelően működni [4, 5].

Kutatásunk során a CBCT képalkotásban a fent említett, leggyakrabban elforduló képrontást okozó tényezőkre, jelenségekre kerestünk megoldást. A vizsgálat szerint a módszerünk 84–95% precizitással képes megtalálni automata módon a csontos struktúrákhoz tartozó képpontokat.

Érkezett: 2022. augusztus 8.
Elfogadva: 2022. szeptember 7.

DOI <https://doi.org/10.33891/FSZ.116.2.57-62>

A módszer ismertetése

Az algoritmus fejlesztésekor klasszikus képfeldolgozási eszközökkel dolgoztunk. A módszer alapja thresholding [6], dilatáció [7], morfológiai nyitás [7], élkeresés [8], mely lépéseket aztán kiterjesztettük egyedi feltételekkel, például területalapú szűréssel. Bemennként axiális, DICOM [9] formátumú CBCT felvételekkel dolgozunk.

Első lépésként vesszük az eredeti képet (1. kép) és annak Gauss-simítás műveletével módosított változatát (2. kép). A lágyszöveti befoglaló teljes képi tartalmat thresholdinggal, azaz küszöböléssel különítjük el (3. kép), majd Canny-éldetektáláson [8] alapuló kontúrkereséssel valósítjuk meg annak szélét (4. kép).

A képeken szereplő intenzitásértékek közötti ugrásokat a gradiensek mutatják [8], melyet kiszámítunk a fent tárgyalt, összes szöveti információt tartalmazó régióban. A gradiens magnitúdó-képekből ezután hiszterézis-küszöböléssel [8], majd a nem-maximális élek szuppressziójával és a küszöbölés során bizonytalan tartományba sorolt élek végleges klasszifikációjával, különböző érzékenységgel paraméterezve több jellemzőképet határozzunk meg. Ezek a jellemzőképek a paraméterezéstől függően érzékenyebbek (5. kép), vagy kevésbé érzékenyek lesznek (6. kép) az élpontokra (ahol a csontszöveti pixel a szomszédos szövetekkel vagy a háttérrel találkozik).

A jellemzőképek összevetésével (magas és alacsony érzékenység) megállapítjuk, hogy mely él tartozik a zajhoz, anatómiai alakzatokhoz, illetve a csontokhoz. A magas érzékenységi beállítás eredménye egy nagyon részletes élkép (5. kép), amely tartalmazza szinte az összes anatómiai, háttér- és zajalakzatok éleit, tehát ez az élkép jelentős felesleges információval rendelkezik, de tartalmaz minden olyan pixelt is, mely a csontszegmentáció szempontjából fontos (magas szenzitivitás, alacsony specificitás). Az alacsony érzékenységi beállítással készült élkeresés csak a főbb éleket tartalmazza (6. kép), amely tiszta, szinte zajmentes, mert a háttérben lévő zaj értéke kisebb, mint a jóval kivehetőbb anatómiai részletek élei. Ezen kép hátránya, hogy hiányosan jelöli ki az alakzatok kontúrvonalait, előnye pedig, hogy szinte nem tartalmaz zajt, mert a zaj homogénebb, ezáltal kisebb gradienssel rendelkezik, mint az anatómiai alakzatok élei (alacsonyabb szenzitivitás, magas specificitás).

Ezt követően a magas szenzitivitású élképen lévő élekből kiválasztjuk koordinátáik alapján azokat az éleket, amelyek tartalmazzák az alacsony érzékenységű élek pixeleit. Szűrjük tehát a magas szenzitivitású jellemzőképet úgy, hogy az összefüggő komponenseik közül mindazokat eldobjuk, melyekben nem fordult elő élpont a magas specificitású élkép egyetlen komponenséből sem.

Ezt úgy állítjuk elő, hogy az alacsony érzékenységű éleket tartalmazó képen (6. kép) található területek alapján keressük a magas érzékenységű éleket tartalmazó képen (5. kép) található közös területeket, majd töröljük

a lágyszövet befoglaló geometriájának élpontjaival egyező területeket (4. kép), ezzel előállítva egy tiszta éltérképet (7. kép). Az anatómiai alakzatok külső, befoglaló alakjáról plusz információt kapunk, amelyből majd előáll az alakzatok 3D geometriája.

A következő lépésben az élpontok által közrezárt belső pontokkal egészítjük ki az eddig meghatározott „külső” élponthalmat. Az eljárásunkkal egy olyan háromdimenziós csontfelszín valósítható meg, amely az alacsonyabb intenzitású csonthatókat, azaz a kisebb kontrasztú soft-bone részeket is tartalmazza. Tipikusan jellemző ez a vékonyabb falú csontok esetében, amelyek a parciál volumen effektus következtében alacsonyabb intenzitással szerepelnek. Ilyenek például a maxilla sinus vagy az orbital alap koponyacsontok. Ezen vékonyabb falú csontok intenzitása alacsonyabb, mint a vastagabb, kortikális csonttal rendelkező képpontoké. A tárgyalt példák nem ugyanabba az intenzitástartományba esnek, így nem lehet az alacsonyabb és magasabb denzitású csontokhoz tartozó pixeleket tisztán szegmentálni abban az esetben, ha valamilyen (fém-, vagy háttér-)zajt is tartalmaz a felvétel.

A 8. kép mutatja a 7. kép egy kiemelt részletét, valamint a 9. kép mutatja az eredeti felvételen (1. kép) található ugyanezen képrészletet. A 10. képen látható, hogy a 8. képen található élek pontjai alapján a 9. képen látható részlet hogyan kerül kinövesztésre. Az keletkezett éltérképekből és azokból a tárgyalt módon származtatott jellemzőképekből a csontos struktúrák kinövesztése történik úgy, hogy vesszük minden egyes élhez tartozó pixel intenzitásértékét, és keressük a lokális környezetben lévő ettől magasabb intenzitásértékekkel rendelkező pixeleket. A lokális művelet konvolúcióhoz hasonlatos azzal a módosítással, hogy nem csak a kernelközéppont által meghatározott pixel kiszámítására használjuk a jellemzőképen, hanem az egész régió területét bővítjük a lokálisan küszöbölt ablak tartalmával. Az eredményt az 11. képen figyelhetjük meg.

Az algoritmus számos paramétert tartalmaz. A paraméterezést mindig az adott felvétel felbontásának és „nehézségének” (zaj- és artifaktumok általi terheltségének) figyelembevételével döntjük el empirikusan.

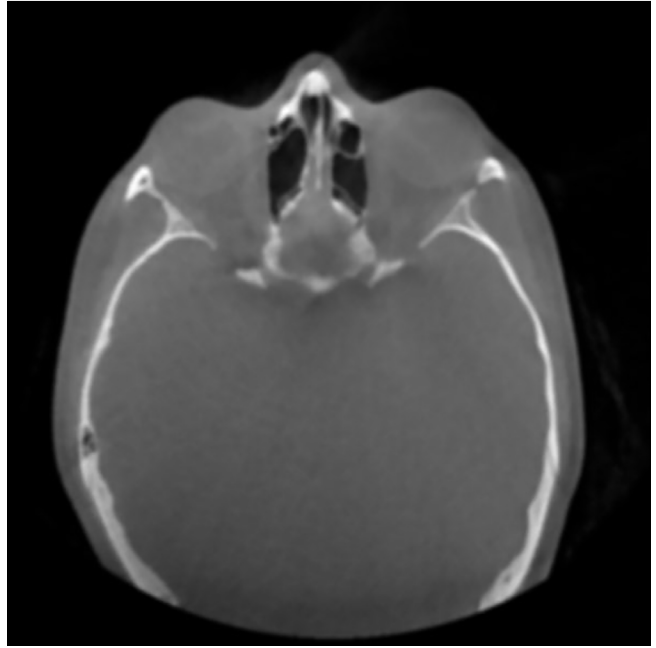
Eredmények

Kvalitatív kiértékeléshez vizuálisan is összehasonlítottuk a programunkat a manuálisan elkészített szegmentáció eredményeivel 40 db CBCT felvételen. Az eredmény láthatóan simább felszíneket, jobban kivehető csontokat mutat, melyek a műtéti tervezést nagyban segítik.

A módszer kvantitatív kiértékelésére az általánosan elfogadott konfúziós mátrixot számoltuk ki. Az ún. ground truth a manuális szegmentáció eredménye, melynek elkészítése többórás szakértői munkát igényel felvételenként. Az automatizált algoritmus nagyjából 2 másodperc alatt végez egy 768 × 768 pixel felbontású szelettel. Az algoritmust egy Intel 32 magos szerver-



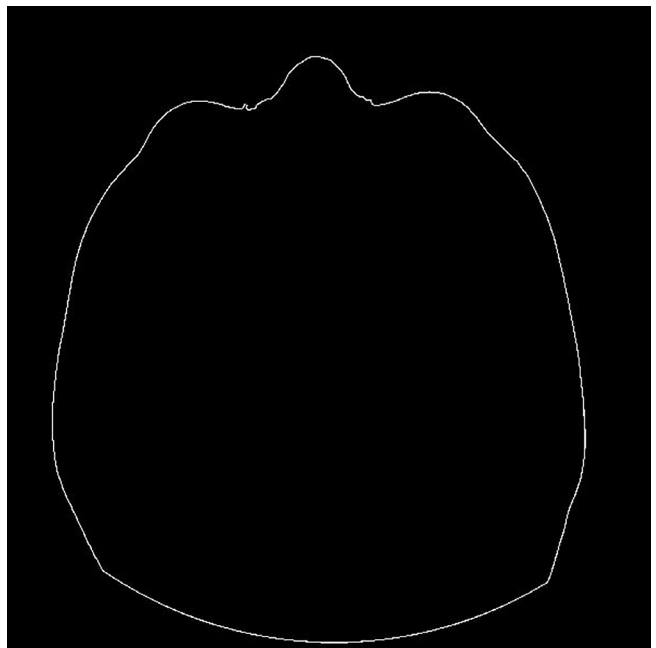
1. kép: Eredeti CBCT felvétel egy szelete



2. kép: A szelet Gauss-simított változata



3. kép: Treshold szűréssel (küszöböléssel) kinyert lágyszövethez tartozó képpontok kijelölése

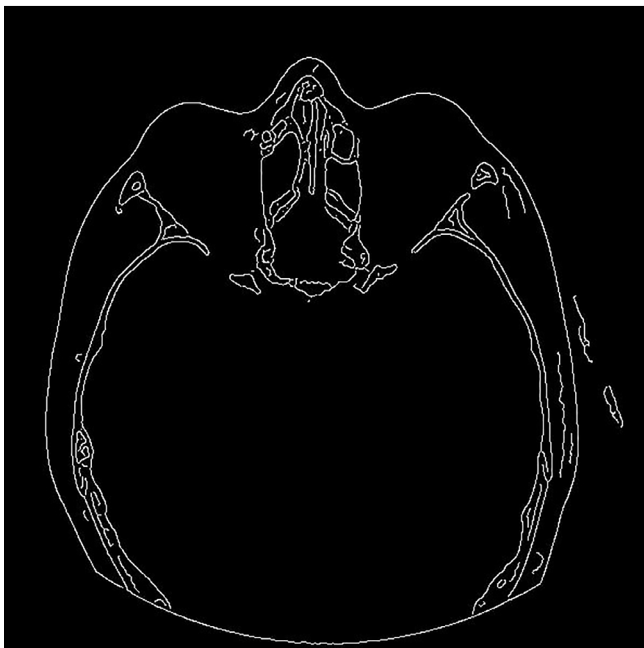


4. kép: Élkeresés a lágyszövet kijelölése által alkotott alakzaton

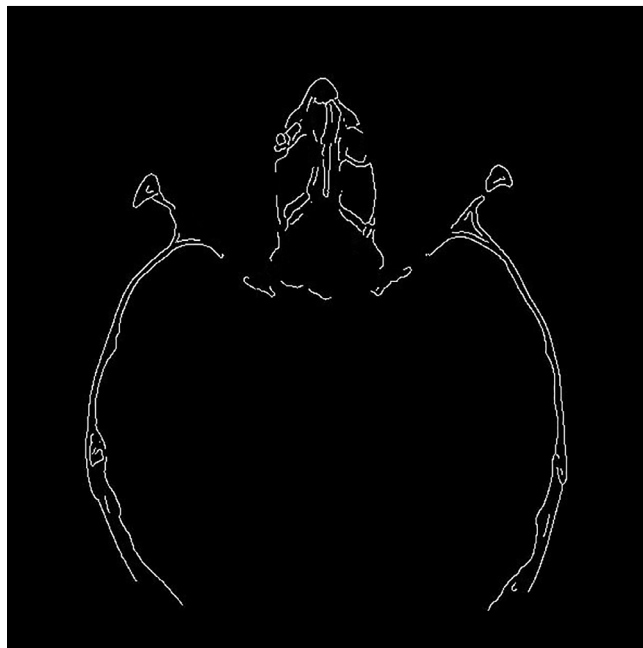
gépen futtattuk, mely a párhuzamosítási technológiák segítségével képes átlagosan 2–3 perc alatt egy teljes felvételt feldolgozni, ami hozzávetőlegesen 80–180 szoros gyorsulást jelent a manuális munkához képest (mely 4–9 órát vett egy felvételen igénybe a felvétel minőségének függvényében), amelynek eredménye csak ellenőrzést igényel a műtéti tervezés megkezdése előtt.

A konfúziós mátrixból tetszőleges egyéb klasszikus mérték (Precision, Recall, F1-score) is kiszámolható. Az

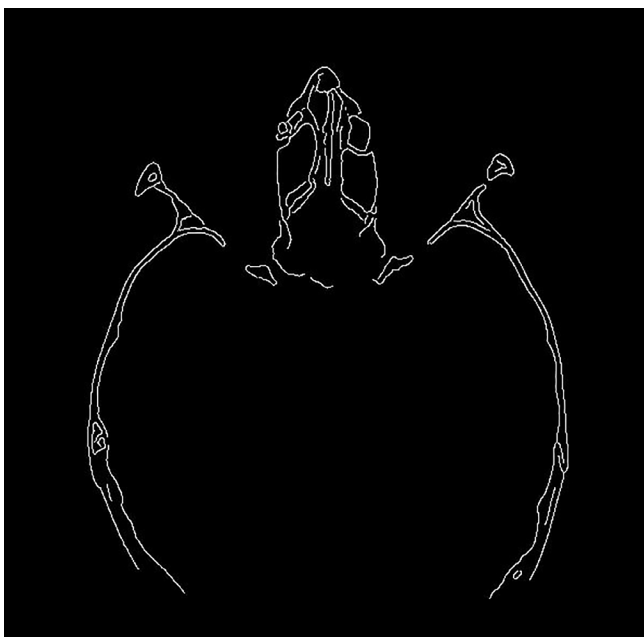
átlagos precizitás (egy példa felvételre) 90%. A 12. képen megfigyelhető az algoritmus szeletenkénti precizitása. Látható, hogy az algoritmus néhány szeleten szignifikánsan rosszabb eredményt ad. Tipikusan ilyen a felvétel első és utolsó néhány (20–25) szelete, melyek kevés háttértől különböző pixelt, vagy jelentősebb mértékű zajt tartalmaznak. A felvétel köztes szeletein is lehetnek régiók, melyek nehezebben szegmentálhatók, tipikusan ilyen a szájüreg mely gyakran tartalmaz tö-



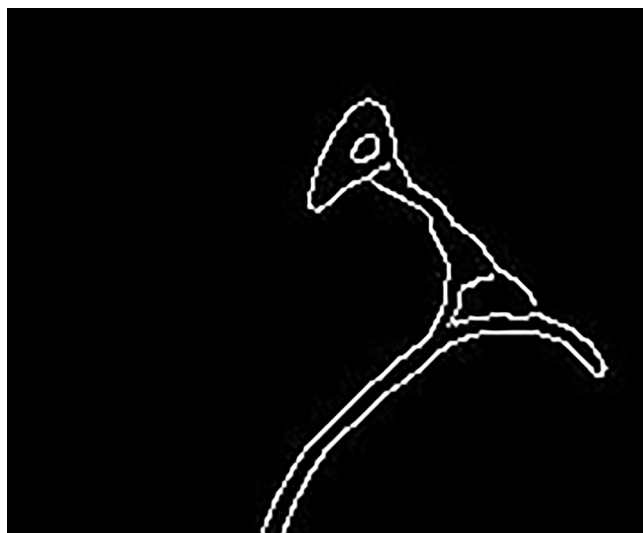
5. kép: A szelet magas érzékenységű Canny éldetektálása



6. kép: A szelet alacsony érzékenységű Canny éldetektálása



7. kép: Közös területek szűrése a magas és alacsony érzékenységű éldetektált képeken



8. kép: Éltérkép részlet egy csont régió kontúrján

mést, fogszabályzót vagy egyéb implantátumot mellett, hogy alapvetően relatíve komplexebb struktúrákkal rendelkeznek.

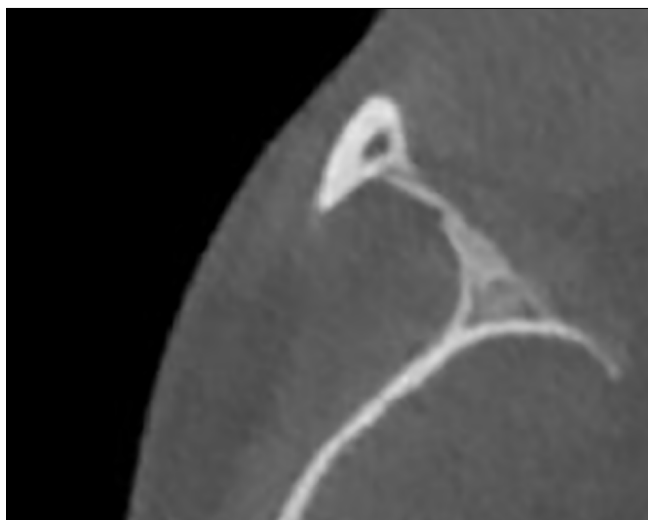
A grafikonon (12. kép) kék színnel látható, hogy az automatizált szegmentáció a manuális szegmentációhoz képest milyen további pixeleket klasszifikált csontnak (false positive). Narancssárga színnel látható, hogy hány képpont egyezett meg (true positive).

A grafikonon jól látható (kék színnel), hogy az automatizált szegmentáció eredménye tartalmazott hibásan

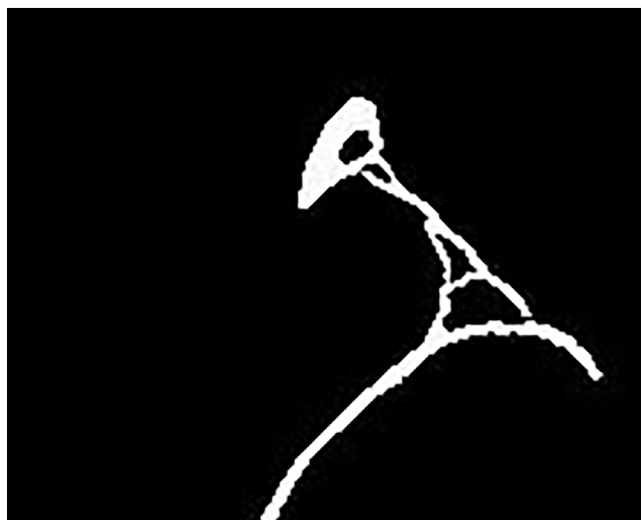
kijelölt, nem csonthoz tartozó képpontokat is, azonban minden szeletképen 99% pontossággal találta meg a csontos struktúrákhoz tartozó képpontokat. A grafikonon kapott eredmények precizitásértéke átlagban 90% volt a teljes felvételre vonatkozóan, amelyet a konfúziós mátrix [10] alapján meghatározott precizitásértékre vonatkozó képlet alapján számoltunk ki.

Összefoglalás, záró megjegyzések

Napjainkban kiemelt hangsúlyt kapott az orvostudományban a háromdimenziós modellek használata, és a számítógépes algoritmusokkal támogatott orvoslás már



9. kép: Eredeti kép részlete a régióról



10. kép: Maximum kereséssel előállított területkinövesztés a kép részletén

alapkövetelménynek minősül. Az általunk bemutatott algoritmus a hagyományos, például csak küszöbölésen vagy élkeresésen alapuló szegmentációs módszerekhez képest hatékonyabb, így az eszköz klinikai vizsgálat elvégzésére alkalmas.

A manuális szegmentációhoz képest a módszer jelentősen lecsökkenti a végrehajtási időt is, illetve teljesen megszűnik a szakértői beavatkozás szükségessége. Az ismertetett módszer paraméterezése finomhangolható a CBCT berendezés típusának függvényében.

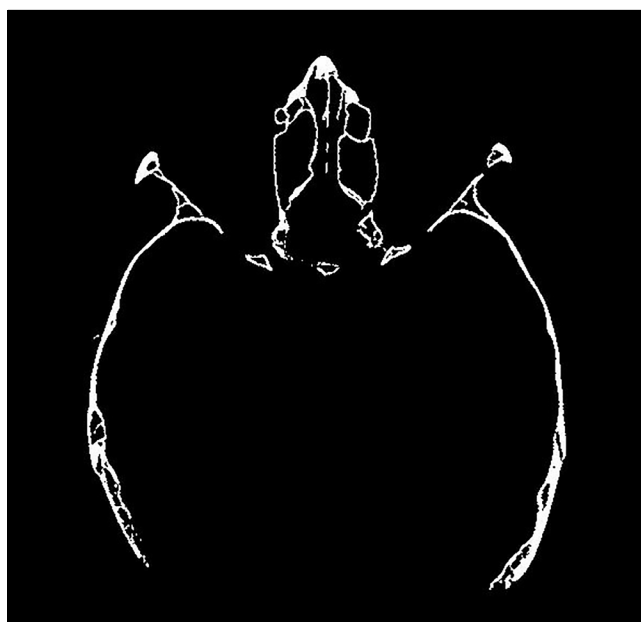
Fentiek alapján további klinikai vizsgálatot tervezünk, melynek célja, az általunk kifejlesztett módszer további vizsgálata, illetve összehasonlítása piaci forgalomban lévő szegmentáló módszerek összehasonlításával.

Anyagi támogatás

A kutatás az Innovációs és Technológiai Minisztérium által finanszírozott támogatásból valósult meg, a „2020-2.1.1-ED-2020-00080” számú alapvető kutatási projektként, amelyben a CT és CBCT felvételek szegmentációs alapelveit vizsgáltuk meg, és megoldást kerestünk a még meg nem oldott problémákra.

Irodalom

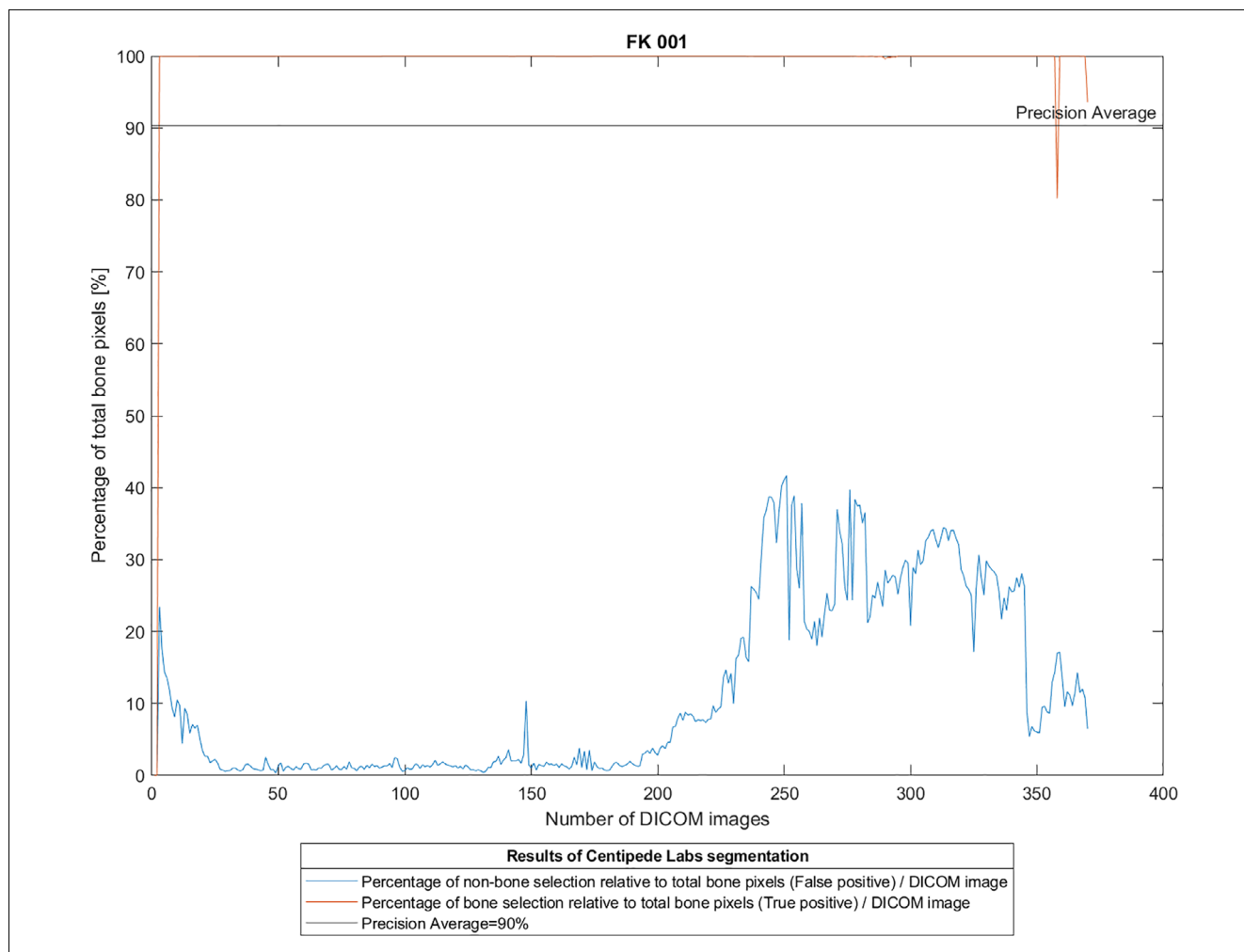
1. NAGARAJAPPA AK, DWIVEDI N, TIWARI R: Artifacts: The downturn of CBCT image. *J Int Soc Prev Community Dent* 2015 Nov–Dec; 5 (6): 440–445.
<https://doi.org/10.4103/2231-0762.170523>
2. CHEN, Si, WANG L, LI G: Machine learning in orthodontics: Introducing a 3D auto-segmentation and auto-landmark finder of CBCT images to assess maxillary constriction in unilateral impacted canine patients. *The Angle Orthodontist* 2020; 90.1: 77–84.
<https://doi.org/10.2319/012919-59.1>
3. YIP S, PERK T, JERAJ R: Development and evaluation of an articulated registration algorithm for human skeleton registration.



11. kép: Maximum kereséssel előállított területkinövesztés a teljes képen

Physics in Medicine & Biology 2014; 59.6: 1485–1499.
<https://doi.org/10.1088/0031-9155/59/6/1485>

4. WANG, LI, et al: Automated segmentation of dental CBCT image with prior-guided sequential random forests. *Medical Physics* 2016; 43.1: 336–346.
<https://doi.org/10.1118/1.4938267>
5. SHARMA N, RAY AK, SHARMA S: Segmentation and classification of medical images using texture-primitive features: Application of BAM-type artificial neural network. *J Med Phys* 2008; 33: 119–126.
<https://doi.org/10.4103/0971-6203.42763>
6. SHAPIRO LG, STOCKMAN GC: *Computer Vision*. Prentice-Hall, New Jersey, 2001. ISBN 0-13-030796-3
7. SERRA J: Introduction to mathematical morphology. In: *Computer vision, graphics, and image processing* 1986; 35.3: 283–305.
[https://doi.org/10.1016/0734-189X\(86\)90002-2](https://doi.org/10.1016/0734-189X(86)90002-2)



12. kép: Egy CBCT felvétel feldolgozásának eredménye szeletenként

8. CANNY J: A computational approach to edge detection. *Trans Pattern Anal Mach Intell.* 1986; 8: 679–698. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851>
9. DICOM® Publications and DICOMWeb™ Publications are published by and copyright owned by the National Electrical Manufacturers Association.

Available from: <https://www.dicomstandard.org/current/> (2022.08.07.)

10. Confusion matrix. Available from: https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix (2022.08.07.)

Original article

DOROGI G, BODNÁR P, NAGY K

Automatic segmentation of bone structures in CBCT images

Modern surgeries are performed using transplants or implants based on surgical planning with CT images. The CT or CBCT images having bad initial quality greatly decrease the performance of the processing algorithms and affect the quality of the reconstructed 3D models. 3D reconstruction using Manual segmentation takes several hours of work and expertise, which significantly increases the overall cost and time of 3D CAD/CAM based surgical planning and production processes.

In this paper, we introduce a procedure as a time- and cost-efficient solution for bone tissue segmentation. The idea of this process is an automated image processing algorithm based on edge detection, mathematical morphology and various image processing operations. Accuracy of the method has been compared to manual segmentation of 40 series. Results (precision 86–95%) show that the algorithm is fast and accurate so it is applicable for surgical planning.

Keywords: CBCT, 3D surgical planning and construction, CAD/CAM, automated segmentation