

Szegedi Tudományegyetem
Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika Tanszék

**A máj vizsgálatát segítő
automatikus szegmentációs módszerek
onkológiai alkalmazásokhoz**

Ph. D. értekezés

Ruskó László

Témavezető

Dr. Nagy Antal

Szegedi Tudományegyetem
Informatika Doktori Iskola

Szeged
2014

1 Motiváció

A máj fontos szerepet tölt be az emésztő rendszerben. A funkciója létfontosságú, amely nem helyettesíthető géppel, továbbá különleges regeneráló-képessége van. Az utóbbi tulajdonsága a moduláris szerkezetére vezethető vissza, amely szerint funkcionálisan független részekre bontható. Számos betegség fenyegeti a májat. A mérgezések és fertőzések mellett a rákos megbetegedések száma is egyre nő a klinikai gyakorlatban. A primer daganatok mellett más daganatok áttétei is gyakran megjelennek a májban, ezért a májrák kezelése az elmúlt évtizedben az onkológia egyik fontos területévé vált.

A számítógépes orvosi képfeldolgozás fontos szerepet játszik a klinikai diagnózis és terápia területén. A 3-dimenziós (3D) képalkotó technikák, mint komputeres tomográfia (CT) és mágneses rezonancia (MR) lehetővé teszik a máj in-vivo megjelenítését. A CT és MR felvételek információ-tartalma különböző kontraszt-anyagok használatával növelhető. Az ilyen esetekben rendszerint több felvétel készül, amelyek több-fázisú képet alkotnak. A modern képalkotó berendezések elterjedése révén a feldolgozandó képek száma gyors ütemben nő. Jelentős igény van tehát olyan szoftveres eszközökre, amelyek hatékonyabbá teszik a felvételek feldolgozását. Az értekezés az orvosi képfeldolgozás egyik legfontosabb területére, a szegmentációra fókuszál.

A máj rákos megbetegedésének kezelésére számos lehetőség áll rendelkezésre. Az alkalmazott terápia olyan különböző tényezők függvénye, mint a tumorok mérete, száma, elhelyezkedése, vagy a betegség előrehaladottsága. A leggyakoribb kezelési módok a sebészet, az intervenciós radiológia, a kemoterápia, a sugárterápia, illetve ezek különböző kombinációja. Ezen technikák mindegyike segíthető szoftveres eszközökkel, amelyek pontosabbá és objektívabbá teszik a máj számítógépes vizsgálatát. Az értekezés a máj automatikus szegmentációjára, a máj-léziók automatikus detektálására, valamint a virtuális sebészi vágás területére fókuszál.

A bemutatott módszerek pontossága mellett az értekezésben kiemelt figyelmet kap az egyes algoritmusok hatékonysága. Klinikai visszajelzések alapján egy szoftveres munkafolyamat akkor tekinthető hatékonynak, ha a funkció indítása és az eredmény megjelenítése között eltelt idő nem haladja meg a fél percet. A bemutatott algoritmusok tervezésénél nagy hangsúlyt került arra, hogy azok komplex klinikai problémákat rövid időn belül oldjanak meg. Egy másik fontos követelmény a klinikai rendszerek tulajdonságából ered. A mai alkalmazások többsége szervereken fut, ahol egy folyamat több példányban is működhet egyszerre. Eben a szoftveres környezetben a speciális hardver-igényű módszereknek limitált a használhatósága. Az értekezésben bemutatott módszereknek nincs ilyen igényük, így egyszerűen integrálhatók bármilyen rendszerbe.

2 Máj-szegmentáció

A számítógépes máj-analízis alapja a máj-szegmentáció. A szerző három módszert mutat be, amelyek egy hosszabb kutatás különböző állomásai voltak. Az első két algoritmus egy- és több-fázisú kontrasztos CT képekhez készült, és a hozzájuk

kapcsolódó eredmények egy folyóiratcikkben [1] jelentek meg. A harmadik eljárás kontrasztos MR felvételekhez készült, és egy másik folyóiratcikkben [2] lett publikálva. Mindhárom megközelítés más adathalmazon volt kiértékelve, ami megnehezíti az összehasonlításukat. Hogy lehetővé váljon a számszerű összevetésük, az értekezés keretében megtörtént a módszerek kiértékelése egy közös esethalmazon. A bemutatott szegmentációs technikák pontosságát számos hiba mértékkel lehet jellemezni. Ebben az összefoglalóban csak a térfogati átfedés hibáját (VOE) említjük. Feltéve, hogy a térfogati átfedés (VO) egyenlő az eredménye és a referencia metszetének és uniójának térfogati hányadosával, az említett hiba a következő módon definiálható: $VOE=100 \cdot (1-VO)$. Ez a mérőszám egyszerre mutatja az alul- és a túlszegmentálást, értéke 0% tökéletes szegmentáció esetén.

2.1 Módszer egy-fázisú CT képekhez

A szerző kidolgozott egy automatikus módszert portális-fázisú kontrasztos CT képekre. Az algoritmus olyan feltevéseken alapul, mint a máj a legnagyobb szerv a hasi régióban, a kontrasztanyag kiemeli a májszövetet a környező szervektől, valamint a májszövet közel homogén a CT képeken. A módszer kihasználja a környező anatómiai struktúrák tulajdonságait (mint a tüdő, a szív, vagy az inferior vena cava - IVC). Az eljárás magja egy szomszédsági összefüggőségen alapuló régió-növelő algoritmus, melyhez több elő- és utófeldolgozó lépés kapcsolódik. A módszer az alábbi lépésekből áll:

- Az első lépésben megtörténik a máj lokalizálása a mérete és intenzitása alapján. A kép hisztogramja alapján meghatározzuk a kontrasztos lágyszövetet reprezentáló intenzitás tartományt. Ezt használva a képet küszöböljük, majd erodálás után kiválasztjuk a legnagyobb összefüggő komponensét. Az így kapott régiót használjuk a szegmentálás inicializálásához.
- A második lépésben szeparáljuk a májat a szívtől. Ez a tüdő szegmentálásával kezdődik, majd a jobb és bal tüdő lebenyek alsó felülete kerül meghatározásra. Ezután függőleges metszeteken összekötjük a bal és jobb tüdő alját, amely egy 3D elválasztó felületet eredményez a máj és a szív között.
- A harmadik lépésben a májszövetet szegmentáljuk összefüggőségen alapuló régió-növelő módszerrel. Kezdő régióként az első lépésben meghatározott területet használjuk, valamint ebből számítjuk az intenzitás tartományt. Mivel nagy összefüggőséget használunk, a szegmentáció eredményét a végén dilatálni kell.
- A negyedik lépés különböző alul- és túlszegmentált területeket korrigál. Egy további szegmentációt használunk a máj és a tüdő közötti sötétebb rész hozzá vételére. Továbbá, az erek feltöltésre kerülnek geometriai tulajdonságaik alapján, valamint a hiányzó léziókat standard üregfeltöltő technikákkal korrigáljuk. Az IVC-t jellegzetes alakját kihasználva detektáljuk és töröljük az eredményből.

A szerző elvégezte a fenti módszer kiértékelését egy 20 CT esetből álló képhalmazon, amelyre referencia májkontúr is adott volt. A teszteseteket egy nyilvános máj-szegmentációs versenyen publikálták, így a kapott eredmények közvetlenül

összevehetők más publikációkkal. A tesztképek néhány egészséges esett mellett számos tumoros esetet tartalmaztak. Az eredmények alapján a bemutatott algoritmus pontosan szegmentálta a májat (VOE=8%) rövid idő alatt (30 mp). Az eredmények vizuális értékelése során kiderült, hogy a módszer kihagyhat a máj határán található léziókat.

2.2 Módszer több-fázisú CT képekhez

A szerző kidolgozott egy automatikus máj-szegmentációs módszert többfázisú, kontrasztos CT képekre. Az algoritmus az előzőn alapul azzal a különbséggel, hogy ez képes több kontrasztos fázis információját felhasználni. A cél az volt, hogy a máj-szegmentáció kevésbé függjön a portális fázis minőségétől. Az javasolt módszer a májszövet jellegzetes kontraszt-halmazát használja ki. Egy környező szerv intenzitása ugyanis lehet hasonló a májéhoz egy adott fázisban, de valószínűtlen, hogy minden fázisban az lesz. Így a májszövet pontosabban behatárolható a különböző fázisok egyesített információja alapján. A módszer az alábbi lépésekből áll:

- Először a különböző fázisokhoz tartozó képeket normalizáljuk, így a későbbi lépésekben nem kell az eltérő kép- és voxel-méretet figyelembe venni. A létrejövő több-értékű kép minden pontjában az adott pozíció, különböző fázisban felvett intenzitását mutatja.
- A kontraszt halmaz eloszlását jól mutatja a különböző fázisok egyesített hisztogramja. Mivel a máj a legnagyobb térfogatú szerv, a hisztogram legmagasabb csúcsa mindig a májat reprezentálja. Ebben a lépésben meghatározzuk azokat a pontokat, amelyek kontraszt felvétele hasonló a májéhoz, majd az így kapott pontalmaz legnagyobb összefüggő komponense alkotja a kezdő régiót.
- A következő lépésben minden fázis külön szegmentálásra kerül az egy-fázisú módszert használva, amely eredményeként több bináris kép jön létre. A szegmentáció magába foglalja a máj-szív elválasztást, a régió-növelést, és az alul- és túlszegmentált részek korrekcióját (kivéve az IVC eltávolítást, ami specifikus a portális fázisra).
- A különböző fázisok szegmentációja tartalmazza a májat és a hasonló intenzitású szomszédos régiókat. Az egyes eredményeket ezért pontosan összeregisztráljuk, majd a végeredményt a különböző fázisok eredményének kombinálásával számítjuk.

A szerző a bemutatott algoritmust egy 19 több-fázisú esetet tartalmazó képhalmazon értékelte ki, amely egy kérdőív öt orvos általi kitöltésével történt. Az eredmények alapján a szegmentáció alkalmas volt klinikai használatra az esetek 94%-ban minimális vagy semmilyen korrekcióval. A módszer számszerű összehasonlítása az egy-fázisú algoritmussal néhány nehezen szegmentálható eseten megmutatta, hogy a több-fázisú megközelítés lényegesen pontosabb eredményt ad (VOE=11%) mint az egy-fázisú (VOE=16%) anélkül, hogy a futási idő növekedne (25 mp).

2.3 Modell alapú módszer MR képekhez

A májon belüli intenzitás eloszlás heterogén lehet a különböző elváltozások miatt, amely alul-szegmentáláshoz vezethet. E problémának a megoldása különösen fontos MR képek esetén, amelyeknek jobb a lágyszövet kontrasztja. A szerző kidolgozott egy automatikus máj-szegmentációs eljárást, amely egy valószínűségi modellt alkalmazva javítja a korábban bemutatott intenzitás alapú technikák pontosságát. A modell 60 manuálisan kontúrozott CT sorozat regisztrálásával készült, és az újdonsága abban rejlik, hogy fel lett osztva 8 szegmentumra a máj anatómiai szerkezetének megfelelően. A részekre osztás lehetővé teszi lokális intenzitás statisztikák használatát a májon belül, így az eljárás kevésbé érzékeny a patológia vagy műtermékek okozta intenzitás inhomogenitásra. A módszer az alábbi lépésekből áll:

- Mivel a kontrasztos lágyszövet intenzitás tartománya képről képre változik MR modalitás esetén, dinamikusán kell kiszámolni minden esetre. Az első lépésben meghatározzuk a legnagyobb intenzitás-tartományhoz tartozó olyan hisztogram csúcst, amely a képpontok legalább 5%-át lefedi.
- A második lépésben regisztráljuk a modellt a szegmentálandó képhez. Ehhez a képet küszöböljük a kontrasztos lágyszövet intenzitás tartománnyal. Majd egy távolság térképet számítunk a küszöbölt képre. Ez egy olyan képet eredményez, amelyen a nagy objektumok belsejében nagy értékek vannak. A valószínűségi modellt (és azzal együtt a szegmentum felosztást) ehhez a képhez regisztráljuk.
- A harmadik lépésben a májat összefüggőségen alapuló régió-növelő módszerrel szegmentáljuk figyelembe véve az osztott valószínűségi modellt. A kezdő régióként a kontrasztos lágyszövet kép legnagyobb összefüggő komponensét használjuk erodálás után. Majd intenzitás statisztikát számítunk mind a kezdő régióra, mind az egyes szegmensekre. A szegmentáció voxel specifikus intenzitás tartományt használ figyelembe véve a globális és lokális intenzitás statisztikákat és a modell valószínűségeket. A régió-növelés eredményét a korábbiakhoz hasonlóan dilatáljuk, és üregfeltöltő algoritmust alkalmazunk rá.

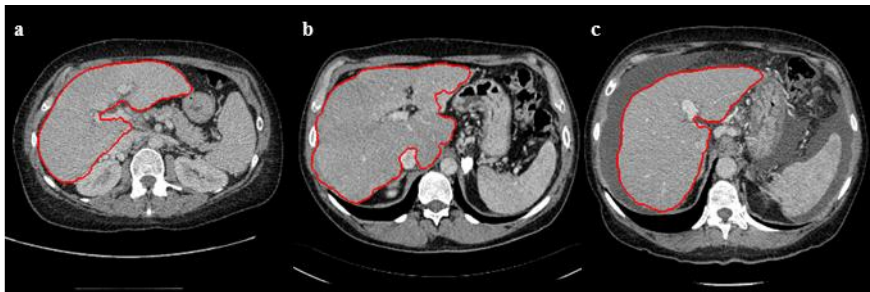
A szerző a bemutatott algoritmust egy 8 reprezentatív esetből álló kontrasztos MR képhalmazon értékelte ki, amelyekhez rendelkezésre állt a manuálisan definiált referencia májkontúr. Az eredmények megmutatták, hogy a fenti eljárással pontosan (VOE=11%) és hatékonyan (30 mp) ki lehet szegmentálni a májat akkor is, ha a májszövet patológia vagy műtermékek miatt jelentős intenzitás inhomogenitást mutat.

2.4 Máj-szegmentációs módszerek számszerű összehasonlítása

A különböző algoritmusok számszerű összehasonlítása egy nagy esetszámú CT képhalmazon történt. A szerző az első két módszert módosítás nélkül, míg a modell-alapú módszert CT képekre való adaptálás után tesztelte. A tesztalmaz 83 (37 portális és 46 két-fázisú) kontrasztos CT vizsgálatot tartalmazott, amely magába foglalt egészséges, tumoros, valamint néhány szélsőséges (méretű és patológiájú) esetet is. A referencia májat minden esetben orvos kontúrozta a portális fázisú képen. Az egy-fázisú és a modell-alapú módszer minden képre lefutott, a több-fázisú módszer viszont csak a két-fázisú képekre lehetett tesztelni. A tesztek ugyanazon a számítógépen

történtek, így a futási idő közvetlenül összemérhető volt. Az eredmények összehasonlítása céljából a szerző meghatározta a különböző hiba-mértékek átlagát és szórását. Továbbá, páros T-próbát alkalmazott a különbségek statisztikai jelentőségének vizsgálatára.

Az egy-fázisú és a modell-alapú algoritmusok összehasonlítása a teljes adathalmazon megmutatta, hogy a modell-alapú megközelítés lényegesen pontosabb (VOE=13%) az előbbihez viszonyítva (VOE=19%). A két-fázisú képekkel történt tesztek azt mutatták, hogy a több-fázisú (VOE=15%) és a modell-alapú (VOE=15%) eljárások ugyanolyan pontossággal működnek, míg az egy-fázisú módszer lényegesen pontatlanabb (VOE=26%). Az átlagos futási idő 24, 19 illetve 37 mp volt (a módszerek prezentálásának sorrendjében), amely az mutatja, hogy mind a több-fázisú, mind a modell-alapú módszerek elég hatékonyak ahhoz, hogy klinikai gyakorlatban használhatóak legyenek. Tekintve, hogy a modell-alapú módszerhez csak a portális kép szükséges, ez a megközelítés alkalmazható a legszélesebb körben.



Egy-fázisú (a), több fázisú (b), és modell-alapú (c) módszerrel kapott máj-szegmentáció

3 Máj-lézió detektálás

A máj-léziók vizsgálata a számítógépes máj analízis egyik legfontosabb feladata. A máj-tumoros esetek száma emelkedő tendenciát mutat, így egyre nő a feldolgozandó képek száma is. A léziók osztályozása és méretének meghatározása jelentősen gyorsítható automatikus módszerekkel. A máj-léziók detektálása nehéz feladat, mivel nagyon eltérő méretűek, alakúak, intenzitásúak lehetnek. Komoly igény van tehát olyan automatikus módszerekre, amelyek javítják a detektálás szenzitivitását nagyszámú hibás találat detektálása nélkül. A szerző a probléma megoldására bemutat egy automatikus módszert, amelyet egy folyóiratcikkben [3] publikált.

3.1 Máj-léziók automatikus detektálása kontrasztos CT képeken

A szerző egy új eljárást dolgozott ki máj-léziók automatikus detektálására kontrasztos CT képeken. Az algoritmus az abnormalis régiók májon belüli szegmentációjára, valamint a szegmentált régiók többszintű alakleíráson alapuló osztályozására épül. A módszer az alábbi lépésekből áll:

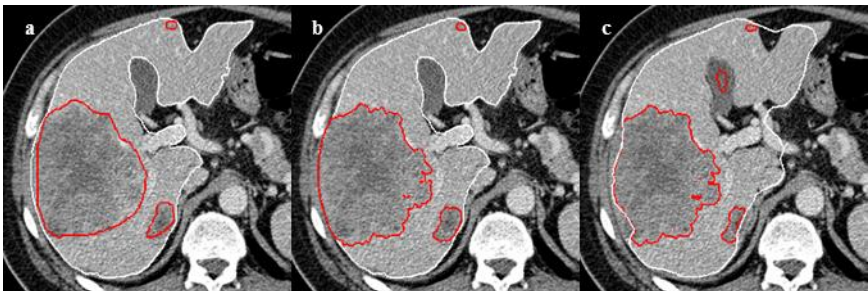
- Az elő-feldolgozó lépés magába foglalja a vizsgált terület morfológiai zárását (az automatikusan szegmentált máj felszínén hiányzó léziók korrigálására), a CT kép

zajszűrését és átméretezését uniform voxel méretre, valamint a normál egyes máj jellemzőinek meghatározását.

- A második lépésben a normál májszövetből kiindulva (kívülről befelé) megtörténik az abnormális régiók szegmentálása, majd létrejön a lehetséges régiók listája. Ez a lépés külön hajtódik végre sötét és világos régiókra.
- Ezt követően, minden lehetséges régióra meghatározunk egy többszintű (belülről kifelé haladó) alak-leírást, amely olyan geometriai tulajdonságokra épül, mint az aszimmetria, kompaktság, méret, és térfogat. Ezekből tulajdonságokból kiszámítunk egy valószínűséget, ami megmutatja, hogy az adott régió egyes szintjei milyen valószínűséggel reprezentálnak léziót. Ha a valószínűség meghalad egy küszöböt, az adott régió lézióként kerül megjelölésre, és a kontúrját a legnagyobb valószínűséghez tartozó szint definiálja.

3.2 Automatikus máj-lézió detektálás kiértékelése

A szerző a bemutatott eljárást egy 30 kontrasztos CT esetet tartalmazó képhalmazon értékelte ki, ahol minden esetre egy orvos manuálisan kikontúrozta az összes léziót. A vizsgált régió manuális és automatikus módszerrel is meg lett határozva. A szerző az algoritmust számos szenzitivitás küszöbvel futtatta, amely lehetővé tette a módszer pontosságának komplex analizését. Az eredmények alapján az algoritmus a léziók 92%-át képes volt detektálni átlagosan 1.7 hibás találat mellett manuálisan kontúrozott májban. Ugyanolyan hibás találati szám mellett, valamivel kevesebb volt a detektálási ráta (85%) az automatikus módszerrel szegmentált májban. A nem detektált léziók részletes elemzése megmutatta, hogy a módszer hajlamos kihagyni olyan kisebb, kevésbé kontrasztos régiókat, amelyek a máj határán lévő sötétebb régióban található. A hibás találatok között szerepeltek többszörösen detektált tumorok, valamint a referenciában nem szereplő kis léziók és meszes elváltozások. A módszer átlagos futási ideje 30 mp volt, amely demonstrálta a módszer hatékonyságát.



Orvosi referencia kontúr (a), valamint az automatikus detektálás eredménye manuálisan rajzolt (b) és automatikusan szegmentált (c) májból

4 Virtuális reszekció

A máj szegmentumainak elkülönítése hasznos lehet tumorok diagnózisánál és kezelésénél. A sebészi beavatkozás tervezésénél például fontos az eltávolítandó és a maradó részek pontos méretének meghatározása. A máj-szegmentumok automatikus

meghatározása nehéz feladat mivel az egyes részek határa nem látszik az orvosi képeken. Szükség van tehát olyan eszközökre, amelyek lehetővé teszik a máj szegmentumainak hatékony meghatározását a felhasználó anatómiai tudása alapján. A probléma megoldására a szerző bemutat egy módszert, amelyet egy folyóiratcikkben [4] publikált.

4.1 Virtuális vágás B-Spline felületekkel

A szerző egy új technikát dolgozott ki bináris 3D objektumok a felhasználó által definiált görbe felülettel történő interaktív vágására. A bemutatott objektum-vágó algoritmus B-spline felületek különböző felbontású, háromszög-hálóval történő reprezentálásán alapul. Ez a reprezentáció lehetővé teszi a felület és egy pásztázó egyenes metszéspontjának nagyon hatékony számítását. Az objektum két részre osztása ugyanis a felület számos pásztázó egyenessel történő metszése révén történik. A módszer az alábbi lépésekből áll:

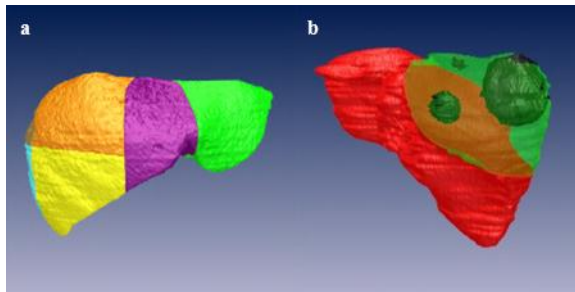
- Az első lépésben egy normalizált ponthálót hozunk létre a felhasználó által kézzel megrajzolt határvonalakból B-Spline görbe interpolációt használva, majd egy felületet illesztünk a normalizált ponthálóra.
- A második lépésben meghatározzuk a felület és a pásztázó egyenesek orientációját. Az utóbbi a koordináta rendszer azon tengelyét jelöli, amelyre a felület megközelítőleg merőleges.
- A harmadik lépésben a felületet mintavételezzük különböző felbontású ponthálók szerint, amellyel létre jön a felület különböző-felbontású, háromszög-hálós reprezentációja.
- A negyedik lépésben minden lehetséges pásztázó egyenesre egy hierarchikus kereső módszerrel kiszámítjuk a legfinomabb felbontású háromszög felülettel való metszéspontot. Ezek a pontok reprezentálják két partíció határát.
- Az utolsó lépésben a partíciók határát propagáljuk azokra a pásztázó egyenesekre, amelyek nem metszik a felületet.

4.2 Virtuális reszekció kiértékelése

A szerző orvos közreműködésével kiértékelte a bemutatott módszert máj-szegmentumok szeparálására. A tesztekhez 14 CT esetet használtunk, amelyekre adott volt a máj kontúrja is. A Couinaud felbontás szerint a máj felosztható 5 felület használatával, amelyek a májban lévő vénák főbb ágaira illeszkednek. Minden esetre az orvos kézzel rajzolt görbékkel definiálta az öt vágó felületet. Majd megtörtént a máj szegmentumokra bontása a vágások egy előre meghatározott sorrendben történő végrehajtásával, majd az így keletkezett részek térfogatát kiszámoltuk. A tesztek az operátor háromszor hajtotta végre pár hét eltéréssel, így az alkalmazott módszer variabilitása is mérhető volt. Referencia szegmentáció hiányában a szegmentum térfogatokat egy másik technikával kapott felosztás eredményével, valamint irodalomban található értékekkel hasonlítottuk össze. Az összehasonlítás megmutatta, hogy a kapott szegmentum térfogatok közel megegyeznek az ér alapú megközelítéssel kapott, valamint a mások által publikált értékekkel. Az intra-operátor variabilitás

alacsony volt, azaz a bemutatott módszerrel a szegmentum szeparálás jól reprodukálható.

A virtuális vágás egy másik klinikai alkalmazása a máj-tumor reszekció tervezés. Ehhez a tumor virtuális eltávolítását szimuláltuk, és az eltávolított valamint a maradó részek térfogatát vizsgáltuk. A folyamat végrehajtására két esetet választottunk ki a korábbi halmazból. A májkontúr adott volt mindkét esetre, a tumorokat pedig kikontúroztuk interaktív eszközökkel. Mindkét esetben több görbét rajzoltunk a vágófelület definiálására, majd vágás után az egyes részeket megjelenítettük és térfogatukat megmértük. Ezek a kísérletek a korábbiakkal együtt alátámasztották, hogy a bemutatott technika jól használható komplex klinikai feladatok megoldására. Az egyes vágások elvégzéséhez kevesebb, mint 1 mp kellett, ami jól mutatja a módszer hatékonyságát.



Májsegmentum-szeparálás (a) és tumor reszekció (b) virtuális reszekció használatával

Tézispontok

I. Máj-szegmentáció

A máj szegmentálása a számítógépes májanalízis alapja. A szerv manuális kontúrozása nagyon időigényes folyamat, ezért nagy szükség van automatikus módszerekre. A szerző három megközelítést dolgozott ki a máj automatikus szegmentálására. Az eredményeket két folyóiratcikkben [1, 2] publikálta.

I.1 Módszer egy-fázisú CT képekre (2.1 Szekció): A szerző kifejlesztett egy automatikus máj-szegmentációs módszert portális-fázisú CT képekre. Az algoritmus standard képfeldolgozó technikákon alapul és alapvető anatómiai összefüggéseket használ ki a májról és a környező szervekről. Az eljárás alapja az összefüggésen alapuló régió-növelő technika, amelyhez olyan elő- és utófeldolgozó lépések kapcsolódnak, mint a májdetektálás, a máj-szív elválasztás, a légzésből eredő műtermékek kiküszöbölése, egy nagy ér-szakasz eltávolítása, valamint a léziók és kontrasztos erek által okozott üregek kitöltése. A szerző a bemutatott módszert egy 20 esetből álló tesztalacson értékelte ki, amelyhez adott volt a referencia májkontúr. Az eredmények alapján az algoritmus a legtöbb esetben pontosan ki tudta szegmentálni a májat rövid idő alatt.

I.2 Módszer több-fázisú CT képekre (2.2 Szekció): A szerző kifejlesztett egy automatikus máj-szegmentációs módszert több-fázisú CT képekre. Az algoritmus

az egy-fázisú megközelítésen alapul, de képes több kontrasztos fázis információját felhasználni. Az eljárás alapjai, hogy a máj jellegzetes kontraszt-halmazása kihasználható a szerv pontosabb lokalizálására, valamint hogy a különböző fázisok szegmentációját kombinálva jobb eredmény érhető el. A szerző a módszer kiértékelését egy 19 több-fázisú képet tartalmazó teszhalmazon demonstrálta, amelyet orvosok végeztek kérdőív segítségével. Az eredmények azt mutatták, hogy a szegmentáció használható volt klinikailag célokra az esetek döntő többségében. Továbbá, a számszerű összehasonlítás az egy-fázisú módszerrel megmutatta, hogy a több-fázisú megközelítés jobb eredményt ad a nehéz esetekre a futási idő növelése nélkül.

- I.3 Modell-alapú módszer MR képekre (2.3 Szekció): A szerző kifejlesztett egy automatikus máj-szegmentációs módszert, amely valószínűségi májmodell felhasználásával javítja a korábban bemutatott, intenzitás alapú szegmentációs technikák pontosságát. A modell 60 manuálisan kontúrozott máj regisztrálásával készült. A modell újdonságtartalma az, hogy fel van osztva 8 részre a máj anatómiai szerkezetének megfelelően. A részekre osztás lehetővé teszi lokális intenzitás-statisztikák használatát a máj különböző részeiben, melynek köszönhetően a szegmentáció kevésbé érzékeny a patológia és műtermékek által okozott lokális intenzitás-változásokra. A szerző az algoritmus kiértékelését egy 8 esetből álló, reprezentatív adathalmazon végezte el, amelyre referencia májkontúr rendelkezésre állt. Az eredmények megmutatták, hogy a bemutatott eljárás pontosan képes szegmentálni a májat rövid időn belül az MR képekre jellemző jelentős intenzitás inhomogenitás ellenére.
- I.4 Máj-szegmentációs módszerek számszerű összehasonlítása (2.4 Szekció): A szerző elvégezte mindhárom algoritmus kiértékelését egy nagy CT adathalmazon, amely egyaránt tartalmazott egy- és két-fázisú képeket. Az egy- és többfázisú módszerek a bemutatott módon, míg a modell-alapú módszert CT képekre való adaptálás után tesztelte. Az egy-fázisú és a modell-alapú módszerek minden teszten futottak, míg a több-fázisú módszer csak a két-fázisú eseteken lett tesztelve. Az egy-fázisú és modell-alapú módszerek összehasonlítása megmutatta, hogy az utóbbi jelentősen pontosabb eredményt ad. A két-fázisú esetekkel történt tesztek kimutatták, hogy a több-fázisú és a modell-alapú módszerek pontossága megegyező, míg az egy-fázisú módszer eredménye jelentősen pontatlanabb. Az átlagos futási idő alapján mind a több-fázisú, mind a modell-alapú módszerek elég hatékonyan bizonyultak ahhoz, hogy klinikai gyakorlatban használhatóak legyenek. Mivel a modell-alapú módszer csak a portális képet használja, ez a legrövidebb körben alkalmazható módszer.

II. Máj-lézió detektálás

A májrakos esetek száma folyamatosan emelkedik, így a máj-léziók számítógépes detektálása az hangsúlyos kutatási területté vált. A máj-léziók detektálása nehéz probléma, mivel a léziók mérete, alakja, intenzitása nagy variabilitást mutat. Szükség van tehát olyan szoftveres eszközökre, amelyek javítják a detektálás érzékenységét

anélkül, hogy jelentős számú hibás találatot kellene átnézni. A szerző egy új módszert dolgozott ki a probléma megoldására, amelyet egy folyóiratcikkben [3] publikált.

- II.1. Automatikus máj-lézió detektálás kontrasztos CT képekre (3.1 Szekció): A szerző kidolgozott egy új eljárást máj-léziók automatikus detektálására kontrasztos CT képeken. Az algoritmus alapja a vizsgált területen belüli abnormális régiók szegmentálása, valamint e régiók osztályozása többszintű alakleíró módszer használatával. Az alak leírása olyan standard geometriai jellemzőkön alapul, mint az aszimmetria, kompaktság, méret, és térfogat. E jellemzőket használva az eljárás minden abnormális régió minden szintjére meghatároz egy valószínűségi értéket, amely megmutatja, hogy az adott szint milyen valószínűséggel reprezentál léziót. A valószínűség nagysága alapján történik a régiók osztályozása és a detektált léziók kontúrjának meghatározása.
- II.2. Automatikus máj-lézió detektálás kiértékelése (3.2 Szekció): A szerző a bemutatott eljárást 30 kontrasztos CT eseten értékelte ki. Minden esetre egy orvos kikontúrozta az összes léziót. A vizsgált területként manuálisan illetve automatikus módszerrel szegmentált májat használtunk. A tesztek során az algoritmus, különböző érzékenységi küszöböt használva, többször feldolgozta a teljes adathalmazt, így lehetővé vált módszer pontosságának komplex analízise. Az eredmények megmutatták, hogy az eljárás magas találati arányt tudott elérni alacsony hibás találati számmal manuálisan definiált májban. Ugyanazt a hibás találati számot valamivel alacsonyabb találati aránnyal érte el a módszer automatikusan szegmentált májban. A nem detektált léziók részletes analízise megmutatta, hogy a módszer kihagyhat olyan léziókat, amelyek halványan látszanak a máj elsötétető határ-régióiban. Az módszer átlagos futási ideje 30 mp volt, amely jól mutatja a módszer hatékonyságát.

III. Virtuális reszekció

A máj szegmentumainak szeparálása hasznos információt jelent műtéti tervezésnél. A szegmentumok automatikus szeparálása nagyon nehéz probléma, mert a szegmentum határok nem látszanak az orvosi képeken. Ezért igény van olyan interaktív eszközre, amely lehetővé teszi a probléma hatékony megoldását. A szerző egy új módszert javasol a probléma megoldására, amelyet egy folyóiratcikkben [4] publikált.

- III.1. 3D objektumok vágása B-Spline felületekkel (4.1 Szekció): A szerző kidolgozott egy új technikát 3D objektumok síma felülettel történő vágására. A módszer B-Spline görbe és felület interpolációt használ ahhoz, hogy egy síma felületet illesszen a felhasználó által rajzolt görbékre, amelyek a vágás határát definiálják. A bemutatott objektum-vágó algoritmus a B-Spline felület több különböző felbontású háromszög reprezentációját hozza létre, amely lehetővé teszi a felület és egy pásztázó egyenes metszéspontjának hatékony számítását. A vágás folyamata a felület számos pásztázó egyenessel való metszéspontjának meghatározásán alapul, ahol az egyenesek iránya a felület orientációjától függ. A vágási felület propagálása kerül olyan pásztázó egyenesekre, amelyek nem metszik a felületet.

III.2. Virtuális reszekció kiértékelése (4.2 Szekció): A szerző orvos bevonásával elvégezte a bemutatott objektum-vágó módszer kiértékelését máj-szegmentumok meghatározására. A felhasznált 14 tesztesetre adott volt a manuálisan definiált májkontúr. A máj szegmentumokra osztását az orvos végezte öt vágás adott sorrendben történő végrehajtásával, majd a keletkezett szegmentumok térfogatát feljegyezte. Az orvos a teljes tesztet háromszor hajtotta végre pár hét eltéréssel, így a szegmentum térfogatok variabilitása is mérhető volt. Az eredményeket összehasonlítottuk egy más módszerrel történő szeparálás eredményével valamint az irodalomban található értékekkel. A szegmentum térfogatok jó egyezést mutattak az ér alapú technikával kapott valamint a mások által publikált értékekkel, emellett az intra-operátor variabilitás is alacsonyak bizonyult. További, két eseten végzett tumor reszekciós kísérletek eredményei is alátámasztották, hogy a bemutatott technika jól használható komplex klinikai feladatok megoldására. A vágások elvégzéséhez kevesebb, mint 1 mp kellett, ami jól mutatja a módszer hatékonyságát.

Hivatkozások

- [1] László Ruskó, György Bekes, Márta Fidrich. Automatic segmentation of the liver from multi- and single-phase contrast-enhanced CT images. *Medical Image Analysis*, 13(6): 871-882, Dec 2009
- [2] László Ruskó, György Bekes. Liver segmentation for contrast-enhanced MR images using partitioned probabilistic model. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 6(1): 13-20, Jun 2010
- [3] László Ruskó, Ádám Perényi. Automated liver lesion detection in CT images based on multi-level geometric features. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, online available, Oct 2013
- [4] László Ruskó, Ilona Mátéka, András Kriston. Virtual volume resection using multi-resolution triangular representation of B-spline surfaces. *Computer methods and programs in biomedicine* 111(2): 315–329, Aug 2013