

**Szegedi Tudományegyetem
Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika Tanszék**

Regisztrációs módszerek és orvosi alkalmazásaik

Doktori értekezés

Tanács Attila

Témavezető

Dr. Kuba Attila

**Szeged
2007**

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	1
2. A regisztrációs feladat áttekintése	3
2.1. Regisztrációs algoritmusok fő komponensei	4
2.1.1. Keresési tér	5
2.1.2. Képjellemzők tere	7
2.1.3. Hasonlósági mérték	8
2.1.4. Keresési stratégia	9
2.2. Képi és geometriai információforrások	9
2.2.1. Képek reprezentációja és forrásai	9
2.2.2. Geometriai információt szolgáltató technikák	13
2.3. A regisztrációs algoritmusok csoportosítási lehetőségei	14
2.3.1. Ponthalmazok illesztése	15
2.3.2. Felszínillesztés	16
2.3.3. Intenzitások hasonlóságán alapuló módszerek	16
2.4. Összefoglalás	17
3. Kijelölt pontpárokon alapuló képregisztrációs módszerek	19
3.1. Pontpárokon alapuló regisztrációs módszerek	19
3.1.1. Merev-test és hasonlósági transzformáció keresése	20
3.1.2. Affin transzformáció keresése	23
3.1.3. Perspektív transzformáció	28
3.1.4. Polinomiális nemlineáris transzformációk	29
3.1.5. Összetettebb nemlineáris transzformációk	31
3.2. Pont-alapú módszerek további jellemzői	32
3.3. Összefoglalás	33
4. Pont-alapú módszerek hibaanalízise	37
4.1. Hibafajták	37
4.2. A numerikus szimulációk modellje	38
4.3. Vizsgált módszerek	39
4.4. Eredmények	40
4.4.1. Merev-test transzformációval kapcsolatos ismert eredmények össze- foglalása	40
4.4.2. Merev-test és affin transzformációk vizsgálata	41
4.4.3. Rögzített helyzetű pontkonfigurációk vizsgálata	46
4.5. Más vizsgálati megközelítések	51
4.6. Összefoglalás	51

5. Automatikus képregisztráció és alkalmazásai	53
5.1. Regisztrációs algoritmus	53
5.2. A módszer kiértékelése orvosi képekre	55
5.2.1. A kiértékelés menete	56
5.2.2. Eredmények	57
5.3. Medencecsont környéki szervek szegmentálásának előkészítő lépései	60
5.3.1. Regisztrációs módszer és alkalmazásának módjai	61
5.3.2. Képi adatok	63
5.3.3. Tesztek és eredmények	64
5.4. Képilllesztés a neutron tomográfiában	68
5.5. Összefoglalás	70
6. Tűszúrásos műtéti beavatkozások	
kép-alapú tervezése és végrehajtása	71
6.1. Alkalmazási területek	71
6.2. Lokalizációs kerettel segített tűszúrásos eljárások	73
6.2.1. Az eljárások modellje	73
6.2.2. Regisztrációs módszer	77
6.2.3. prosztatata és hasi biopszia RCM robottal	81
6.3. Egyéb tűszúrásos beavatkozások	85
6.3.1. prosztatata biopszia valós idejű MRI képalkotással	85
6.3.2. Robottal végrehajtott brachyterápia	87
6.4. Összefoglalás	88
Irodalomjegyzék	89
Összefoglalás	97
Summary	103
Köszönetnyilvánítás	111

1. fejezet

Bevezetés

A regisztráció a képfeldolgozás egy részterülete. Feladata a különböző forrásokból származó képi és/vagy geometriai információtartalmak közötti kapcsolat megteremtése. Képregisztrációról akkor beszélünk, ha a két bementi információhalmaz digitális kép. Ekkor a regisztráció feladata olyan geometriai transzformáció keresése, amelyet alkalmazva a két kép „legjobban” fedésbe kerül egymással. Amennyiben olyan tárgyról készül a felvétel, amelynek a pontos geometriai modelljét is ismerjük, a kép és a modell között is kapcsolatot tudunk teremteni.

Regisztrációs technikákra számos tudományterületen szükség van, a számítógépes látástól, a légifelvételek, műholdképek feldolgozásán át az orvosi képfeldolgozásig. Jelen dolgozatban elsősorban ez utóbbi területen felmerülő regisztrációs problémákkal, és azok lehetséges megoldásaival fogok foglalkozni.

Az 1970-es évektől megjelenő 3-dimenziós (3D) képalkotó technikák forradalmasították az orvosi diagnosztikát, a műtét- és terápiatervezést, és azok végrehajtását. A röntgen alapú CT (*Computed Tomography*) és a mágneses rezonancia elvén alapuló MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) vizsgálatok az anatómiai információk, a csontok illetve a lágy szövetek jó minőségű megjelenítését teszik lehetővé. Lényegesen gyengébb térbeli felbontást képesek biztosítani a funkcionális vagy ún. nukleáris medicina vizsgálatok, a SPECT (*Single Photon Emission Tomography*) és a PET (*Positron Emission Tomography*). Kiemelt jelentőségük van viszont amiatt, hogy a szervezetbe juttatott, radioaktív izotópokkal megjelölt egyszerű vegyületek (pl. cukor) dúsulási helyeinek megjelenítésével a szervezet működéséről, anyagcseréjéről, élettani folyamatairól kapunk információt. Egy anatómiai és egy funkcionális kép illesztésével (a megtalált optimális transzformáció alkalmazásával), illetve fúziójával (a báziskép és az illesztett kép együttes megjelenítésével) az orvos a két technika egymást kiegészítő képtartalmait együttesen látja, könnyebbé téve például a diagnózis megállapítását.

Másfajta regisztrációs megközelítés szükséges a számítógéppel támogatott műtéttervezés és -végrehajtás során. Egy lehetséges ilyen feladat, amikor rendelkezésre áll képi információ betegről, és ezen a képen meg szeretnénk jeleníteni a műtőeszköz pillanatnyi helyzetét, vagy a képen kiválasztott célra szeretnénk azt vezérelni. Ekkor a műtőeszköz pontos geometriájának ismeretében egy modellt készíthetünk, majd megkeressük, hogy ez a modell hol illeszkedik legjobban a képhez (ebben az esetben feltesszük, hogy az eszköz is látható a beteggel együtt a képen).

A regisztrációs feladatok nagyon szerteágazók. A 2. fejezetben rövid áttekintést adok a témához kapcsolódó alapfogalmakról, csoportosítási lehetőségekről, megoldási módszerekről, a képalkotó berendezések és az általuk előállított képek jellegzetességeiről. Bár ebben

a fejezetben új tudományos eredmény nem található, az itt bevezetésre kerülő definíciókra és fogalmakra építke a további fejezetekben, így ezek átfutása még a területen jártas olvasónak is hasznos lehet.

A 3. fejezetben a kijelölt pontpárokon alapuló algoritmusokat tárgyalom. Ezen módszerek alapját a képeken kijelölt, jól látható, egymásnak megfeleltetett pontpárok alkotják. Az ezen pontthalmazokat legjobban illesztő transzformációt hajtjuk végre a képekre is. Ezek a módszerek stabilak, jól használhatók, hátrányuk, hogy a 3D-s pontpárok kijelölése orvosi képek esetében tapasztalt felhasználót és jó képmegjelenítő szoftvert feltételez. Ismertetem a merev-test, a hasonlósági, az affin, a perspektív és a TPS (thin-plate spline) transzformáció keresésének lépéseit. Az affin transzformáció esetében szükséges és elégséges feltételt adok az egyértelmű megoldás létezéséhez.

Mivel a képek illesztése így csak közvetetten valósul meg, felvetődik a kérdés, hogy a pontpárok kijelölése hogyan befolyásolja a regisztrációs hibát? Ezt a kérdéskört járjuk végig a 4. fejezetben. A szakirodalomban számos cikket találunk a merev-test eset vizsgálatára. Hasonló vizsgálatokat végeztem el az affin transzformációra vonatkozóan numerikus szimulációk segítségével, valamint merev-test és affin transzformációk esetén vizsgáltam a pontok által kifesztett tér térfogata és a regisztrációs hiba kapcsolatát. A vizsgálatok arra is választ adnak, miért fontos annak eldöntése, hogy egy adott probléma esetén milyen transzformációtípust használjunk, és milyen stratégiát érdemes követni a pontpárok kijelölésekor. Ebben a fejezetben részletesen ismertetem az alkalmazott numerikus szimuláció lépéseit és az eredményeket.

Az 5. fejezetben az automatikus regisztrációs algoritmusok tárgyalására kerül sor. Ismertetem a saját algoritmusunk lépéseit, amellyel részt vettünk a Vanderbilt egyetem által vezetett, az automatikus módszerek validációját végző vizsgálatosorozatban. A módszert átalakítottuk a GE Medical System számára készülő, a medencecsont-környéki szervek automatikus szegmentálását végző munka keretén belül. A regisztráció feladata itt előkészítő jellegű, cél a különböző betegekről készült felvételek esetén a szeméremcsont környékének (itt található a két célszerv, prosztatata és hólyag) minél pontosabb illesztése. Egy érdekes, nem orvosi probléma megoldásakor is fel tudtuk használni a regisztrációs algoritmust. A neutron radiográfia segítségével olyan pl. vashól, rézből, alumíniumból készült tárgyak belső felépítésének vizsgálatára nyílik lehetőség, ami röntgen-alapú technikák felhasználásával nehézkes lenne. A tomográfiai algoritmus megköveteli, hogy a kép egy adott pozícióján mindig ugyanazon sugárirányból érkező adat szerepeljen. A felvétel módja sajnos ezt nem garantálja, a regisztrációs algoritmus feladata ezen geometriai különbségek a csökkentése.

A betegről készült képek az egyes műtéti beavatkozások, terápiák megtervezésében és végrehajtásában is nagy segítséget nyújtanak. A regisztráció ilyen esetekben is kulcsszerepet játszik: meg kell határozni a geometriai kapcsolatot a fizikai tér és a kép koordináta-rendszere között, így a műtőeszköz mozgása követhető a képtartalomhoz képest, vagy akár irányítható is a képen kijelölt célpontoknak megfelelően. A 6. fejezetben ilyen tűszúrással végrehajtható eljárásokat mutatok be. Kidolgoztam egy egységes keretrendszert a lokalizációs kerettel rendelkező berendezések (sztereotaktikus keretek, robotok) egységes kezelésére, aminek része egy olyan regisztrációs algoritmus, amely pontthalmazokat illeszt egyenesekhez. Bemutatok egy komplett rendszert, amely erre keretrendszerre épül. A fejezet zárásaként két olyan munkát ismertetek, amelyek előkészítő lépéseiben a Baltimore-i Johns Hopkins Egyetemen (USA) tett tanulmányutam alkalmával vettem részt, és a regisztráció további izgalmas alkalmazási lehetőségeit mutatják be.

2. fejezet

A regisztrációs feladat áttekintése

A képfeldolgozás számos problémájának megoldásakor szükség van olyan módszerre, ami különböző nézőpontból, különböző időpontban, vagy különböző képalkotó berendezésekkel készült képeket egymással fedésbe hoz. Három egymásra épülő feladatot különböztethetünk meg.

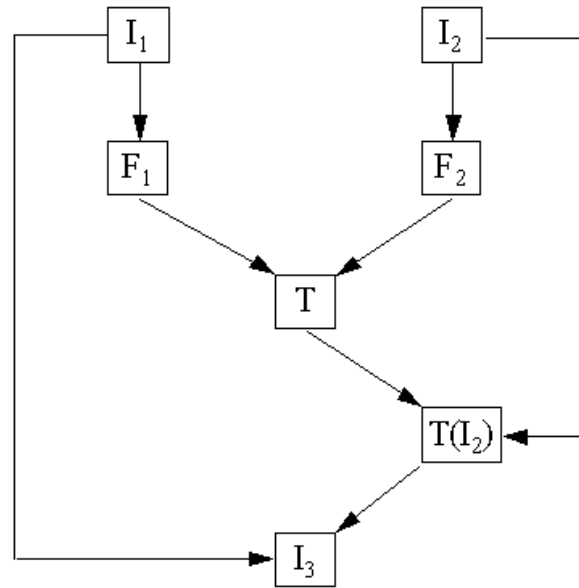
- *Képregisztrációnak (image registration)* nevezzük a *bázis- vagy referenciakép* és az *illesztendő kép* közötti legjobb fedést biztosító geometriai transzformáció meghatározását.
- A *képillesztés (image matching)* feladata a regisztráció során megtalált transzformáció alkalmazása az illesztendő képre, vagyis az *illesztett kép* előállítása.
- A *képfúzió (image fusion)* alkalmazásával a referencia- és az illesztett képből egy új képet állítunk elő, amelyen a képek eltérései, illetve az egymást kiegészítő képtartalmak együttesen vizsgálhatók.

Regisztrációs probléma nem csak képi adatok között merülhet fel. Amennyiben olyan tárgyról készül a felvétel, amelynek a pontos geometriai modelljét is ismerjük, a kép és a modell között is kapcsolatot tudunk teremteni. Ezek alapján megfogalmazhatjuk a regisztráció általános definícióját.

- A regisztráció feladata a különböző forrásokból származó képi és/vagy geometriai információtartalmak közötti geometriai kapcsolat megteremtése.

Az 2.1. ábra a regisztrációt, az illesztést és a fúziót egyaránt tartalmazó eljárás fő lépéseit mutatja be. Nem feltétlenül van szükségünk minden esetben mindhárom lépés végrehajtására. Bizonyos feladatoknál elegendő lehet csak a legjobb illesztést biztosító transzformáció meghatározása, vagy ezen túl az illesztés végrehajtása. Megjegyezzük, hogy a regisztrációs lépés gyakran nem közvetlenül a bemeneti adatokkal, hanem egy előfeldolgozó lépés keretében előállított képi vagy geometriai jellemzők halmazával dolgozik. A jellemzőkkel és kivonásukkal a következő alfejezetben foglalkozunk részletesebben.

A regisztrációs, képfúziós technikák egyik fontos alkalmazási területe az orvosi képfeldolgozás. A különböző időpontokban készített felvételek illesztésével lehetőség van pl. egy daganat méretváltozásának megfigyelésére, a különböző képalkotó berendezések képeinek fúziójával pedig pl. az anatómiai és a funkcionális képek együttes megjelenítése pontosabb diagnosztikai információt biztosít, illetve segíti a műtét és a terápia tervezését. Műtétevérehajtás közben a betegről készült kép és a műtőeszköz modelljének együttes megjelenítésével



2.1. ábra. Egy regisztrációs eljárás fő lépései. Az I_1 referencia- és az I_2 illesztendő információtartalmakból kinyerjük az F_1 és F_2 jellemzőket. Ezek felhasználásával kiszámítjuk a legjobb illesztést biztosító T transzformációt (regisztráció). A T geometriai transzformációt alkalmazzuk I_2 -re (illesztés). Az illesztett adatokból egy új I_3 adatot állítunk elő, ahol a közöttük található eltérések, illetve az egymást kiegészítő információtartalmak vizsgálhatók (fúzió).

az eljárás vezérelhető illetve ellenőrizhető. Több alapos áttekintő cikk is megjelent erről a területről [40, 43, 48, 50]. Regisztrációs módszerek fontosak még a légi- és műholdfelvételek feldolgozásakor (geológia, urbanisztika, célazonosítás), illetve a számítógépes látás egyes feladataiban (mélységi információ számítása sztereoképekből, képszegmentálás, mozgáselemzés) is [13].

2.1. Regisztrációs algoritmusok fő komponensei

Bár a regisztrációs problémák igen változatosak lehetnek és sokszor egyedi megközelítést igényelnek, minden módszer jellemezhető a következő négy komponens megválasztásával [13]:

- A *keresés tere* (search space) az illesztéshez használt geometriai transzformáció típusát határozza meg. A keresési tér dimenziója a keresett transzformáció szabad paramétereinek számával egyezik meg, ebben a térben kell az optimális pontot megkeresni.
- Meg kell határoznunk, hogy a megfelelő illesztést biztosító transzformáció kereséséhez milyen jellemzőket használunk fel, vagyis meg kell adni a jellemzők terét (feature space). A jellemzők alkalmas megválasztásával a feldolgozandó adatmennyiség radikálisan csökkenthető, így felgyorsítható a keresés. Ehhez természetesen szükséges az, hogy a kinyert jellemzők relevánsak legyenek, vagyis jól jellemezzék az eredeti adatot.
- A *hasonlósági mérték* (similarity measure) olyan függvény, amely tetszőleges transzformációs paraméterek esetén (vagyis a keresés terének bármely pontjára) megadja,

hogy az adott transzformáció „milyen jól” illeszti a bemeneti adatokat. A regisztráció feladata ezen függvény (globális) maximum- vagy minimumhelyének meghatározása.

- A keresési stratégia a hasonlósági mérték globális optimumának meghatározására alkalmazott módszert jelenti.

2.1.1. Keresési tér

A képek és/vagy geometriai információtartalmak közötti kapcsolatot geometriai transzformáció segítségével adhatjuk meg. Egy geometriai transzformációt parametrikusnak nevezünk, ha az egyes pontokhoz rendelt új koordinátát egy véges, általában a pontok számánál jóval kevesebb számú paraméterrel rendelkező képlettel adjuk meg (például transzformációs mátrixszal vagy véges számú alapfüggvény súlyozott összegeként). A nem-parametrikus esetben minden egyes ponthoz egyenként adjuk meg képének koordinátáit. Ez utóbbi csak képek esetében használható, amit később vizsgálunk.

Parametrikus lineáris transzformációk

A gyakorlatban igen fontosak a lineáris transzformációk, amelyek végrehajtása után az egyenesek képe egyenes marad. Az egyik leggyakoribb típus a merev-test transzformáció, amely eltolási és elforgatási transzformációkat foglal magában. A transzformáció végrehajtása után a pontok egymástól mért távolsága változatlan marad. A hasonlósági transzformáció uniform (a tengelyek menti egyforma mértékű) skálázással bővül ehhez képest. Az affin transzformáció a tengelyek mentén különböző mértékű skálázásokat és nyíró hatást is enged, a párhuzamosságot megtartja, de a szöget már nem. A perspektív transzformáció már a párhuzamosságot sem tartja, de egy egyenes képe egyenes marad.

Az imént felsorolt transzformációtípusok megadása többféle formában is lehetséges, néhány példát a 3. fejezetben is láthatunk. Itt most a transzformációs mátrixok segítségével történő felírási módot tárgyaljuk, mivel ez a lineáris transzformációk egységes leírását teszi lehetővé. Ehhez a pontok homogén koordinátás reprezentációjára van szükség [32]. Egy k -dimenziós $(p_1, p_2, \dots, p_k)$ pont homogén koordinátája a $(W \cdot p_1, W \cdot p_2, \dots, W \cdot p_k, W)$ $k+1$ -elemű vektor lesz, ahol W tetszőleges valós szám lehet. (Ha W értéke 0, akkor a pontunk a végtelen távoli pontot jelenti.) Erre a matematikai konstrukcióra azért van szükség, hogy az eltolási transzformáció is felírható legyen mátrixszorzásként, így a mátrixszorzás asszociatív tulajdonságát felhasználva tetszőleges számú transzformáció kompozícióját elő tudjuk állítani egy $(k+1) \times (k+1)$ méretű mátrix formájában. Vizsgáljunk meg egy tetszőleges T transzformációs mátrixot:

$$T = \begin{pmatrix} R_{k \times k} & \mathbf{t}_{k \times 1} \\ \mathbf{p}_{1 \times k} & 1 \end{pmatrix}.$$

A k -elemű $\mathbf{t}$ oszlopvektor az egyes tengelyek menti eltolási értékeket jelenti. A $k \times k$ méretű R mátrix az elforgatások, tengelyek menti különböző mértékű skálázások, és a nyíró hatás megadására szolgál. A k -elemű $\mathbf{p}$ sorvektor elemei csak akkor különbözhetnek 0-tól, amennyiben perspektív transzformációról van szó.

Merev-test transzformáció esetén R tisztán forgató mátrix, vagyis a determinánsa 1. Amennyiben a determináns értéke ettől különbözik, akkor skálázó és/vagy nyíró hatás is érvényesül. Érdekes a determináns előjelét is vizsgálni. Ha ez az érték negatív, akkor egy vagy több tengely menti tükrözés is végrehatásra kerül. Ez általában nem kívánatos, orvosi képek esetében kifejezetten veszélyes is lehet. Gondoljunk csak arra, hogy a bal veséből

szeretnénk szövetmintát venni, de a tükrözés miatt a művelet a jobb oldalin hajtódik végre. Természetesen előfordulhat, hogy a képek illesztéséhez szükség van tükrözésre, például ha a képszeletek egyik esetben fejtől lefelé, a másik esetben lábtól felfelé következnek. Ezeket az eseteket mindenképpen érdemes egy előfeldolgozó lépés keretében külön kezelni, és a megoldást nem a regisztrációs algoritmusra bízni. Az orvosi képek tárolására kifejlesztett, és mára szabványként elfogadott DICOM formátum képes a beteg orientációjának leírására [1]. A megfelelő tükrözéseket ez alapján meg tudjuk állapítani. Amennyiben ilyen információ nem áll rendelkezésre, vagy bizonytalanok vagyunk az információ forrásában, mindenképpen ellenőrizni kell az eredményt a képi adaton is.

Nem-lineáris transzformációk

Műtéti beavatkozások, időbeli változások, betegek közötti anatómiai különbségek és sok más hasonló ok miatt a lineáris transzformáció nem mindig használható eredményesen. A legegyszerűbb megoldási mód ekkor egy-egy ismert tulajdonságokkal rendelkező parametrikus nem-lineáris transzformáció kiválasztása és alkalmazása. Ilyenek például a polinomiális transzformációk és a különféle spline-alapú megközelítések, amelyek közül néhányat bemutatunk a 3. fejezetben. Ezek akkor használhatók elfogadhatóan, ha a vizsgált terület deformációs képessége homogén, és ez a kiválasztott transzformációval jól modellezhető. Népszerűek a különféle fizikai modellekre épülő deformációk is, ezeket rendszerint nem-parametrikus formában tudjuk megadni.

A nem-lineáris transzformációk alkalmazása a lineárisal összehasonlítva sokkal ingoványosabb terep, ez a terület ma is intenzív kutatások tárgyát képezi. Egy-egy feladat sokszor egyéni megközelítést igényel. Általános esetben azok az igazán jó transzformációk, amelyek figyelembe veszik a különféle szövetek különböző mértékű deformációs képességeit. Ehhez azonban rendelkezünk kell olyan előzetes információval, amelyek a képi adatban közvetlenül nem szerepelnek, például az egyes szervek szegmentálásával, deformációs jellemzőikkel, aminek az elkészítése rengeteg munkával járhat. Sokszor éppen a regisztráció képezi egy nagyobb feladat, például a szegmentálás előkészítő lépését.

Nem-parametrikus transzformációmegadási mód

Digitális képek transzformációinak megadása történhet nem-parametrikus formában is, ekkor minden egyes képponthoz egy-egy vektort rendelünk. Ezek a vektorok alkotják az ún. *elmozdulási*, vagy *deformációs* mezőt. A vektorok jelentése kétféle lehet. A Lagrange-féle megadási mód esetében az aktuális képpont elmozdulási vektorát adja, vagyis hogy hová kerül az intenzitásérték a végrehajtás eredményeképpen, míg az Euler-féle megadási mód esetében azt mondja meg, hogy az aktuális térbeli pozícióba honnan kerül az eredmény intenzitásérték. Nyilvánvalóan a parametrikus formában definiált transzformációk nem-parametrikus formában is megadhatók. A nem-parametrikus megadási mód használata elsősorban a nem-lineáris transzformációk esetén szokásos.

Amennyiben a képek intenzitásstartománya megegyezik, rendszerint nagyon sok olyan elmozdulási mezőt meg tudunk adni, amely tökéletesen illeszteni a képeket. Például minden egyes képponthoz válasszuk a másik képen az első előfordulását ugyanakkor az intenzitásértéknek, és vegyük a két pozíció különbségvektorát. Természetesen egy ilyen transzformáció számunkra használhatatlan. Általában megköveteljük, hogy egy transzformáció ne lehessen tetszőleges, az elmozdulási mező bizonyos tulajdonságokkal kell rendelkezzen. Ilyen lehet például az, hogy a transzformáció invertálható legyen, vagy hogy a transzformáció eredményeként a szomszédos képpontok „egymás közelébe” kerüljenek, ne távolod-

hassanak el „nagyon” egymástól. Ezeket a követelményeket matematikai formában kell definiálnunk, ezt az elmozdulási mező *kényszerfeltételének*, vagy *regularizációjának* nevezzük.

Ez a kényszerfeltétel rendkívül fontos, a különböző transzformációtípusok ennek módjában különböznek egymástól. Egy konstans eltolás esetében például a kényszerfeltétel az, hogy az elmozdulási mező minden vektora egyforma kell legyen. Nem-lineáris transzformációk esetében ennek definíciója ennél jóval összetettebb, ami gyakran a deformációt okozó fizikai modell közelítéséből származik. Az elasztikus transzformáció esetében például a képet úgy tekintjük, mintha rugalmas anyagból készült volna [4, 12], a folyadék regisztráció (*fluid registration*) esetében a képet sűrű, viszkózus anyagként modellezzük, és ennek az időbeli változását vizsgáljuk [19]. Előző esetében az elmozdulási mező „sima” lesz, vagyis a szomszédos pontok egymás „közelébe” kerülnek, míg a második esetben az elmozdulási *sebességmező* kell „sima” legyen az egyes időpillanatokban, vagyis a szomszédos elemek mozgási sebessége nem különbözhet „túl nagy mértékben”.

A fent említett két regularizációs módszeren túl a terület gazdag irodalmában számos további is található. Tanulmányozásukhoz jó kiindulási alap Hajnal és munkatársai összefoglaló könyve a regisztrációról [36], illetve Modersitzki könyve a regisztráció numerikus módszereiről [54].

2.1.2. Képjellemzők tere

15–20 évvel ezelőtt a tárolókapacitás szűkössége és az akkori processzorteljesítmény miatt különösen fontos volt, hogy a nagy méretű képek ne közvetlenül kerüljenek illesztésre, hanem a radikális méretcsökkenéssel járó releváns jellemzők kivonása segítségével. Manapság a bemeneti adatokat közvetlenül felhasználó módszerek is igen népszerűek.

A képi jellemzők lehetnek *külsők* (*extrinsic*) vagy *belső* (*intrinsic*). A külső jellemzők mesterségesen kerülnek a képre, kifejezetten a regisztráció elősegítésére, míg a belső képjellemzőket magából a képtartalomtól származtatjuk.

A regisztráció megkönnyítése céljából a mesterségesen a képhez adott külső képjellemzők a képeken rendszerint jól láthatók, akár automatikusan meghatározható a helyzetük. Általában nagy pontosságot igénylő, például számítógéppel támogatott idegsebészeti beavatkozásokhoz, illetve anatómiai és funkcionális képek illesztésekor használják. Ez utóbbi esetben a funkcionális képen gyakran nehéz jól azonosítható anatómiai pontokat találni. A legnagyobb pontosságot a csontba rögzített markerek adják, azonban ezek nagyon kényelmetlenek a beteg számára. A bőrhez, fogakhoz rögzített markerek nem okoznak ilyen problémát, viszont könnyen elmozdulhatnak, rontva ezzel az illesztés pontosságát. A külső képjellemzőkre épülő algoritmusok legnagyobb problémája az, hogy nem retrospektívek, vagyis csak azokat a képeket lehet így illeszteni, amelyek a markerek eltávolítása előtt, tehát egy rövid időintervallumban készültek. Pár hónap múlva egy ellenőrző vizsgálatkor nem lehet pontosan ugyanúgy visszahelyezni a markereket, így más módszer szükséges a képek összehasonlításához.

Egy érdekes megoldás ilyen esetekre a fejrögzítő használata a képalkotáskor. A beteg felfekszik az asztalra és első alkalommal egy lágy, de gyorsan szilárduló műanyag hálót helyeznek a fejére, amelynek a széle az asztalhoz mereven rögzíthető. Pár perc után, a megfelelő szilárdság elérésekor készül el a felvétel. A következő alkalmakkor úgy fektetik a beteget az asztalra, hogy a merev háló pontosan illeszkedjen a fejhez és rögzítse azt. Ez a módszer ugyanazon képalkotó berendezéssel készült képek esetén alkalmazható, és mivel a fej a maszkhoz képest kis elmozdulásokra képes lehet, illesztési pontatlanság felléphet. Nincs viszont szükség regisztrációs algoritmusra, az így készült képek közvetlenül egymásra

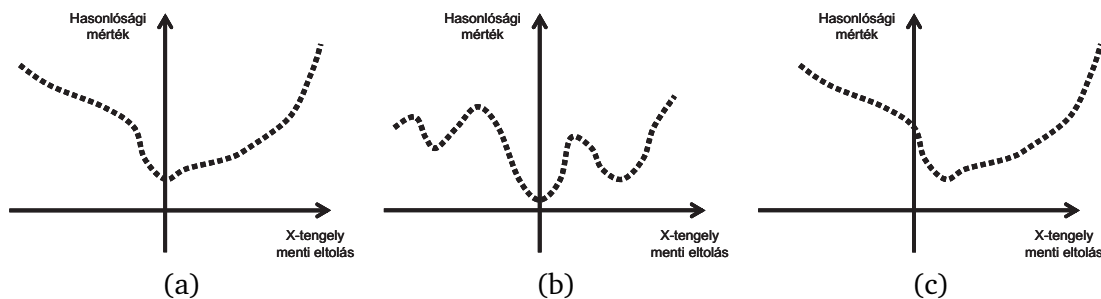
vetíthetők.

A belső képjellemzőket a beteg anatómiáját, szerveinek működését megjelenítő képtartalomról származtatjuk. Ilyen belső képjellemzők lehetnek például jól azonosítható anatómiai pontok, határvonalak, felszínek, objektumok, vagy akár a kép intenzitásai is közvetlenül felhasználhatók.

Ha a bemeneti adat geometriai jellegű, akkor is hasznos lehet ez a lépés. Például egy előfeldolgozó lépés keretében meghatározhatjuk a modell súlypontját vagy főkomponens analízist hajthatunk végre rajta, amelyek segítségével egy becslést tudunk adni a kezdeti transzformációra. Az adatokat transzformálhatjuk is más reprezentációba: például ha az adat pontok halmaza, akkor abból előállíthatunk háromszögekből, parametrikus felszíndarabokból álló felszínmodell, amely megkönnyítheti egy felszínillesztő algoritmus működését.

2.1.3. Hasonlósági mérték

A hasonlósági mértékkel szemben támasztott legfontosabb kritérium az, hogy a globális optimumát ott (vagy attól még elfogadható távolságban) érje el, ahol a két adat valóban legjobban fedi egymást. A keresés szempontjából hasznos, ha csak egy globális optimuma létezik, lokális optimumok pedig nem fordulnak elő. Ez utóbbi valós orvosi képek esetében nem igazán valószínű, a lokális optimumok elkerülése ekkor a keresési stratégia (az optimalizáló módszer) feladata lesz. A 2.2. ábra három képzeletbeli 1-dimenziós hasonlósági mértéket mutat be.



2.2. ábra. 1D hasonlósági mértékek. Egy ideális (a), egy valós életben általában előforduló (b), és egy használhatatlan (c) hasonlósági mérték. Feltételezzük, hogy a valós illeszkedés az $x = 0$ helyen a legjobb.

Az (a) mérték lenne a legkönnyebben használható, de a gyakorlatban csak speciális feladatok esetén sikerül ilyen típusút megadni. A (b) mérték már jobban közelíti a valós eseteket. Rendelkezik lokális optimumhelyekkel, de a globális optimuma egyszeres és azt a megfelelő helyen veszi fel. A (c) mérték optimumának meghatározása könnyű, viszont azt nem a valós illeszkedésnek megfelelő pont környezetében veszi fel, így felhasználásával hibás eredményt kapunk.

Kinyert geometriai képjellemzők esetén (pontok, határvonalak, felszínek) azok valamilyen távolságfogalmon alapuló illesztése a leggyakoribb. Ilyen távolságdefiníció lehet például az euklideszi legkisebb négyzetes eltérés, a Hausdorff, vagy a Chamfer távolság. A képpontok intenzitásértékén alapuló mértékek is széles körben használatosak. Ezek az egymással fedésbe kerülő képpontpárok hasonlóságát mérik. A 2.3.3. alfejezetben ismertetünk néhány gyakran használt ilyen mértéket.

2.1.4. Keresési stratégia

A függvények optimalizálása a regisztrációnál jóval nagyobb tudományterület, ennek összefoglalását itt nem kíséreljük meg. Általában egy jó tulajdonságokkal rendelkező, a feladat számára megfelelő klasszikus eljárást választunk.

Kinyert geometriai jellemzők esetén az optimális transzformáció gyakran egy direkt módszerrel közvetlenül megkapható. Bonyolultabb esetekben pl. iterációs módszerek, dinamikus programozási technikák, illetve ún. „durvától a finomig” többfelbontású kereső módszerek alkalmazhatók.

2.2. Képi és geometriai információforrások

A regisztrációs feladat definíciójánál említettük, hogy az általános regisztrációs feladat bemente az objektumról készült kép, annak ismert geometriai modellje, vagy mérési eredményként előálló síkbeli/térbeli (geometriai) pozíciók halmaza lehet.

A digitális képek annyira általánosan fordulnak elő manapság, hogy szinte mindenki maga elé tudja képzelni őket. Ezt az absztrakt fogalmat használtuk az előzőekben. Mivel az orvosi képek ehhez képest speciális tulajdonságokkal rendelkeznek, röviden áttekintjük ezek reprezentációját.

2.2.1. Képek reprezentációja és forrásai

A dolgozat további részeiben [36] alapján a következő jelöléseket használjuk. Jelölje X a vizsgált tárgyat, valamint A és B jelölje a 2D vagy 3D képeket, amelyeket ugyanazzal, vagy más képképző berendezéssel készítettünk X -ről. A képek általában más látómezővel rendelkeznek, így az Ω_A és Ω_B képtartományok különbözők lesznek:

$$\begin{aligned} A & : x_A \in \Omega_A \mapsto A(x_A), \\ B & : x_B \in \Omega_B \mapsto B(x_B), \end{aligned}$$

ahol $A(x_A)$ és $B(x_B)$ az x_A illetve x_B térbeli pozícióhoz tartozó intenzitásértékeket jelöli. Az intenzitásértékek valamilyen mérhető anyagjellemző értéket reprezentálnak X térbeli pozícióiban. Ilyen például a röntgensugarak elnyelődési tényezője CT képek esetén, protonok állapotváltozásai a mágneses mező tulajdonságainak változásakor MR képek esetén, radioaktív jelzőanyagok szerkezetbeli eloszlása SPECT és PET képképzéskor, illetve a látható fény intenzitása fényképezéskor.

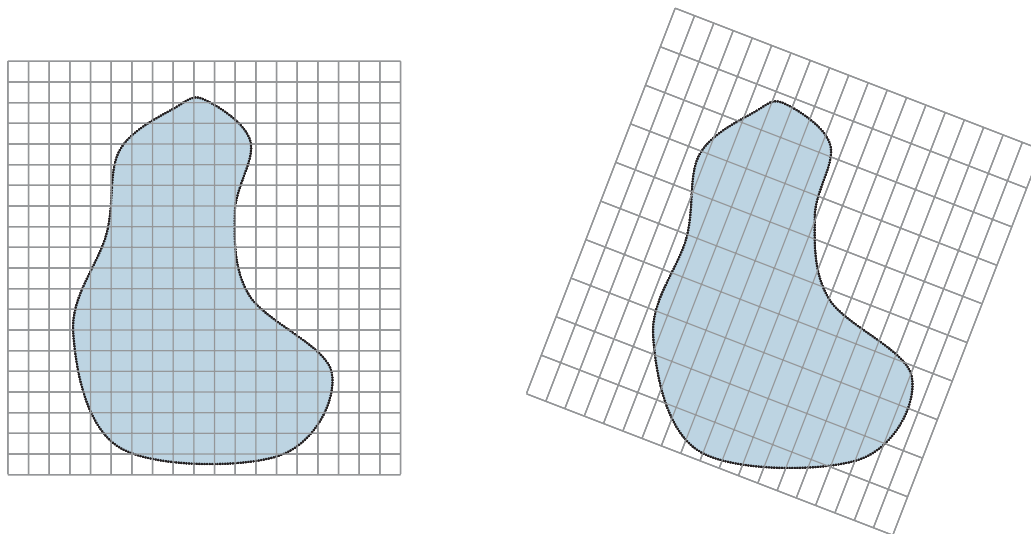
Mivel A és B képek ugyanazt a tárgyat ábrázolják, így az A és B térbeli pozíciói között kapcsolatot van: a tárgy egy tetszőleges $x \in X$ pontja az A képen x_A helyen, a B képen x_B helyen jelenik meg. A regisztráció célja annak a geometriai transzformációnak a megkeresése, amely x_B pozíciókat a megfelelő x_A -beli pozíciókba képezi le a számunkra érdekes képtérben, amely jelentheti például az A kép teljes képterét vagy akár a két képtér metszetét, átfedő részét is. Ez az átfedő rész az A és B képektől, valamint a T transzformációtól függ:

$$\Omega_{A,B}^T = \{x_A \in \Omega_A \mid T^{-1}(x_A) \in \Omega_B\}.$$

Mivel a digitális képek az objektumot véges számú pontban mintavételezik, így az Ω tartományt a következő módon definiálhatjuk:

$$\Omega := \tilde{\Omega} \cap \Delta,$$

ahol $\tilde{\Omega}$ egy folytonos korlátos halmaz, valamint Δ egy végtelen diszkrét mintavételezési rács. Ez a rács képenként más és más lehet (2.3. ábra). A rácpontokat és a hozzájuk tartozó mintavételezett értékeket képpontnak nevezzük. A mintavételezés történhet pontosan az adott pontban, de igen gyakran annak egy szűk környezete is szerepet játszik az intenzitásérték meghatározásában, emiatt a rács definíciójával duális *mozaik* definíció is széles körben használatos. Ekkor a képpontokat 2D kép esetén *pixelnek*, 3D esetén *térfogatelemnek* vagy *voxelnek* is nevezzük. Ezen képpontok, pixelek vagy térfogatelemek összessége alkotja a *digitális képet*.



2.3. ábra. Ugyanazon tárgyról készült két különböző térbeli felbontású 2D digitális kép mintavételezési rácsai. A képpontok helye a rácpontokban található.

Tetszőleges T transzformáció esetén a diszkrét Ω_A és Ω_B képterek metszete üres lehet, amennyiben a rácpontok nem kerülnek pontosan egymásra. Ennek áthidalására a B kép intenzitásértékeit újra kell mintavételeznünk Ω_A pontjaiban. A legegyszerűbb újramintavételezési módszer az Ω_B legközelebbi rácpontjához tartozó értéknek a felhasználása. Lineáris vagy akár összetettebb interpolációs módszerek szintén használhatók (pl. köbös konvolúció, B-Spline). A továbbiakban jelölje $\mathcal{T}$ azt a transzformációt, amely a térbeli pozíciót és a hozzá rendelt intenzitásértéket együttesen képezi le, valamint legyen B^T az Ω_A rácson újramintavételezett B kép.

Számtalan módszerrel állíthatunk elő képeket. Képként ábrázolható tetszőleges olyan mérés eredménye, amit 2D vagy 3D rácson tudunk végezni. A hétköznapi életben használt, hagyományos képalkotó technikák mellett az utóbbi évtizedekben számos olyan berendezés használata vált mindnapossá az orvosi gyakorlatban, amelyek segítségével nem-invázív módon juthatunk információhoz a beteg szervezetének anatómiájáról, működéséről [2]. Mivel számítógépes regisztrációs algoritmusokat tárgyalunk, ezért feltételezzük, hogy a képek digitális formában állnak a rendelkezésünkre. A mai kórházak többségében található orvosi képparchiváló és -továbbító (ún. PACS - *Picture Archiving and Communication System*) rendszer, amely az elkészült képeket digitális formában küldi és tárolja [41]. A berendezések különféle fizikai tulajdonságok (pl. röntgensugárzás elnyelődése, emissziós radiatív sugárzás erőssége, hangterjedés és visszaverődés) mérésének eredményeit használják fel, tehát sokszor nem szín-jellegű információt hordoznak. Ilyen esetekben a képernyőn való megjelenítéshez szükséges az intenzitásstartomány egy általunk kiválasztott részének szín-skálára történő leképezése. A leggyakrabban használatos a szürkeárnyaltos színskála, de

elsősorban funkcionális információt tartalmazó képeknél a színkódolás (például szivárvány színskála, vagy a forró fém skála alkalmazása) is közkedvelt.

Anatómiainak nevezzük azokat a képeket, amelyek a beteg szerveinek, szöveteinek megjelenítését biztosítják. A *funkcionális képeken* ezzel szemben elsősorban az látható, hogy milyen a vizsgált terület működése (például az oxigénfelhasználása, cukorfelvétele, vérátfolyása). A funkcionális képalkotó berendezések térbeli felbontóképessége rendszerint gyengébb, mint az anatómiaiké, de olyan információkat biztosítanak, amelyek más módon nem elérhetők.

Hagyományos 2D képek

Az objektumok fényt bocsáthatnak ki, illetve felületükről fény verődhet vissza, amit a képalkotó berendezés érzékel és szín- vagy intenzitásértékké alakít. Ez az elve a hagyományos, a mindennapi életben is jól ismert képalkotásnak, eredményként a megszokott fényképet vagy videófelvételt kapjuk. Léteznek kamerák, amelyek az elektromágneses spektrum más tartományait képesek érzékelni, így készíthetünk például infravörös vagy hőtérképet is. Orvosi területen például a bőrfelszínről készített képek illesztése lehet érdekes, így könnyen összehasonlíthatók a hosszabb idő alatt bekövetkezett változások. Távérzékelésben a légifotók mellett akár több tartományban is készülnek (ún. multispektrális) képek, amelyek a vizsgált terület más-más tulajdonságait képesek kiemelni.

A Δ mintavételezési rács ezen képek esetében a $\delta = (\delta^x, \delta^y)$ mintavételezési lépésekkel jellemezhető a képérzékelő két fő tengelye mentén. A mintavételezés általában izotropikus, vagyis $\delta^x = \delta^y$.

Mivel a 3D világról 2D kép készül, ezért a térbeli információ elvesz (hacsak nem két vagy több készül egy időpillanatban más-más nézőpontokból, amiből ez többé-kevésbé rekonstruálható). Más-más nézőpontok esetében a tárgyak különböző módon takarhatják egymást, illetve elmozdulhatnak. További problémát okozhat, hogy a rendszerint kisméretű érzékelőre lencsék segítségével gyűjtik össze a fényt, ami geometriai torzulást okozhat.

2D vetületi képek

2D képek készíthetők úgy is egy tárgyról, hogy egy külső forrásból származó sugárzás (például röntgen vagy neutron) áthalad rajta, a tárgy belsejében különböző mértékben elnyelődik, a tárgyból kilépve az a mögött elhelyezett érzékelő pedig az átjutott sugárzás intenzitását méri. Ezek a *transzmissziós* technikák, ilyen például a röntgenkép is. Ha a radioaktív anyagot a szervezetbe juttatják és a bomlás során keletkező sugárzást mérik a tárgyon kívül, akkor *emissziós* technikáról beszélünk (ilyen például a gammakamera).

A Δ mintavételezési rács értelmezése hasonló a hagyományos 2D képeknél tárgyalthoz.

Az ilyen 2-dimenziós orvosi képalkotó berendezések elterjedtek és olcsók (összehasonlítva a 3D képalkotó berendezésekkel), de mivel a képek a beteg 3-dimenziós testéről készültek vetületek, így egy képpont intenzitása egy, a betegen áthaladó egyenes irányában található összes szövet együttes tulajdonságát jellemzi. Különböző nézőpontból készült képek esetén más irányok mentén készül a vetület, így a képpontok intenzitásértékei nehezen vethetők össze. Ebből adódóan a 2D képek elsősorban diagnosztikai célokat szolgálnak, regisztrációjukra ritkán van szükség. Ha segítségükkel a diagnózis nem állítható fel egyértelműen, szükség lehet valamilyen 3-dimenziós, sokszor jóval időigényesebb és költségesebb vizsgálat pótlólagos elvégzésére. 2-dimenziós képalkotást használnak még emellett számítógéppel támogatott műtévtégrehajtás esetében, a műtét közben az elvégzett beavatkozások ellenőrzésére. A dolgozatban elsősorban a 3-dimenziós képek illesztésére fogunk koncentrálni.

3D képek

3-dimenziós orvosi képek készülhetnek például 2-dimenziós vetületi képekből rekonstrukciós algoritmus használatával, előállhatnak 1-dimenziós vetületekből rekonstruált 2-dimenziós szeletek sorozataként, illetve a térbeli pozíciók környezetének közvetlen vizsgálatával.

Jó térbeli felbontású anatómiai képet kaphatunk a CT (számítógépes tomográfia - *Computed Tomography*) és az MRI (mágneses rezonancia képalkotás - *Magnetic Resonance Imaging*) technikák alkalmazásával. Előbbi a röntgensugárzás alkalmazásával a csontozat, utóbbi a spinnel vagy páratlan számú protonnal vagy neutronnal rendelkező atommagoknak a mágneses mező tulajdonságainak változásakor bekövetkező állapotváltozásainak vizsgálatával a nagy víztartalmú lágy szövetek jó minőségű megjelenítését teszi lehetővé.

Gyengébb térbeli felbontású, de nagyon hasznos funkcionális információt hordozó képet szolgáltatnak a SPECT (*Single Photon Emission Tomography*) és a PET (*Positron Emission Tomography*) berendezések. A radioaktív izotópot tartalmazó anyagot a szervezetbe juttatják (például a vérkeringésbe fecskendezik, a beteg lenyeli vagy belélegzi), ami eloszlik a szervezetben. Bizonyos idő után a radioaktív elemek kibocsátását vizsgálják külső vonalon vagy síkdetektorokon.

Az 1990-es évek közepétől alkalmazzák az MRI technikát funkcionális képek készítésére is, ennek elnevezése fMRI (*functional MRI*). Az fMRI az idegi aktivitás hatására bekövetkező agyi változásokat, általában a vér oxigénellátottságának változásait detektálja az ún. *BOLD effektus* felhasználásával. A nyugalmi helyzet és az aktív szakasz közötti különbségek feltérképezésével megkapható, hogy az inger hatására az agy mely részei voltak aktívak, hol került felhasználásra több oxigén.

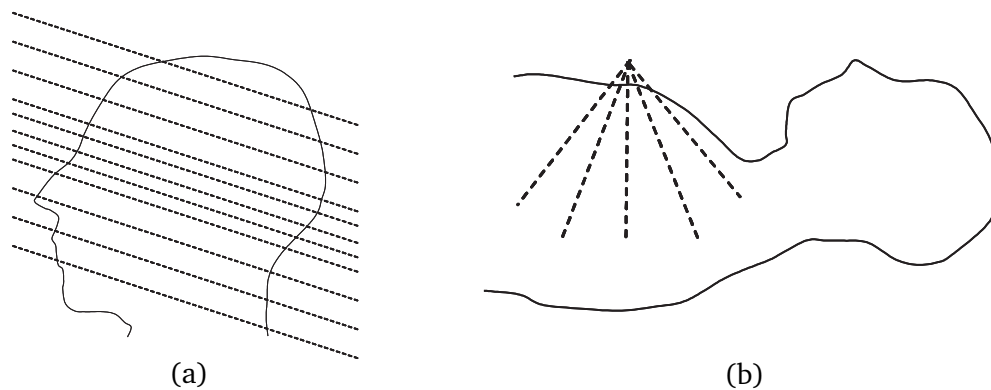
A 3D képek reprezentációjakor a legegyszerűbben kezelhető eset az, amikor a mintavételezési rács $\delta = (\delta^x, \delta^y, \delta^z)$ lépésközű a képalkotó berendezés fő tengelyeivel egyező irányok mentén. Általában teljesül, hogy $\delta^x = \delta^y$ (ezek alkotják a 2D képszeleteket), a δ^z pedig gyakran nagyobb lépésközű, mint a másik kettő. Bizonyos CT vizsgálatok esetében előfordul, hogy a Z-tengely menti mintavételezés lépésköze nem konstans, a vizsgálat szempontjából fontosabb területeken sűrűbb. Szintén a CT vizsgálatokra jellemző, hogy a képalkotás síkját megdőnthesik, így a tengelyek nem lesznek egymásra merőlegesek. Ezekre mutat példát a 2.4. (a) ábra.

A legáltalánosabb esetben a képszeletek nem párhuzamosak egymással. Ekkor minden képszelethez hozzárendelnek egy térbeli pozíciót (ez lesz például a képszelet bal alsó sarka), valamint két irányvektort, amely a mintavételezés irányát adja. A δ^x és δ^y lépésközök rendszerint ekkor is megegyeznek. A 2.4. (b) ábra egy ilyen helyzetet ábrázol.

Egyéb technikák

Számos, más elven működő képalkotó technika is rendelkezésünkre áll, ezek egy részét nehéz kategorizálni a fenti csoportosítások alapján. Az ultrahang esetében például a különböző hangvezetési képességgel rendelkező szövetek határáról visszaverődő hanghullámok tulajdonságait detektálják és ábrázolják 2D képként. Lézer segítségével lehetőség van a forrás helyétől adott irányban található legközelebbi tárgypont távolságának meghatározására, amivel egy távolságtérképet kaphatunk.

Ezen technikák orvosi alkalmazásai is jelentősek, de regisztrációs probléma megoldásakor nem használtuk őket.



2.4. ábra. Képszeletek elhelyezkedése. Döntött képalkotó sík és változó lépésközű Z-tengely menti mintavételezés CT képalkotáskor (a). Egymással nem párhuzamos képszeletek ultrahang képalkotáskor (b).

Koordináta-rendszerek

A képpontok helyének leírása többféle koordináta-rendszer szerint is lehetséges. Amennyiben a kép 2D vagy 3D mátrixként reprezentálható, a képpontok legegyszerűbben a sor, oszlop, képszelet hármassal érhetők el. Ezt nevezzük IJK koordináta rendszernek. Előnye, hogy könnyen megfeleltethető a programozási nyelvek tömb-fogalmának, így a tényleges megvalósításkor rendszerint más koordináta-rendszerekről is erre térnek át. Hátránya, hogy általában nem izotropikus, az irányonként gyakran különböző mintavételezési lépésközök miatt Euklideszi távolság mérésére alkalmatlan, megjelenítéskor torzított képet ad. Ezt hidalja át a világ (WLD) koordináta-rendszer, amely már egy milliméter egységű rendszer, ami például a képalkotó berendezés koordináta-rendszerével egyezik meg. A mintavételezés lépésközének ismerete, általános esetben a képszeletek sarokpontja és a két mintavételezési irány ismerete elegendő az IJK-WLD átváltáshoz. Orvosi képek esetében rendkívül fontos, hogy a képek felhasználásakor egyértelmű legyen, mi a beteg orientációja, melyik például a bal és jobb oldala. Az orvosi képmegjelenítő szoftverek emiatt a beteg-központú, ún. RAS koordináta-rendszert használják. A tengelyek itt a balról-jobbra (*Right*), hátulról-előre (*Anterior*), alulról-felfelé (*Superior*) irányokat jelentik. A WLD koordináta-rendszerhez hasonlóan ez is milliméter egységű. Az orvosi képek küldésére és tárolására létrehozott DICOM szabvány a beteg fekvési helyzetét és a képszeletek irányát is tartalmazza, amiből az IJK-RAS koordináta-rendszer váltás meghatározható [1].

2.2.2. Geometriai információt szolgáltató technikák

Regisztrációs probléma nem csak képi jellegű adatok között léphet fel. Számítógéppel támogatott műtéttervezési is -végrehajtási feladatokban például a betegről a beavatkozás előtt vagy közben készült felvételek és a műtő fizikai tere között kell tudni megteremteni a geometriai kapcsolatot. Ezen geometriai kapcsolat felhasználásával például a műtőeszköz modelljét meg lehet jeleníteni a kép terében, így követhető, hogy a műtőeszköz ténylegesen a képen kijelölt célpontot találja-e el. A regisztrációs probléma nehézsége nagyban függ attól, hogy egy kezdeti regisztráció után a műtét közben a célterület elmozdul-e vagy sem, illetve hogy a műtőeszköz pozíciójának változását kell-e, és ha igen, hogyan tudjuk követni.

A regisztráció egy lehetséges megoldásához szükséges, hogy legyen olyan nagyon pontosan ismert geometriájú objektumunk, amely a képen is jól azonosíthatóan megjelenik. A képből kinyert geometriai jellemzők illeszthetők ezután a modellhez. Ha az objektum me-

rev módon van rögzítve a műtőeszközhöz, és e két koordináta-rendszer között a kapcsolatot ismerjük egy előzetes kalibrációs eljárás végrehajtásának eredményeként, mint például a robottal végzett tűszúrásos műtétek, vagy sztereotaktikus keretek alkalmazása esetén, akkor a kép és a fizikai tér koordináta-rendszerei között közvetlenül megkapjuk a kapcsolatot. Ezen módszerek esetén a műtőeszköz mozgása általában mechanikus elven követhető, az új pozíció ebből meghatározható. Időről-időre az összegződő hibák miatt érdemes a regisztrációt újra elvégezni.

Ha nem áll rendelkezésre ismert geometriájú, a képen jól azonosítható objektum, akkor ún. *követőket* eszközöket (*tracker*-eket) használhatunk az objektumok fizikai térbeli pozíciójának meghatározásához. Ezek a követők különféle fizikai elveken működnek, és a fizikai térben elhelyezett pontok, ún. *jelzők* (*markerek*) 3D koordinátáit képesek szolgáltatni. Feltételezzük, hogy ezek a jelzők a követendő objektumokhoz merev módon vannak rögzítve, valamint ismernünk kell az objektum pontos geometriáját és a jelző pontos helyét is ezen a geometrián belül. A legnagyobb pontosságúak az optikai elven működő követők, amelyekkel több méter távolságból is akár tizedmilliméteres pontosság is elérhető. Egyetlen hátrányuk, hogy az érzékelőnek szabad rálátással kell rendelkeznie a jelzőkre, amire az orvosnak figyelnie kell. Amennyiben ezt a kritériumot nem lehet teljesíteni, elektromágneses vagy ultrahang elven működő eszközöket is használhatunk.

Amennyiben a műtét közben a beteg, illetve a műtött szerv elmozdulhat, akkor ezek követését is meg kell oldani. Lágyszövetek esetén azok deformációjával, mellkasi szervek esetén a tüdő és a szív folytonos mozgásával is számolni kell.

A követőket felhasználhatjuk kép–fizikai tér regisztrációhoz is. Ha az anatómiai, például CT képen találunk jól azonosítható pontokat vagy csontfelszíneket, akkor a műtét közben feltárásra kerülő anatómiai részek megfelelő pontjaira a jelzővel „rámutatva” egy pontthalmazt kapunk, amit aztán pont- vagy felszínillesztő algoritmussal a képből kinyert geometriai jellemzőkhöz illeszthetünk.

2.3. A regisztrációs algoritmusok csoportosítási lehetőségei

A regisztrációs problémák megoldásai nagyon szerteágazók, többféle szempont szerint csoportosíthatjuk ezeket az algoritmusokat [48]. A négy fő komponens megválasztása mellett további jellegzetességeket emelünk ki a most következő részben.

Vizsgálhatjuk például azt, hogy az algoritmus igényel-e felhasználói beavatkozást, ha igen, akkor milyen jellegűt. A *manuális módszerek* esetében általában egy képmegjelenítő szoftver áll rendelkezésre, az optimális transzformációt a felhasználó határozhatja meg a transzformáció paramétereinek közvetlen elérésével és változtatásával. *Interaktívnak* vagy *félautomatikusnak* nevezünk egy módszert, ha a felhasználó inicializálja az algoritmust képjellemzők kivonásával, például egymásnak megfeleltethető pontok, kontúrok vagy felszínek kijelölésével és ezek optimális illesztését határozza meg a módszer. Az *automatikus módszerek* nem igényelnek felhasználói beavatkozást.

A manuális módszer alkalmazása elég nehézkes és időigényes, különösen 3-dimenziós képek esetén. A félautomatikus módszerek megbízhatóak és gyorsak, orvosi képek esetében viszont a képjellemzők kivonása tapasztalt, szakértő radiológust igényel, a kijelölés pedig akár 10–30 percet is igénybe vehet. Az automatikus módszerek a felhasználó szempontjából a legegyszerűbben használhatók, viszont minden esetben szükség van a regisztráció eredményének vizuális ellenőrzésére, mivel csak a képi információtartalom alapján a módszerek gyakran nem képesek a nyilvánvalóan rossz eredmények kiszűrésére sem. Nagy képméret és/vagy bonyolult transzformációtípus esetében a futásidő nagyon nagy is lehet (akár több

óra, vagy több nap is).

A képek forrásai alapján a regisztrációs probléma *egymodalitásos* (*unimodal*), ha az illesztendő képek ugyanabból a képkalkotó berendezésből származnak és ugyanarról betegről készültek. Különböző időpontokban, például műtét előtt és után készült képek, illetve normál és terheléses, kontrasztanyagot vizsgáló összehasonlításra használják. *Többmodalitásos* (*multimodal*) probléma esetén a különböző berendezésekből származó, egymást kiegészítő képtartalmak egyesítése a cél. Ezek mellett megkülönböztetünk egy beteghez tartozó (*intrapatient*), valamint különböző beteg közötti (*interpatient*) regisztrációt. Ez utóbbit gyakran ún. *standardizált atlasz* készítésére használják.

A regisztrációs probléma megoldására számos megközelítés született az elmúlt évtizedekben. Ezek egy része általánosan felhasználható szélesebb körben is, könnyen a saját igényeinknek megfelelőre szabhatjuk őket. Ezek közül a klasszikus megközelítések közül mutatunk be néhányat a most következő részben.

2.3.1. Ponthalmazok illesztése

A pontok általánosan használt képjellemzők valós orvosi regisztrációs problémákban. Egy általános pont-alapú módszer a következő lépésekből áll: először kijelöljük a pontokat a képeken, majd meghatározzuk, hogy az illesztendő képen kijelölt pontokhoz a báziskép melyik kijelölt pontja tartozik, végül az egymásnak megfeleltetett pontpárok felhasználásával kiszámítjuk a legjobb illesztést biztosító transzformációt. Hasonlósági mértékként a transzformáció végrehajtása után a pontthalmazok Euklideszi vagy Hausdorff távolságát használják fel általában. A pontok meghatározása lehet manuális, félautomatikus vagy teljesen automatikus.

A manuális módszer általánosan használható regisztrációs feladatok megoldására, ekkor ugyanis a pontok kijelölése és párosítása a felhasználó feladata. A regisztrációs algoritmusnak nem kell a kép intenzitásaival dolgozni, azokat értelmezni, így szinte tetszőleges képi adat esetén használható. A kijelölt pontok száma általában kevés, 4–20 között mozog. Hátránya, hogy orvosi képek esetén a munka szakértő radiológust igényel, időigényes, valamint a képpontok nem mindig jelölhetők ki elegendő pontossággal.

Hartkens és Rohr félautomatikus módszert javasol ezen problémák kezelésére [37]. A kiválasztott pont egy adott, például $7 \times 7 \times 7$ méretű környezetében 3-dimenziós sarokpont detektáló algoritmus segítségével tovább finomítják a kijelölést. Az adott térrészben természetesen akár több esélyes pont is előfordulhat, a legvalószínűbb párosítás megtalálása is az algoritmus feladata.

A felhasználó számára a legkényelmesebb, ha a pontok kijelölése sem igényel semmilyen beavatkozást. A sarokpont detektáló algoritmusok ekkor a teljes képen végigfutnak, különböző, akár nagy számú pontthalmazokat adva eredményül. Előfordulhatnak olyan pontok is, amelyeket nem lehet párosítani. A pontpárok meghatározása ekkor még összetettebb feladat. Goshtasby invariancián, klaszterezésen és képkohereancián alapuló algoritmusokat foglal össze a párosításra [35].

A félautomatikus és automatikus kijelölés esetén kulcsfontosságú szerepet tölt be a sarokpontokat detektáló algoritmus. Ennek a képek között feltételezett geometriai deformációval szemben invariánsnak kell lennie, valamint robusztusnak kell lennie a képeken található zajterheléssel szemben. Orvosi képek esetében Hartkens és Rohr a cikkükben összehasonlított 9 sarokpont detektáló algoritmus közül az elsőrendű parciális deriváltakra épülőket találta a legmegfelelőbbnek.

Amennyiben az automatikusan detektált pontok nem sarokpontok, hanem például kontúrok vagy felszínek, de különálló pontok halmazaként reprezentáljuk őket, akkor lehetőség

günk van kontúr- illetve felszínillesztő algoritmusok használatára is. Ezeket a módszereket ismertetjük a következő részben.

2.3.2. Felszínillesztés

Különösen az 1980-as években illetve az 1990-es évek első felében örvendtek nagy népszerűségnek a kontúr- illetve felszínillesztő algoritmusok. Az akkori számítógépek – a maiak teljesítményéhez viszonyítva – kis memóriamérete és gyenge számítási kapacitása miatt szükség volt a képi adat nagymértékű csökkentésére. A pontpárok kijelölésével összemérhető időigényű, egymásnak megfeleltethető kontúrok illetve felszínek félautomatikus vagy automatikus meghatározása hatékony és elfogadható pontosságú módszerek kidolgozását tette lehetővé. Az alábbiakban három klasszikus felszínillesztő algoritmust mutatunk be.

Az ún. „Kalapot a fejre (Head-Hat)” algoritmust Pelizzari dolgozta ki MR-PET agyfelvételek merev illesztésére 1989-ben [57]. Mindkét képből ki kell nyerni ugyanazon felszínt, a nagyobb felbontású képet (az MR-t) zárt kontúrok sorozataként, a gyengébbet (PET) pontok sorozataként reprezentálja. Első lépésként a két halmaz súlypontja kerül meghatározásra, a kiindulási transzformáció az ezeket egymásba juttató eltolás lesz. A súlypontból a pontokon keresztül húzott félegyenések elmetszik valamelyik zárt kontúrt, ezen pontpárok négyzetes távolságösszege adja a felszínnek távolságát. A hasonlósági mérték optimumának meghatározására a Powell-módszert használták [61].

Ez előző módszernél minden egyes transzformáció esetén újra kell számolni a pontok és a felszín távolságát. A távolságtérképen alapuló módszer esetében ez a számítás egyszer, egy előkészítő lépés keretében kerül végrehajtásra: minden egyes képponthoz hozzárendelődik a legközelebbi felszínponttól mért valamilyen mérték szerinti távolsága (például Euklideszi, a pontok közötti négy- illetve nyolc-összefüggő utak hossza, Chamfer-távolság [10]). A kontúrok közötti távolság ekkor például az illesztendő kontúr aktuális pontjaihoz tartozó távolságtérkékek négyzetes összegeként áll elő.

Az egyik legnépszerűbb felszínillesztő technika a számítógépes látás feladataiban és az orvosi képek illesztésekor az iteratív legközelebbi pont (*Iterative Closest Point*) módszer [8]. Egy objektum pontosan ismert geometriájú modellje és a róla készült mérési eredmény (például kép) illesztésére dolgozták ki, de kis módosítással orvosi képek illesztésére is használható (ekkor ugyanis a modell is a mérési eredményből származik). Legfontosabb jellemzője, hogy a modell geometriáját többféle formában megadhatjuk (ponthalmazzal, háromszöghálózattal, parametrikus felszínnel, stb.), a mérési eredményből kinyert felszínt pedig pontthalmazként ábrázoljuk. A módszer iteratív, egy iterációs lépés két lépésből áll. Először a mérési eredmény pontjaihoz megkeressük a modell felszínén található legközelebbi pontot, majd az így kapott egymásnak megfeleltett pontpárok felhasználásával, a pontillesztő módszerekkel ismertett módon megkeressük a legjobb illesztést biztosító transzformációt. Az iteráció addig tart, míg a kívánt pontosságot, vagy a maximális iterációs lépésszámot el nem érjük.

2.3.3. Intenzitások hasonlóságán alapuló módszerek

Ezek a módszerek csak képek illesztésére használhatók, geometriai adatok nem kezelhetők velük. Az előző két megközelítéssel szemben nem igénylik jellemzők kivonását az adatokból, akár változtatás nélkül képesek a képek intenzitásértékeivel dolgozni. Felhasználásuk az utóbbi bő 10 évben terjedt el, a megfelelően nagy tárolási és számítási kapacitással rendelkező olcsó személyi számítógépek megjelenésével.

Ezen módszerek kulcsa a hasonlósági mérték, amely az egymással fedésbe kerülő intenzitásértékek hasonlóságát méri. A hasonlósági mérték optimumát valamilyen ismert optimalizáló módszerrel keresik (lejtő módszer, Powell-módszer, stb.). A regisztráció sebességének növelése és a lokális optimumokban való elakadás esélyének csökkentése érdekében a képek többfelbontású (például Gauss) piramis reprezentációját is gyakran alkalmazzák [15]. Emellett szükség lehet a képek intenzitástartományának transzformációjára is. Bizonyos mértékek esetén az intenzitástartomány csökkentése szükséges például lineárisan (12 bitesről 8 vagy akár 6 bites méretre) vagy ablakozásos technikával (a tartomány egy részének kivágásával és lineáris transzformációjával).

A legegyszerűbb ilyen mérték az intenzitáskülönbségek abszolút (SAD - *Sum of Absolute Differences*) vagy négyzetes (SSD - *Sum of Squared Differences*) különbsége. Ezek a mértékek akkor optimálisak, ha a két kép csak legfeljebb normális eloszlású zajban különbözik egymástól. A kereszt korreláció (C - *Cross Correlation*) és a korrelációs együttható (CC - *Correlation Coefficient*), ami az előbbi normalizált változata, a képpontok közötti lineáris kapcsolatot is magában tudja foglalni.

Az előző mértékek csak olyan képek esetén használhatók, amelyek ugyanazon képalkotó berendezésből származnak. Sokan próbálkoztak multimodális, vagyis más-más berendezésből származó képekre jó hasonlósági mértéket adni. A Woods által bevezetett „particionált intenzitás uniformitás” mérték (PIU - *Partitioned Image Uniformity*) volt az első, amelyet sikeresen tudtak MR-PET illesztésre használni, sőt erre a feladatra még ma is a legjobbak között tartják számon [87]. Az alapfeltételezés az, hogy egyfajta szövettípushoz egy jól meghatározható, természetesen képalkotó berendezésenként különböző intenzitásérték tartozik mindkét képen. A mérték azt vizsgálja, hogy az egyik kép egy adott intenzitásértékével milyen intenzitásértékek kerülnek párba a másik képről, ezen intenzitásértékek uniformitását méri és ezeket összegzi.

Az igazi áttörést az intenzitások együttes előfordulási mátrixán alapuló mértékek hozták. A Wells és Viola valamint Collignon és munkatársai által javasolt kölcsönös információtartalom (MI - *Mutual Information*), valamint a Studholme és munkatársai által javasolt normalizált kölcsönös információtartalom (NMI - *Normalized Mutual Information*) jól használható MR-CT és MR-PET illesztési problémák megoldására is [20, 65, 81, 82]. Automatikus módszerünkben mi is ezeket használjuk, az 5. fejezetben részletesebben ismertetjük őket. Számos más, a képpontok együttes előfordulási mátrixán alapuló mértéket is javasoltak [11].

2.4. Összefoglalás

Ebben a fejezetben ismertetésre került a regisztrációs probléma a négy fő komponensének részletes bemutatásával. Megismerhettük a képi és geometriai információtartalmak forrásait és reprezentációjukat, valamint a regisztrációs probléma megoldásának gyakrabban használt módszereit. A következő fejezetekben az általunk kidolgozott módszereket és orvosi alkalmazási lehetőségeit mutatjuk be.

3. fejezet

Kijelölt pontpárokon alapuló képregisztrációs módszerek

A regisztrációs probléma megoldására általános és jól használható megoldást kínálnak a kijelölt pontok mint képi jellemzők. Egy általános pont-alapú módszer a következő három lépésből áll: először a pontokat kijelöljük, majd egyenként meghatározzuk, hogy az illesztendő képen kijelölt pontokhoz a báziskép melyik kijelölt pontja tartozik, végül az egymásnak megfeleltetett pontpárok felhasználásával kiszámítjuk a legjobb illesztést biztosító transzformációt.

A pontok kiválasztása és párosítása történhet *interaktív* vagy *automatikus* módszerrel. Interaktív módszer esetén általában kevés (4–20) pontpárt jelölnek ki és párosítanak. Az eljárás különösen 3D-ben nehéz, ahol az egyes pontpárok más-más sorszámú képszeleten jelenhetnek meg. Ekkor a szükséges lépések kényelmes végrehajtásához jó képmegjelenítő szoftver szükséges (3.1. ábra) [68]. Az automatikus kijelölő módszerek nagy számú pontot eredményeznek és ezek párosítása speciális algoritmust igényel. Ezen algoritmusok összefoglalását és áttekintését magtálaljuk a 2.3.1. alfejezetben.

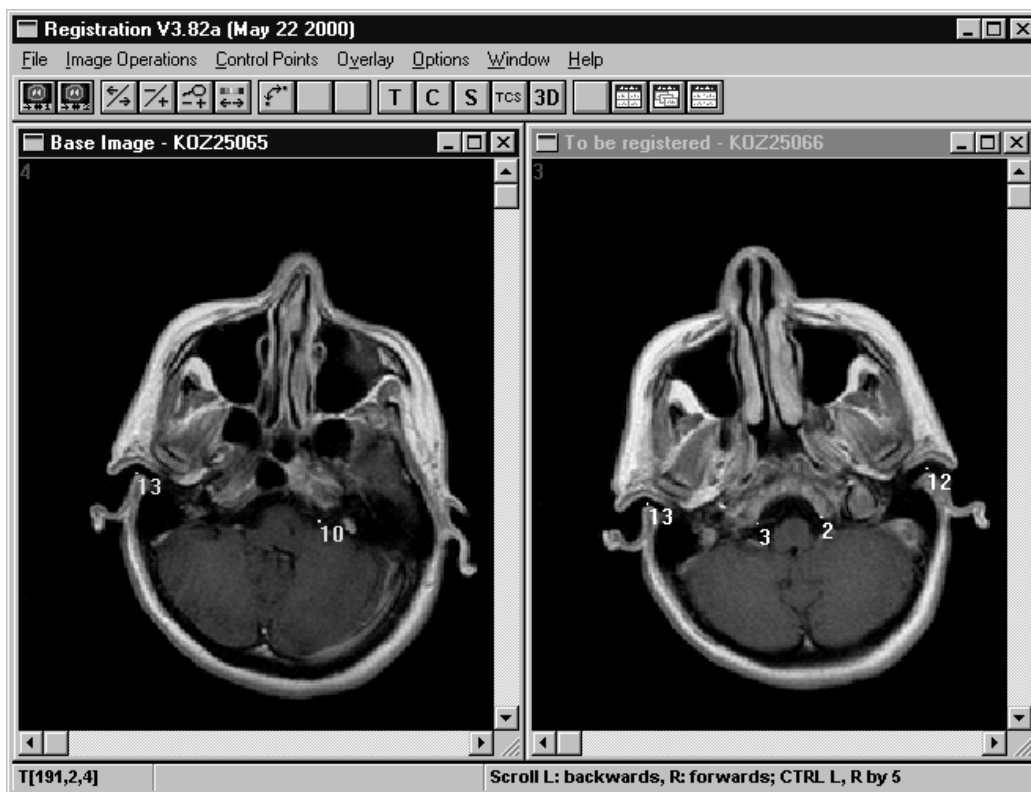
A most ismertetésre kerülő pont-alapú módszerek feltételezik a pontok kijelölésének és párosításának előzetes végrehajtását.

3.1. Pontpárokon alapuló regisztrációs módszerek

A k -dimenziós euklideszi térben az egymásnak megfeleltetett két ponthalmazt jelölje $\{p_i\}$ illetve $\{q_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), ahol $p_i = (p_{i1}, \dots, p_{ik})$ és $q_i = (q_{i1}, \dots, q_{ik})$. Ezek lesznek a *képi jellemzők*. A regisztráció feladata annak a $\mathcal{T} : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^k$ geometriai transzformációnak a megkeresése, amely a $\{q_i\}$ ponthalmazt a $\{p_i\}$ ponthalmazba képezi le. Hacsak nem interpolációs nemlineáris transzformációt keresünk, a pontok kijelölési hibája, illetve a vizsgált objektum változása miatt általában a pontos illesztés nem érhető el. Ezért az optimális $\mathcal{T}$ transzformációtól azt várjuk el, hogy a $\{q_i\}$ pontok képe és az azoknak megfelelő $\{p_i\}$ pontok távolságának négyzetösszege minimális legyen, vagyis hogy a

$$\psi(\mathcal{T}) = \sum_{i=1}^n \|T(q_i) - p_i\|^2$$

hibafüggvény (a *hasonlósági mérték*) legyen minimális (3.2. ábra). A következő alfejezetekben a leggyakrabban használt transzformáció típusokat (*keresési tereket*), azok tulajdonságait, megadási módjait, és az ismert keresési stratégiákat mutatjuk be és hasonlítjuk össze [72].



3.1. ábra. 3D pontok kijelölése és párosítása. Az ábrán fehér színű, sorszámokkal ellátott pontok jelzik a radiológus által kijelölt anatómiai pontpárokat.

3.1.1. Merev-test és hasonlósági transzformáció keresése

A merev-test transzformáció az egyik leggyakrabban használt transzformáció típus, amely az elforgatást és az eltolást foglalja magában, vagyis távolság-, párhuzamosság- és szögtartó. A hasonlósági transzformáció ezt bővíti ki úgy, hogy a koordinátatengelyek menti azonos mértékű skálázást is megengedi, így a párhuzamosságot és a szöget megtartja, de a távolságot nem (3.3. ábra).

A transzformáció forgatási részének megadására több lehetőség is van. A leggyakrabban használtakat (ortonormált mátrixok, egység kvaternió, Euler-féle szögek) az egyes kereső eljárásoknál ismertetjük.

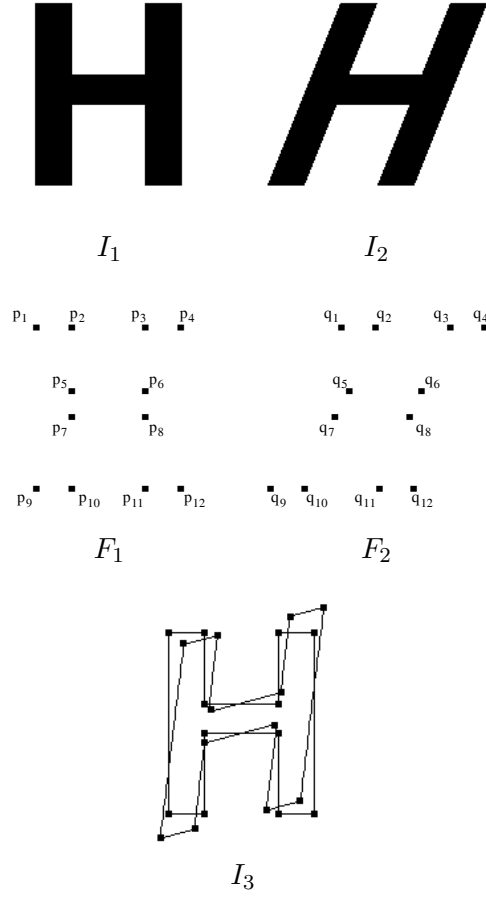
Merev-test transzformációt használnak pl. az orvosi képfeldolgozásban az agyról készült képek regisztrációjára. A hasonlósági transzformáció pedig pl. a fényképek esetén hasznos, ahol az objektum mérete és a kamerától való távolsága között közvetlen kapcsolat van.

Szinguláris érték szerinti felbontás

A merev-test transzformáció meghatározásának ezt a módját Arun és munkatársai publikálták [3], később Umeyama terjesztette ki hasonlósági transzformáció keresésére [80]. A két módszer nagyon hasonló, ezért együtt tárgyaljuk őket.

A transzformációt a következő alakban keressük:

$$\psi = \sum_{i=1}^n \|p_i^T - (s \cdot R \cdot q_i^T + T)\|^2,$$



3.2. ábra. Az I_1 referenciaképből és a belőle nyírással (affin transzformáció) előállított I_2 illesztendő képből kinyertük a sarokpontokat mint képi jellemzőket (F_1), (F_2). A nyírás miatt egyetlen merev-test transzformáció sem tudja a $\{q_i\}$ pontokat pontosan a $\{p_i\}$ pontokba leképezni. A legkisebb négyzetes értelemben optimális megoldásként kapott illesztett kép és a báziskép fúziója az I_3 képen látható. (Az egyes pontok könnyebb azonosítása végett csak az objektumok határvonalait ábrázoltuk.)

ahol R egy $k \times k$ méretű forgató mátrix (vagyis eleget tesz az $R \cdot R^T = I_m$ és a $\det(R) = 1$ feltételeknek, ahol R^T az R transzponáltja, I_m pedig a $k \times k$ méretű egységmátrix), T egy k -elemű vektor, amely az eltolást adja meg, s pedig a (minden tengely mentén egyforma) skálázási tényező. Ha merev-test transzformációra van szükségünk, akkor $s = 1$. Az algoritmus a következő lépésekből áll.

Számítsuk ki a két pontthalmaz súlypontját:

$$\mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i^T, \quad \mu_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i^T,$$

és legyen

$$d_i = q_i - \mu_q, \quad d'_i = p_i - \mu_p, \quad \sigma_q^2 = \sum_{i=1}^n \|q_i - \mu_q\|^2,$$

$$H = \sum_{i=1}^n d_i \cdot d_i^T.$$

Legyen a $k \times k$ méretű H mátrix szinguláris érték szerinti felbontása $H = U \cdot D \cdot V^T$ [61], és legyen $X = V \cdot U^T$. Ha $\det(X) = 1$, akkor legyen $\bar{R} = X$ az optimális forgató mátrix, $\bar{s} = \sigma_q^2 / \text{tr}(D)$ pedig az optimális skálázás. Ha $\det(X) = -1$, akkor X tükrözést ad. Mivel ez utóbbi számunkra nem megfelelő, ezért ebben az esetben további vizsgálatra van szükség. Ha H szinguláris értékei közül egy 0, akkor $\bar{R} = V' \cdot U^T$, és $\bar{s} = \sigma_q^2 / \text{tr}(D')$, ahol a V' és D' mátrixokat úgy kapjuk, hogy a V és D mátrixok utolsó oszlopbeli elemei előjelét megfordítjuk. Ha egyik szinguláris érték sem 0, akkor nincs megoldás.

Az optimális forgató mátrix és skálázás ismeretében az optimális $\bar{T}$ eltolási vektor megkapható $\bar{T} = \mu_p - \bar{s} \cdot \bar{R} \cdot \mu_q$ alakban.

Iteratív nemlineáris minimalizálás

Az egyszerűbb jelölésmód miatt ezzel a módszerrel itt a 3D feladatot oldjuk meg, de tetszőleges dimenzió esetén hasonlóan járhatunk el.

A hasonlósági transzformáció hét paraméterét jelölje $r_x, r_y, r_z, d_x, d_y, d_z$ és s (a három tengely körüli elforgatások és eltolások, valamint a skálázási tényező). Ezek segítségével a transzformáció a következőképpen írható fel:

$$\begin{pmatrix} \bar{p}_{i1} \\ \bar{p}_{i2} \\ \bar{p}_{i3} \end{pmatrix} = s \cdot R_z(r_z) \cdot R_y(r_y) \cdot R_x(r_x) \cdot \begin{pmatrix} q_{i1} \\ q_{i2} \\ q_{i3} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \\ d_z \end{pmatrix},$$

ahol $R_x(r_x), R_y(r_y)$ és $R_z(r_z)$ a megfelelő tengely körüli elforgatást leíró 3×3 méretű mátrix [32]. Ha merev-test transzformációra van szükségünk, akkor $s = 1$, és elegendő a többi hat paramétert keresnünk.

A fenti egyenlet részletesebben kifejtve:

$$\begin{aligned} \bar{p}_{i1} &= q_{i1} \cdot s \cdot \cos r_y \cdot \cos r_z + q_{i2} \cdot s \cdot (\sin r_x \cdot \sin r_y \cdot \cos r_z + \cos r_x \cdot \sin r_z) + \\ &\quad q_{i3} \cdot s \cdot (-\cos r_x \cdot \sin r_y \cdot \cos r_z + \sin r_x \cdot \sin r_z) + d_x \\ \bar{p}_{i2} &= -q_{i1} \cdot s \cdot \cos r_y \cdot \sin r_z + q_{i2} \cdot s \cdot (-\sin r_x \cdot \sin r_y \cdot \sin r_z + \cos r_x \cdot \cos r_z) + \\ &\quad q_{i3} \cdot s \cdot (\cos r_x \cdot \sin r_y \cdot \sin r_z + \sin r_x \cdot \cos r_z) + d_y \\ \bar{p}_{i3} &= q_{i1} \cdot s \cdot \sin r_y - q_{i2} \cdot s \cdot \sin r_x \cos r_y + q_{i3} \cdot s \cdot \cos r_x \cos r_y + d_z. \end{aligned}$$

A transzformáció hibája:

$$\psi = \sum_{i=1}^n (e_{i1}^2 + e_{i2}^2 + e_{i3}^2),$$

ahol $e_{i1} = p_{i1} - \bar{p}_{i1}$, $e_{i2} = p_{i2} - \bar{p}_{i2}$, $e_{i3} = p_{i3} - \bar{p}_{i3}$.

A ψ hibafüggvény $T = (r_x, r_y, r_z, d_x, d_y, d_z, s) = (t_1, \dots, t_7)$ paraméterek szerinti minimalizálására a Levenberg-Marquardt nemlineáris iteratív módszert használjuk. Ehhez szükséges a $G = (g_1, \dots, g_7)$ gradiens vektor és az $A = [a_{kl}] 7 \times 7$ méretű közelítő Hesse-féle mátrix kiszámítása, ahol a másodrendű derivált tagokat elhagyjuk [61]:

$$\begin{aligned} g_k &= \frac{\partial \psi}{\partial t_k} = -2 \sum_{i=1}^n \left[e_{i1} \left(\frac{\partial \bar{p}_{i1}}{\partial t_k} \right) + e_{i2} \left(\frac{\partial \bar{p}_{i2}}{\partial t_k} \right) + e_{i3} \left(\frac{\partial \bar{p}_{i3}}{\partial t_k} \right) \right], \\ a_{kl} &= -2 \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \bar{p}_{i1}}{\partial t_l} \frac{\partial \bar{p}_{i1}}{\partial t_k} + \frac{\partial \bar{p}_{i2}}{\partial t_l} \frac{\partial \bar{p}_{i2}}{\partial t_k} + \frac{\partial \bar{p}_{i3}}{\partial t_l} \frac{\partial \bar{p}_{i3}}{\partial t_k} \right), \end{aligned}$$

minden $1 \leq k, l \leq 7$ esetén.

A Levenberg-Marquardt algoritmus egy iterációs lépése az aktuális T paraméterbecslés finomítására szolgáló ΔT vektort határozza meg, ami kielégíti a következő egyenletrendszert:

$$(A + \lambda \cdot \text{diag}(A)) \cdot \Delta T = -G,$$

ahol λ egy stabilizációs tényező, amelynek értéke az egyes lépések után megváltozik [61]. A kezdeti paraméterbecslés az identikus transzformáció $T = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 1)$. Az iteráció véget ér a kívánt pontosság elérésekor vagy adott számú iterációs lépés végrehajtása után.

Merev-test transzformációt kereső eljárások tulajdonságai

A gyakorlatban az egyik legnépszerűbb módszer a szinguláris érték szerinti felbontáson alapuló. Gyors, stabil, és tetszőleges dimenzió esetén használható. Egyetlen hátránya, hogy a tükrözés kikerüléséhez külön vizsgálatra van szükség. Az egység kvaternión alapuló módszer szintén gyors és stabil, sőt az eredmény mindig egy valós merev-test transzformáció lesz, nem igényel külön vizsgálatot. Jelen formájában viszont csak 3D-ben használható. A Levenberg-Marquardt iteratív minimalizáláson alapuló módszer már nem annyira megbízható, mint az előzők. Egyrészt – a módszer jellegéből adódóan – a keresés lokális optimumban is megakadhat, másrészt a kerekítési hibák összegződnek. A keresés időigénye is nagyobb, és kiterjesztése tetszőleges dimenzióra nehézkes. Ennek ellenére a gyakorlatban is alkalmaznak iterációs módszert [53].

3.1.2. Affin transzformáció keresése

Az affin transzformáció a merev-test, illetve a hasonlósági transzformációnál általánosabb lineáris transzformáció, amely az elforgatás és az eltolás mellett magában foglalja az egyes tengelyek menti különböző mértékű skálázást és nyírást. Egyenes képe egyenes lesz, a párhuzamosságot megtartja, de nem szögtartó (3.3. ábra).

Affin transzformációra van szükség, pl. ha légifelvételeket különböző nézőpontokból készítünk, vagy ha a képkötő berendezés nyíró torzítással, mint leképezési hibával rendelkezik (pl. CT illetve MR orvosi képkötő berendezések bizonyos körülmények között) [50]. Két lehetséges kereső eljárást mutatunk be és hasonlítunk össze [68].

Minden $T : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^k$ k -dimenziós ($k = 2, 3, \dots$) affin transzformáció megadható egy

$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1k} & t_{1,k+1} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2k} & t_{2,k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ t_{k1} & t_{k2} & \cdots & t_{kk} & t_{k,k+1} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$(k+1) \times (k+1)$ méretű valós mátrixszal. Tetszőleges $x = (x_1, \dots, x_k)$ és $y = (y_1, \dots, y_k) \in \mathbb{R}^k$ esetén $y = T(x)$ akkor és csakis akkor, ha

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_k \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1k} & t_{1,k+1} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2k} & t_{2,k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ t_{k1} & t_{k2} & \cdots & t_{kk} & t_{k,k+1} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Megjegyezzük, hogy a pontok homogén koordinátás reprezentációját használjuk [32]. A mátrix nem konstans elemeit keressük, így a transzformáció paramétereinek száma $k \cdot (k+1)$.

Legyenek $\{p_i\}$ és $\{q_i\}$ az előzőkben definiált ponthalmazok, a $\{p'_i\}$ pedig $\{q_i\}$ $\mathcal{T}$ transzformáció melletti képe, vagyis $p'_i = \mathcal{T}(q_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$). Elvárásunk az, hogy olyan $\mathcal{T}$ transzformációt találjunk, amely a $\{q_i\}$ pontokat pontosan $\{p_i\}$ -be viszi, azaz $p'_i = p_i = \mathcal{T}(q_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$). Így egy $n \cdot k$ egyenletből álló,

$$A \cdot \mathbf{t} = \mathbf{b} \quad (3.1)$$

alakú lineáris egyenletrendszer kapunk, ahol az ismeretlenek száma $k \cdot (k+1)$. Látható, hogy az egyértelmű megoldás szükséges (de nem elegendő) feltétele, hogy legalább $k+1$ pontpár legyen. Ennél több pontpár esetén pedig az egyenletrendszer túlhatározott lesz, amelynek általános esetben nincs megoldása. Ekkor a legkisebb négyzetes értelemben optimális megoldás minimalizálja a $\mathbf{b} - A \cdot \mathbf{t}$ vektor euklideszi normáját. Két módszert mutatunk be az optimális transzformáció meghatározására.

Parciális deriváltak vizsgálata

A hibavektor euklideszi normáját az alábbi alakban írhatjuk fel:

$$\psi(t_{11}, \dots, t_{k,k+1}) = \sum_{i=1}^n \|p'_i - p_i\|^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (t_{j1} \cdot q_{i1} + \dots + t_{jk} \cdot q_{ik} + t_{j,k+1} - p_{ij})^2.$$

A ψ ott veheti fel a minimumát, ahol a $\frac{\partial \psi}{\partial t_{11}}, \dots, \frac{\partial \psi}{\partial t_{k,k+1}}$ parciális deriváltak mindegyike egyenlő nullával:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \psi}{\partial t_{uv}} &= 2 \cdot \sum_{i=1}^n q_{iv} \cdot (t_{u,k+1} - p_{iu} + \sum_{l=1}^k t_{ul} \cdot q_{il}) = 0 \\ (u &= 1, 2, \dots, k, \quad v = 1, 2, \dots, k), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \psi}{\partial t_{u,k+1}} &= 2 \cdot \sum_{i=1}^n (t_{u,k+1} - p_{iu} + \sum_{l=1}^k t_{ul} \cdot q_{il}) = 0 \\ (u &= 1, 2, \dots, k). \end{aligned}$$

Bevezetve az

$$\begin{aligned} a_{uv} &= a_{vu} = \sum_{i=1}^n q_{iu} \cdot q_{iv}, \\ b_u &= \sum_{i=1}^n q_{iu}, \\ c_{uv} &= \sum_{i=1}^n p_{iu} \cdot q_{iv}, \\ d_u &= \sum_{i=1}^n p_{iu} \end{aligned}$$

$$(u = 1, 2, \dots, k, v = 1, 2, \dots, k)$$

jelöléseket, a következő $k \cdot (k + 1)$ elemű egyenletrendszert kapjuk:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1k} & b_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & \dots & a_{kk} & b_k \\ b_1 & \dots & b_k & n \\ & & & a_{11} & \dots & a_{1k} & b_1 \\ & & & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & & a_{k1} & \dots & a_{kk} & b_k \\ & & & b_1 & \dots & b_k & n \\ & & & & & & \ddots \\ & & & & & & a_{11} & \dots & a_{1k} & b_1 \\ & & & & & & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & & & & & a_{k1} & \dots & a_{kk} & b_k \\ & & & & & & b_1 & \dots & b_k & n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} t_{11} \\ \vdots \\ t_{1k} \\ t_{1,k+1} \\ t_{21} \\ \vdots \\ t_{2k} \\ t_{2,k+1} \\ \vdots \\ t_{k1} \\ \vdots \\ t_{kk} \\ t_{k,k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{11} \\ \vdots \\ c_{1k} \\ d_1 \\ c_{21} \\ \vdots \\ c_{2k} \\ d_2 \\ \vdots \\ c_{k1} \\ \vdots \\ c_{kk} \\ d_k \end{pmatrix}.$$

A megoldás akkor és csak akkor létezik egyértelműen, ha $\det(M) \neq 0$, ahol

$$M = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1k} & b_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & \dots & a_{kk} & b_k \\ b_1 & \dots & b_k & n \end{pmatrix}.$$

Megjegyezzük, hogy az egyenletrendszer megoldása szingulárisához közeli esetben numerikusan instabillá válhat. A következő részben az egyenletrendszerek megoldhatóságának elégséges feltételét mondjuk ki és bizonyítjuk be [71].

Az egyenletrendszer megoldhatóságának elégséges feltétele

Az $\mathbb{R}^k$ Euklideszi tér egy hipersíkján olyan $\{a + x : x \in S\}$ részhalmazt értünk, ahol S egy $(k - 1)$ -dimenziós lineáris altér. Azt mondjuk, hogy $q_1, \dots, q_n$ $\mathbb{R}^k$ -beli pontok *kifeszítik* az $\mathbb{R}^k$ teret, ha nem létezik olyan hipersík, amely mindegyiküket tartalmazza. Ha $q_1, \dots, q_n$ pontok közül bármely $k + 1$ darab pont kifeszíti az $\mathbb{R}^k$ teret, akkor azt mondjuk, hogy a $q_1, \dots, q_n$ pontok *általános pozícióban vannak*.

1. Tétel Ha $q_1, \dots, q_n$ kifeszíti $\mathbb{R}^k$ -t, akkor $\det(M) \neq 0$.

Bizonyítás. Indirekt módon bizonyítunk: a tétel állításával ellentétben tegyük fel, hogy $\det(M) = 0$. Tekintsük a $v_j = (q_{1j}, q_{2j}, \dots, q_{nj})$ ($1 \leq j \leq k$) $\mathbb{R}^n$ -beli vektorokat és legyen $v_{k+1} = (1, 1, \dots, 1) \in \mathbb{R}^n$. Az $m = k + 1$ jelölést bevezetve vegyük észre, hogy $M = (\langle v_i, v_j \rangle)_{m \times m}$, ahol $\langle \cdot, \cdot \rangle$ a skaláris szorzást jelöli. Mivel M oszlopai nem lineárisan függetlenek, rögzíthetünk egy $(\beta_1, \dots, \beta_m) \in \mathbb{R}^m \setminus \{(0, \dots, 0)\}$ vektort úgy, hogy

$\sum_{j=1}^m \beta_j \langle v_i, v_j \rangle = 0$ teljesül $i = 1, \dots, m$ -re. Ekkor

$$\begin{aligned} 0 &= \sum_{i=1}^m \beta_i \cdot 0 = \sum_{i=1}^m \beta_i \sum_{j=1}^m \beta_j \langle v_i, v_j \rangle = \sum_{i=1}^m \beta_i \left\langle v_i, \sum_{j=1}^m \beta_j v_j \right\rangle = \\ &= \left\langle \sum_{i=1}^m \beta_i v_i, \sum_{j=1}^m \beta_j v_j \right\rangle = \left\langle \sum_{i=1}^m \beta_i v_i, \sum_{i=1}^m \beta_i v_i \right\rangle, \end{aligned}$$

tehát $\sum_{i=1}^m \beta_i v_i = 0$. Ebből következik, hogy minden q_j , $1 \leq j \leq n$ megoldása a következő egyenletnek:

$$\beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k = -\beta_m. \quad (3.2)$$

Mivel $(\beta_1, \dots, \beta_m) \neq (0, \dots, 0)$, van olyan $i \in \{1, \dots, k\}$, amelyre $\beta_i \neq 0$. Vagyis (3.2) megoldásai egy hipersíkot alkotnak $\mathbb{R}^k$ -ban. Ez a hipersík tartalmazza a $q_1, \dots, q_n$ pontokat, ami ellentmond annak a feltevésnek, hogy $q_1, \dots, q_n$ kifeszíti $\mathbb{R}^k$ -t. $\square$

Valós alkalmazásokban feltételezzük, hogy a $p_1, \dots, p_n$ és $q_1, \dots, q_n$ pontok kifeszítik $\mathbb{R}^k$ -t. Ekkor, ha az illesztés hibája nulla (vagyis $p'_i = T(q_i) = p_i$, $i = 1, 2, \dots, n$), a transzformáció szükségszerűen nem-degenerált, azaz $\det(T) \neq 0$. Továbbá teljesül a következő tulajdonság:

Tulajdonság. Minden $k+1$ elemű $I \subseteq \{1, \dots, n\}$ indexhalmaz esetén p_i , $i \in I$ pontok akkor és csak akkor feszítik ki $\mathbb{R}^k$ -t, ha q_i , $i \in I$ pontok kifeszítik $\mathbb{R}^k$ -t.

Ez felveti annak kérdését, hogy egy nem nulla hibájú illesztéshez tartozó a transzformáció mikor lesz nem-degenerált?

- Mindig nem-degenerált?
- Nem degenerált, ha a fenti tulajdonság érvényes?
- Nem degenerált, ha a fenti tulajdonság „erősen” érvényes, a következő értelemben: minden $\{p_1, \dots, p_n\}$ illetve $\{q_1, \dots, q_n\}$ pontjaiból alkotott szimplex térfogata „elég nagy” az élei hosszával összehasonlítva?

Meglepő módon mindhárom kérdésre negatív a válasz, amit a következő 3-dimenziós példával szemléltetünk.

Példa. $n = 5$ és $k = 3$ mellett legyen $q_1 = (0, 0, 24)$, $q_2 = (24, 0, 0)$, $q_3 = (0, 24, 0)$, $q_4 = (0, 0, 0)$, és $q_5 = (-24, -48, 16)$. Ez az öt pont öt tetraédert határoz meg, a legkisebb térfogata is 1536 egység, ami a (q_2, q_3, q_4, q_5) tetraéderhez tartozik. Legyen $p_1 = (0, 0, 0)$, $p_2 = (3, 0, 0)$, $p_3 = (0, 3, 0)$, $p_4 = (0, 0, 3)$, $p_5 = (3, 3, 3)$ egy kocka öt csúcspontja, így a tetraéderek térfogata legalább $9/2$. Ennek ellenére az optimális illesztést megvalósító

$$T = \begin{pmatrix} 2 & -6 & -6 & 12 \\ -9 & -1 & -9 & 18 \\ 0 & 0 & 0 & 8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

transzformáció degenerált.

Gyakorlati problémák esetében, amennyiben a pontthalmazok közötti geometriai különbség jól modellezhető affin transzformációval, általában teljesül, hogy a transzformáció nem-degenerált [68, 69]. Elméleti szempontból viszont érdemes felvetni a következő nyitott problémát: adjunk jól értelmezhető elégséges feltételt, amely biztosítja a nem-degeneráltságot.

Szinguláris érték szerinti felbontás

Az (3.1) egyenletrendszer legkisebb négyzetes megoldását megkaphatjuk az

$$A^T \cdot A \cdot \mathbf{t} = A^T \cdot \mathbf{b} \quad (3.3)$$

normálegyenletek megoldásával is. Az egyenletrendszer eliminációs módszerrel történő megoldása helyett vegyük A szinguláris érték szerinti felbontását [59]

$$A = U_{n \cdot k \times k \cdot (k+1)} \cdot D_{k \cdot (k+1) \times k \cdot (k+1)} \cdot V_{k \cdot (k+1) \times k \cdot (k+1)}^T,$$

ahol D diagonálmátrix, és helyettesítsük be (3.3)-ba

$$V \cdot D \cdot U^T \cdot U \cdot D \cdot V^T \cdot \mathbf{t} = V \cdot D \cdot U^T \cdot \mathbf{b}.$$

A szinguláris érték szerinti felbontás tulajdonságai miatt

$$U^T \cdot U = V^T \cdot V = V \cdot V^T = I_{k \cdot (k+1)},$$

így

$$D^2 \cdot V^T \cdot \mathbf{t} = D \cdot U^T \cdot \mathbf{b},$$

vagyis

$$\mathbf{t} = V \cdot D^{-1} \cdot U^T \cdot \mathbf{b} = V \cdot D^+ \cdot U^T \cdot \mathbf{b} = A^+ \cdot \mathbf{b},$$

ahol $D^+ = (\sigma_1^+, \dots, \sigma_{k \cdot (k+1)}^+)$ diagonálmátrix,

$$\sigma_i^+ = \begin{cases} 1/\sigma_i, & \text{ha } \sigma_i > 0, \\ 0 & \text{ha } \sigma_i = 0. \end{cases} \quad (3.4)$$

Az A^+ mátrixot nevezik az A mátrix *Penrose-Moore-féle pszeudoinverz mátrixának* is.

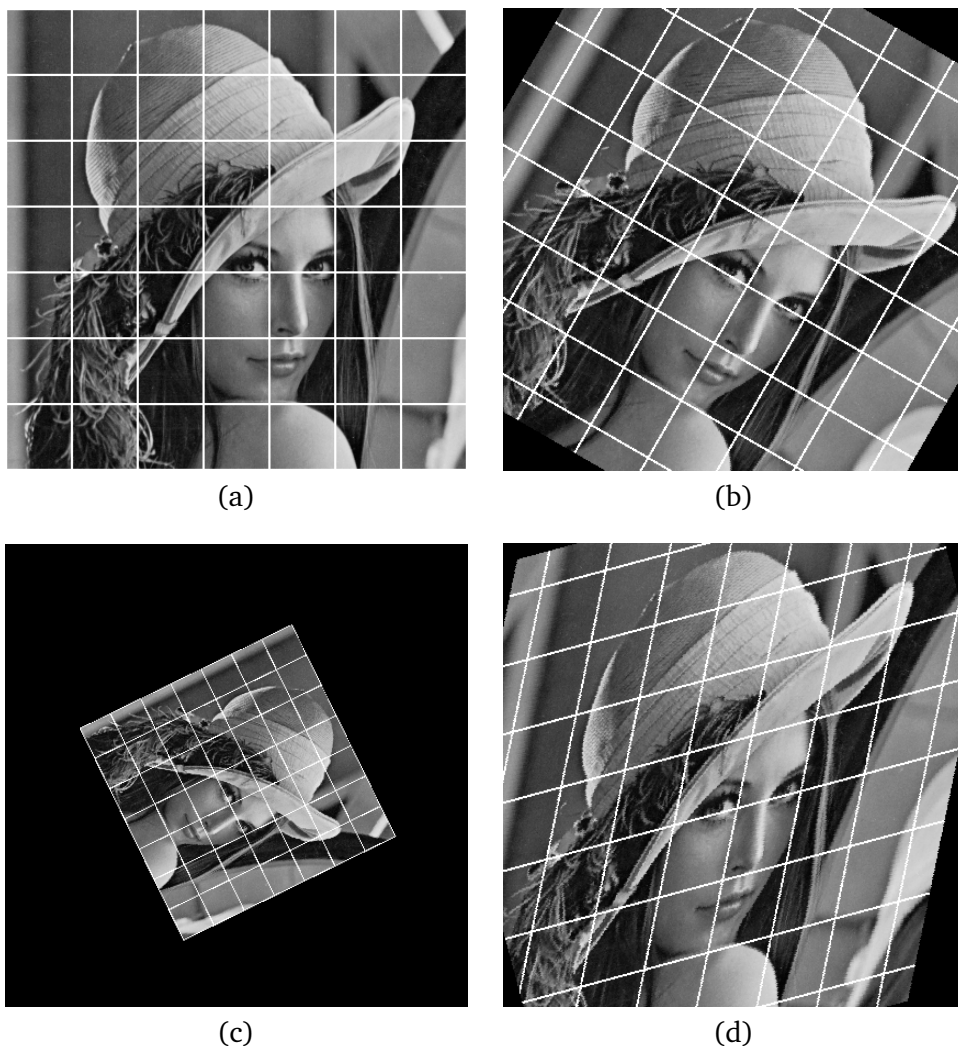
Bizonyítható, hogy ha $\text{rang } A = k \cdot (k+1)$, akkor az így kapott $\mathbf{t}$ a feladat egyetlen megoldása, míg ha $\text{rang } A < k \cdot (k+1)$, akkor bár a feladat nem oldható meg egyértelműen, de $\mathbf{t}$ lesz a legkisebb normájú megoldás [59].

A kérdés tehát az, hogy az egyértelmű megoldáshoz szükséges $\text{rang } A = k \cdot (k+1)$ feltétel mikor teljesül? Látható, hogy akkor, ha az A mátrix $k \cdot n$ darab sorvektora közül ki tudunk választani $k \cdot (k+1)$ darabot úgy, hogy azok lineárisan független vektorrendszert alkossanak. Ez viszont akkor és csakis akkor tehető meg, ha az n darab q_i pont helyvektorai közül ki tudunk választani $k+1$ darabot úgy, hogy azok lineárisan függetlenek legyenek, vagyis egyik sem állítható elő a többi pont helyvektorának lineáris lineáris kombinációjaként. Ez pedig ekvivalens azzal, hogy ezek a pontok nem esnek ugyanazon $k-1$ dimenziós hipersíkra. Ezt az állítást más módszerrel is bizonyítottuk az előző alfejezetben.

Affin transzformációt kereső módszerek összehasonlítása

A normálegyenletek eliminációs módszerrel történő megoldása egyszerű és gyors. Tetszőleges számú pontpár esetén is k darab $k+1$ egyenletből álló egyenletrendszert kell megoldani. Hátránya viszont, hogy szinguláris esetben nem oldható meg, szingulárisához közeli esetben pedig megoldása numerikusan instabillá válhat. A szinguláris érték szerinti felbontáson alapuló módszer még szinguláris esetben is stabil, viszont a pontpárok számának növelésével a felbontandó mátrix mérete lineárisan nő.

Orvosi képek regisztrációja esetén a pontpárok száma viszonylag kevés (4–20), és általában teljesül, hogy a feladat nem-szinguláris, így ilyen célra bármelyik megközelítés jól használható.



3.3. ábra. Az egyes transzformációtípusok hatása. Az eredeti kép (a), és a rajta végrehajtott merev-test (b), hasonlósági (c), és affin (d) transzformációk eredménye.

3.1.3. Perspektív transzformáció

A perspektív transzformáció a legáltalánosabb lineáris transzformáció. Egyenes képe egyenes lesz, de sem a távolságot, sem a szöget, sem a párhuzamosságot nem tartja. Használata szükséges lehet például három dimenziós tájról készült 2-dimenziós képek (fényképek, légifotók) illesztésekor.

A transzformáció tetszőleges k -dimenzióban megadható egy

$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1k} & t_{1,k+1} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2k} & t_{2,k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ t_{k1} & t_{k2} & \cdots & t_{kk} & t_{k,k+1} \\ t_{k+1,1} & t_{k+1,2} & \cdots & t_{k+1,k} & 1 \end{pmatrix}$$

valós mátrixszal. A transzformáció számításakor a pontok homogén koordinátás reprezentációjára van szükség [32]. Egy $u = (u_1, \dots, u_k)$ pont képe $v = (v_1, \dots, v_k)$ lesz:

$$(z_1, \dots, z_k, w)^T = T \cdot (u_1, \dots, u_k, 1)^T,$$

ahol

$$v_1 = \frac{z_1}{w}, \dots, v_k = \frac{z_k}{w},$$

ha $w \neq 0$. Ha $w = 0$, akkor a homogén koordinátás definíció a végtelen távoli pontot jelenti.

A 2D-s esetet fejtjük most ki részletesebben, magasabb dimenziószám esetén hasonló módon kaphatjuk meg a megoldást. A mátrixszorzás elvégzése és átrendezés után a következő egyenleteket kapjuk tetszőleges i ($1 \leq i \leq n$) pontpárra:

$$\begin{aligned} p_{i1} &= t_{11} \cdot q_{i1} + t_{12} \cdot q_{i2} + t_{13} - t_{31} \cdot q_{i1} \cdot p_{i1} - t_{32} \cdot q_{i2} \cdot p_{i1} \\ p_{i2} &= t_{21} \cdot q_{i1} + t_{22} \cdot q_{i2} + t_{23} - t_{31} \cdot q_{i1} \cdot p_{i2} - t_{32} \cdot q_{i2} \cdot p_{i2} . \end{aligned}$$

Amennyiben legalább 4, megfelelő helyzetű pontpárunk van, a pontpárookra a fenti transzformációt felírva egy lineáris (4-nél több pontpár esetén túlhatározott) egyenletrendszer kapunk, amelynek a legkisebb négyzetes megoldását a következő egyenletrendszer megoldásával kapjuk:

$$A^T \cdot A \cdot \begin{pmatrix} t_{11} \\ t_{12} \\ t_{13} \\ t_{21} \\ t_{22} \\ t_{23} \\ t_{31} \\ t_{32} \end{pmatrix} = A^T \cdot \begin{pmatrix} p_{11} \\ \vdots \\ p_{n1} \\ p_{12} \\ \vdots \\ p_{n2} \end{pmatrix},$$

ahol

$$A_{(2 \cdot n \times 8)} = \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & 1 & 0 & 0 & 0 & -q_{11} \cdot p_{11} & -q_{12} \cdot p_{11} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ q_{n1} & q_{n2} & 1 & 0 & 0 & 0 & -q_{n1} \cdot p_{n1} & -q_{n2} \cdot p_{n1} \\ 0 & 0 & 0 & q_{11} & q_{12} & 1 & -q_{11} \cdot p_{12} & -q_{12} \cdot p_{12} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & q_{n1} & q_{n2} & 1 & -q_{n1} \cdot p_{n2} & -q_{n2} \cdot p_{n2} \end{pmatrix}.$$

3.1.4. Polinomiális nemlineáris transzformációk

Bizonyos esetekben a képalkotó berendezés globális nemlineáris torzítást okoz a képen, ilyenkor lineáris transzformáció helyett nemlineárisra van szükség. A legegyszerűbb ilyen transzformációk az m -edfokú polinomiális transzformációk, amelyekre az a jellemző, hogy egy egyenes képe egy m -edfokú polinom által meghatározott görbe lesz [47] (3.4. ábra). A transzformációt a következő módon definiáljuk 2D-ben:

$$\begin{aligned} u_x &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{m-i} a_{ij} \cdot v_x^i \cdot v_y^j \\ u_y &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{m-i} b_{ij} \cdot v_x^i \cdot v_y^j \end{aligned}$$

$$u = (u_x, u_y) \in \mathbb{R}^2, \quad v = (v_x, v_y) \in \mathbb{R}^2,$$

illetve 3D-ben:

$$\begin{aligned} u_x &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{m-i} \sum_{k=0}^{m-i-j} a_{ijk} \cdot v_x^i \cdot v_y^j \cdot v_z^k \\ u_y &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{m-i} \sum_{k=0}^{m-i-j} b_{ijk} \cdot v_x^i \cdot v_y^j \cdot v_z^k \\ u_z &= \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^{m-i} \sum_{k=0}^{m-i-j} c_{ijk} \cdot v_x^i \cdot v_y^j \cdot v_z^k \end{aligned}$$

$$u = (u_x, u_y, u_z) \in \mathbb{R}^3, \quad v = (v_x, v_y, v_z) \in \mathbb{R}^3.$$

Látható, hogy az $m = 1$ esetben az affin transzformációt kapjuk. Gyakorlatban másod- illetve harmadfokú polinomokat használnak. Ennél nagyobb fokszám esetén a transzformáció paramétereinek meghatározása egyre számításigényesebb, és a minimálisan szükséges pontpárok $T(m)$ száma is négyzetesen nő (3.1 táblázat).

Fokszám	2D	3D
1	3	4
2	6	10
3	10	20
4	15	35
m	$T(m) = \frac{(m+1) \cdot (m+2)}{2}$	$T(m) = T(m-1) + \frac{(m+1) \cdot (m+2)}{2}$

3.1. táblázat. Minimálisan szükséges pontpárok száma a polinom fokszámának függvényében.

Az egyszerűbb felírási mód kedvéért a másodfokú 2-dimenziós eset legkisebb négyzetes megoldását adjuk meg. Az eljárás könnyen kiterjeszthető magasabb fokszámra és dimenzióra is.

Másodfokú polinom transzformáció 2D-ben

Legyenek $\{p_i\}$ és $\{q_i\}$ az előzőekben definiált ponthalmazok. Az előző alfejezetben megadott képlet kifejtve a 2-dimenziós másodfokú ($m = 2$) esetre:

$$\begin{aligned} p_{i1} &= a_{00} + a_{10} \cdot q_{i1} + a_{01} \cdot q_{i2} + a_{20} \cdot q_{i1}^2 + a_{11} \cdot q_{i1} \cdot q_{i2} + a_{02} \cdot q_{i2}^2 \\ p_{i2} &= b_{00} + b_{10} \cdot q_{i1} + b_{01} \cdot q_{i2} + b_{20} \cdot q_{i1}^2 + b_{11} \cdot q_{i1} \cdot q_{i2} + b_{02} \cdot q_{i2}^2. \end{aligned}$$

A legkisebb négyzetes megoldást a következő egyenletrendszer megoldásával kapjuk:

$$A^T \cdot A \cdot \begin{pmatrix} a_{00} & b_{00} \\ a_{10} & b_{10} \\ a_{01} & b_{01} \\ a_{20} & b_{20} \\ a_{11} & b_{11} \\ a_{02} & b_{02} \end{pmatrix} = A^T \cdot \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \\ \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} \end{pmatrix},$$

ahol

$$A = \begin{pmatrix} 1 & q_{11} & q_{12} & q_{11}^2 & q_{11} \cdot q_{12} & q_{12}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & q_{n1} & q_{n2} & q_{n1}^2 & q_{n1} \cdot q_{n2} & q_{n2}^2 \end{pmatrix}.$$

3.1.5. Összetettebb nemlineáris transzformációk

Gyakran előfordul, hogy a képen szereplő objektumok alakja vagy egymáshoz viszonyított helyzete megváltozik. Ha ez a változás nagy, akkor az előzőekben tárgyalt globális technikák nem alkalmasak a képek pontos regisztrálására. Ekkor olyan nemlineáris transzformációkra van szükségünk, amelyek a lokális változásokat jobban képesek modellezni.

Kétféle ilyen nemlineáris pont-alapú transzformáció típust különböztethetünk meg. Az *interpolációs* technikák biztosítják, hogy a két kijelölt pontthalmazt pontosan egymásba viszik, a *közelítő* technikák esetében ez nem mindig teljesül, ekkor ugyanis kényszerfeltételeket szabhatunk meg a pontkijelölés pontatlanságának ellensúlyozására (pl. szabályozhatjuk, hogy a transzformáció mennyire térhet el az affintól). Interpolációs technika például a következő alfejezetben ismertetésre kerülő ún. „thin-plate spline” (TPS) módszer, amely egy vékony hajlékony fémlemez minimális görbületi energiájának megfelelő interpolációt ad [9]. Más matematikai megközelítéssel kidolgozták a módszer közelítő változatát is [62]. A TPS tulajdonsága, hogy egy kijelölt pont pozíciójának megváltoztatása globális hatást fejt ki: a kép „távoli” részén is láthatunk emiatt változást a transzformált képen. Ennek a gyakran nem kívánatos hatásnak a kiküszöbölésére dolgozták ki a B-spline alapú transzformációt, ahol az ilyen változtatások hatása már lokális [21]. A nemlineáris transzformációk megadásához használható alapfüggvényekről rendelkezésre áll összefoglaló munka [33].

Vékony hajlékony fémlemez (TPS) transzformáció

A TPS interpolációt Bookstein vezette be [9] (3.4. ábra). Tetszőleges dimenzió esetén értelmezhető, most a 3D-s változatot adjuk meg. A transzformáció $3 \cdot (n + 4)$ darab szabad paraméterét a következő egyenletrendszer megoldásával kapjuk meg:

$$\begin{pmatrix} U(q_1 - q_1) & \dots & U(q_1 - q_n) & 1 & q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ U(q_n - q_1) & \dots & U(q_n - q_n) & 1 & q_{n1} & q_{n2} & q_{n3} \\ 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ q_{11} & \dots & q_{n1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ q_{12} & \dots & q_{n2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ q_{13} & \dots & q_{n3} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & \gamma_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha_n & \beta_n & \gamma_n \\ a & b & c \\ a_x & b_x & c_x \\ a_y & b_y & c_y \\ a_z & b_z & c_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & p_{n3} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

ahol az $U((r_x, r_y, r_z)) = \sqrt{r_x^2 + r_y^2 + r_z^2}$ függvény az ún. biharmonikus egyenlet fundamentális megoldása 3D-ben. A paraméterek ismeretében egy $u = (u_x, u_y, u_z) \in \mathbb{R}^3$ pont képe

egy $v = (v_x, v_y, v_z) \in \mathbb{R}^3$ pont lesz, ahol

$$\begin{aligned} v_x &= a + a_x \cdot u_x + a_y \cdot u_y + a_z \cdot u_z + \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot U(q_i - u) \\ v_y &= b + b_x \cdot u_x + b_y \cdot u_y + b_z \cdot u_z + \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot U(q_i - u) \\ v_z &= c + c_x \cdot u_x + c_y \cdot u_y + c_z \cdot u_z + \sum_{i=1}^n \gamma_i \cdot U(q_i - u). \end{aligned}$$

Megjegyezzük, hogy ha $\alpha_i = \beta_i = \gamma_i = 0$ (minden $i = 1, 2, \dots, n$ esetén), akkor az eredmény a következő mátrix által definiált affin transzformáció lesz:

$$\begin{pmatrix} a_x & a_y & a_z & a \\ b_x & b_y & b_z & b \\ c_x & c_y & c_z & c \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

A 2D-s változat a 3D-s alapján könnyen felírható, csak az U függvény definíciója tér el:

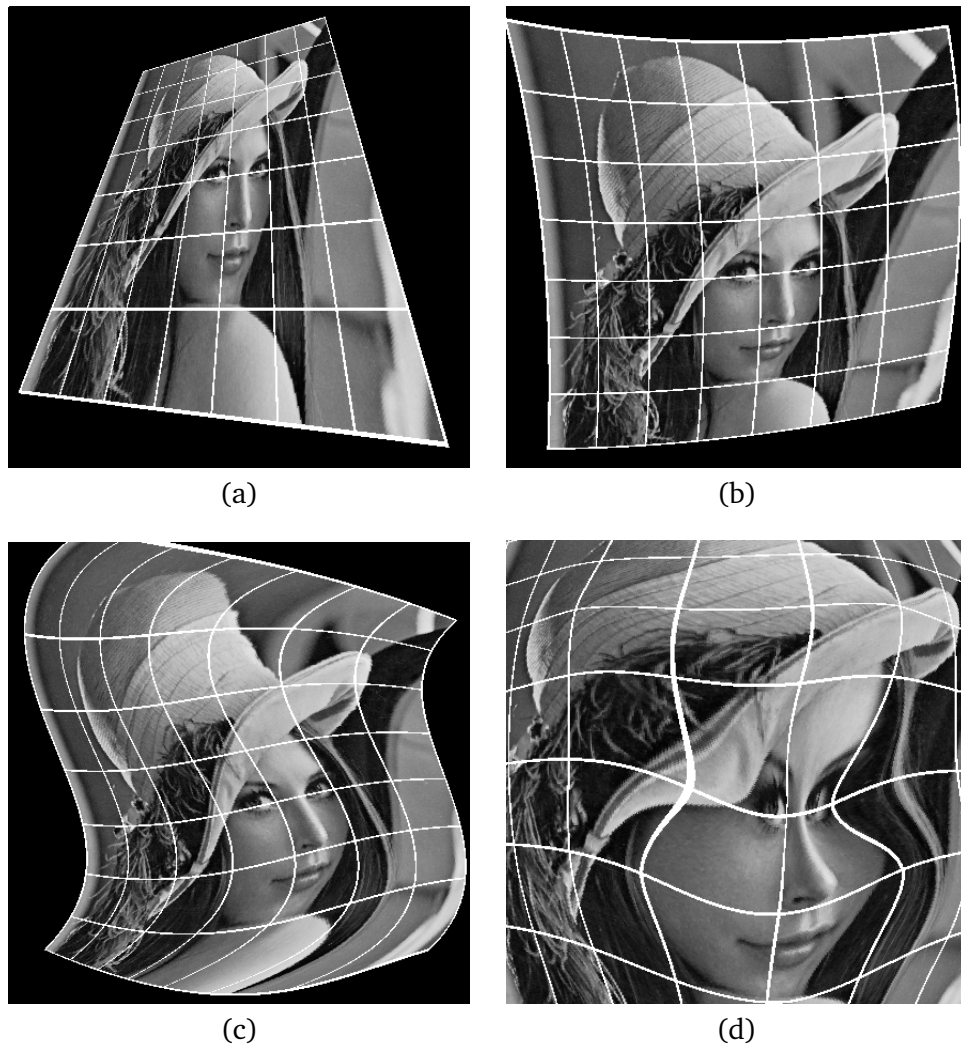
$$U(r_x, r_y) = (r_x^2 + r_y^2) \cdot \ln(r_x^2 + r_y^2).$$

Megjegyezzük, hogy a lineáris transzformációk esetében a képillesztés (vagyis a transzformáció alkalmazásának) időigénye független a pontpárok számától, ezzel szemben a thin-plate spline transzformáció esetében az időigény a pontpárok számának növelésével arányosan nő.

3.2. Pont-alapú módszerek további jellemzői

Felmerülhet a kérdés, hogy miért van szükség ennyi féle transzformációtípus keresésére? Nyilvánvaló, hogy egy adott szabadságfokkal rendelkező transzformáció csak a megfelelő típusú deformációkat képes korrigálni, általánosabbakat nem (pl. egy merev-test transzformáció csak az elforgatásokat és az eltolást). Viszont egy nagyobb szabadsági fokkal rendelkező transzformációnak a kisebbek speciális esetét képzik (pl. az affin magában foglalja a merev-test transzformációt). A probléma ekkor abból származik, hogy az egymásnak megfeleltetett pontpárok kijelölése – már csak a képek digitális volta miatt is – a gyakorlatban sohasem pontos. Ezek a pontatlanságok pedig hamis deformációkhoz vezethetnek. Például ha tudjuk, hogy a két kép csak eltolásban és elforgatásban különbözik, akkor egy merev-test transzformációt kereső algoritmus eredményeként egy, az optimálishoz közeli transzformációt kapunk. Ha viszont affin transzformációt keresünk, akkor hamis nyíró és skálázó hatást is láthatunk az illesztett képen. Megállapíthatjuk tehát, hogy emiatt mindig a deformációt legjobban modellező transzformációt kell választanunk.

Egy másik fontos kérdéskör a pont-alapú módszerek pontosságára vonatkozik. Mint láttuk, az optimális transzformációt egy hibafüggvény minimalizálásával kapjuk meg, amely függvény értékei mind nemnegatívak. A kérdés az, hogyha ez a függvény nulla értéket vesz fel, akkor biztosan tökéletes az illesztés? Gyakorlati feladatoknál a válasz nemleges. A regisztráció feladata ugyanis igazából a képek, és nem a kinyert képi jellemzők illesztése. A pontatlanul kiválasztott pontthalmazok pontos illesztése pedig nem garantálja a képek pontos illesztését. Ezt a két hibafajtát tehát külön kell választanunk.



3.4. ábra. Az egyes transzformációtípusok hatása (folytatás). Az eredeti képen végrehajtott perspektív (a), másodfokú (b) és harmadfokú (c) polinom, valamint thin-plate spline (d) transzformáció eredménye.

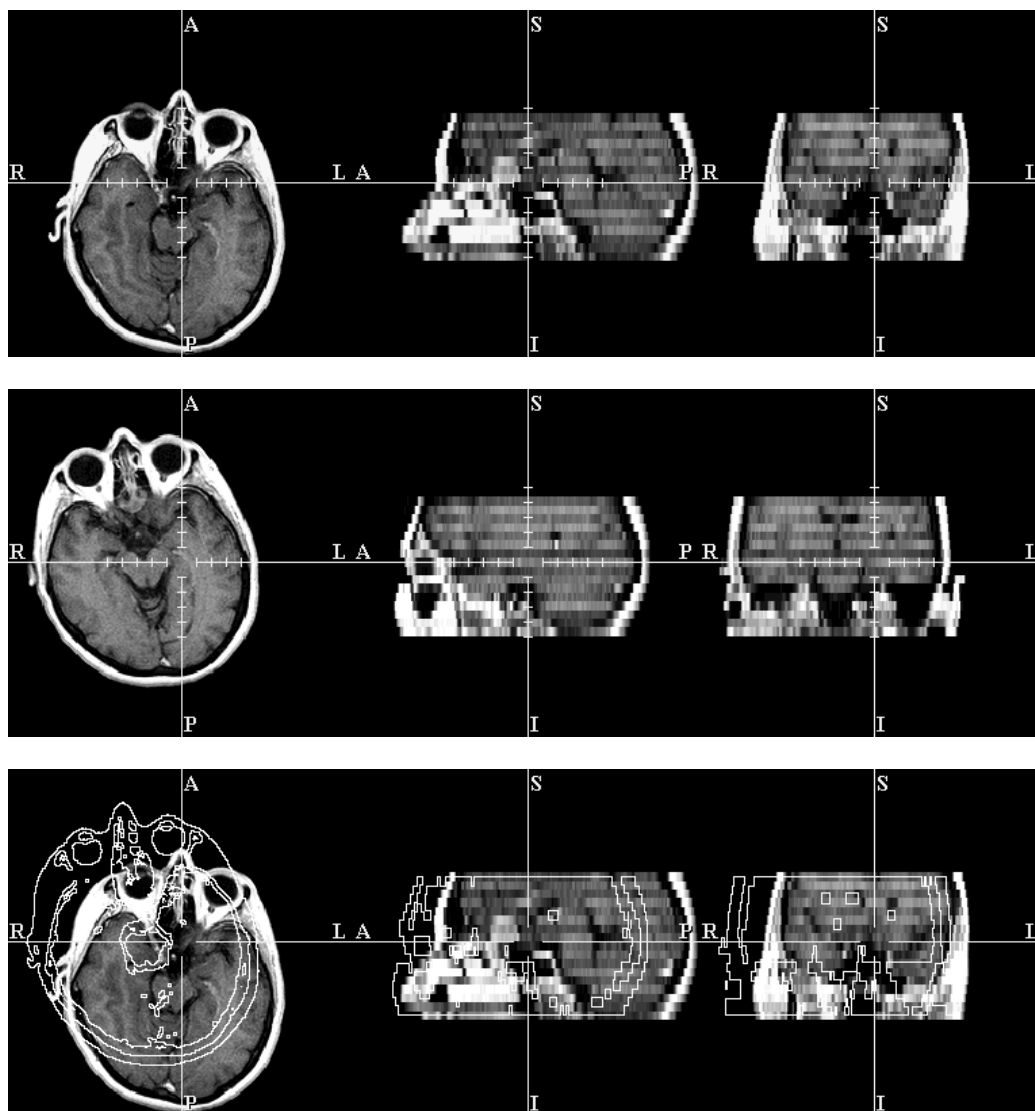
Gyakorlati problémák esetében a képek illesztésének pontosságát általában vizuálisan tudjuk megítélni. Elméleti szempontból fontos annak megállapítása, hogy a kijelölés pontosságának mértéke, illetve a kijelölt pontpárok száma hogyan befolyásolja ezt? Numerikus szimulációkkal többen is vizsgálták a merev-test [31, 49, 51, 52, 69], és az affin transzformációkat [69, 70]. Ezen vizsgálatokkal részletesen foglalkozunk a következő fejezetben. Összeségében elmondhatjuk, hogy ajánlott minél több pontot, minél pontosabban, minél nagyobb térfogatrészből kiválasztani.

3.3. Összefoglalás

Ebben a fejezetben összefoglaltuk a regisztrációs módszerek legfontosabb tulajdonságait, majd részletesen ismertettük az általunk kidolgozott, illetve a szakirodalomban található, kijelölt pontpárokon alapuló transzformációkereső eljárásokat.

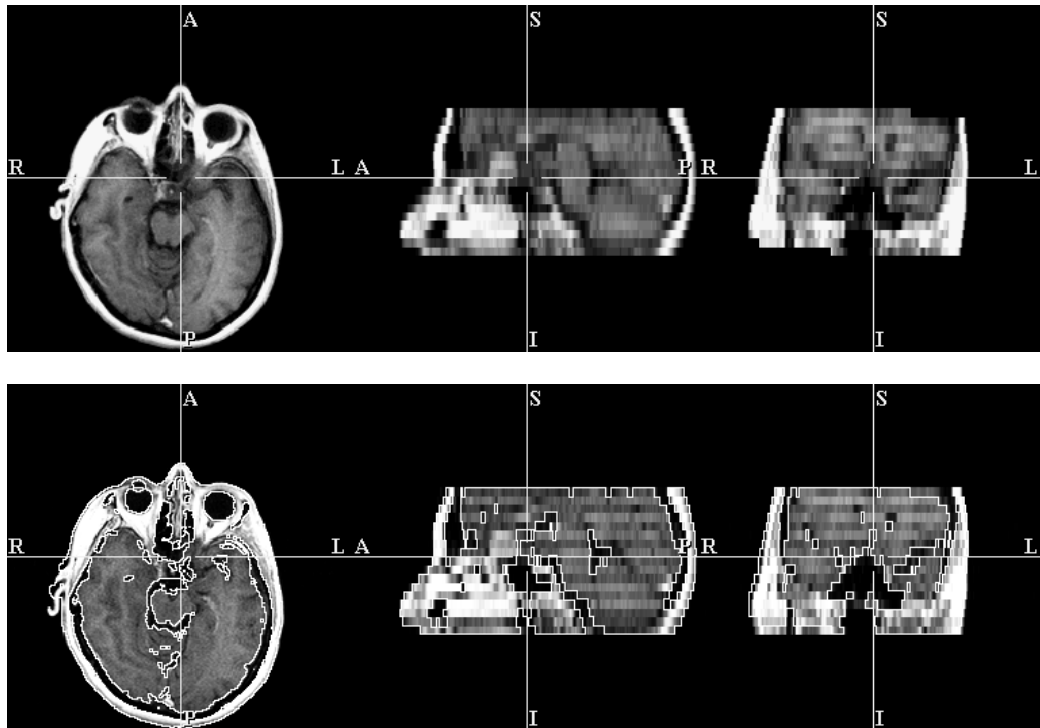
A lineáris pont-alapú módszerek megbízhatók és jól használhatók, amennyiben a ke-

resendő transzformáció ténylegesen lineáris, vagy legalábbis jól közelíthető vele. A gyakorlatban általában ilyenek pl. a műhold- illetve légifelvételek, illetve az agyról készült orvosi képek, amelyek regisztrációjához néhány (4–20) pontpár kijelölése elegendő (3.5. és 3.6. ábrák). Orvosi képek regisztrációjára mind a mai napig a külső, pl. csontba fúrt markerek segítségével meghatározott lineáris transzformációt tekintik a legpontosabbnak [84].



3.5. ábra. 3D MRI agyfelvételek regisztráció előtt. Felül a báziskép, középen az illesztendő kép, alul a báziskép és az illesztendő kép körvonalának egymásra vetítése látható a három tengely mentén elmet szve (axial, sagittal, coronal).

Amennyiben a képek közötti különbségek miatt nemlineáris transzformáció keresése szükséges, a pont-alapú módszerek használata nehézkessé, megbízhatatlanabbá válik. Általában nagy számú pontpár kiválasztása szükséges, ráadásul a nemlineáris transzformációnak jól kell modelleznie a képen látható objektumok deformációját. Az orvosi képfeldolgozásban ilyen probléma merül fel pl. a hasi szervekről, a gerincről, illetve műtét előtt és után készült felvételek regisztrációjakor. A csontok illetve a lágy szövetek deformációs képessége



3.6. ábra. A regisztráció és az azt követő illesztés eredménye. Felül az illesztett kép, alul a báziskép és az illesztett kép körvonalának egymásra vetítése látható a három tengely mentén elmetaszve (axial, saggital, coronal). A regisztrációhoz radiológus által kijelölt 13 anatómiai pontpárt és a szinguláris érték szerinti felbontáson alapuló merev-test módszert alkalmaztuk. Tapasztalatunk alapján a pontpárok kijelölése kb. 5–10 percet, a regisztráció és az illesztés végrehajtása néhány tizedmásodpercet vesz igénybe.

jelentősen eltér, jelenleg is aktív kutatás tárgyát képezi ezek megfelelő modellezése. A jelenlegi eredmények alapján elmondható, hogy ilyen esetben a pontpárok helyett inkább kijelölt felszíneket, térfogatokat, illetve a képek intenzitásértékeit érdemes használni.

4. fejezet

Pont-alapú módszerek hibaanalízise

Az előző fejezetben kijelölt pontpárokon alapuló módszereket ismertünk meg. Jelen fejezetben ezen módszerek pontosságát vizsgáljuk többféle szempontból. Pont-alapú módszert használva értelemszerűen merülnek fel a következő kérdések:

- Mi történik, ha egyre több pontpárt jelölünk ki?
- A kijelölés pontatlansága hogyan befolyásolja az eredményt?
- A kijelölt pontok térbeli helyzete milyen szerepet játszik?
- Ha több alternatív megoldási lehetőség is létezik egy transzformációtípus esetén, melyiket válasszuk? Melyik a leggyorsabb, melyik a legstabilabb numerikus értelemben?

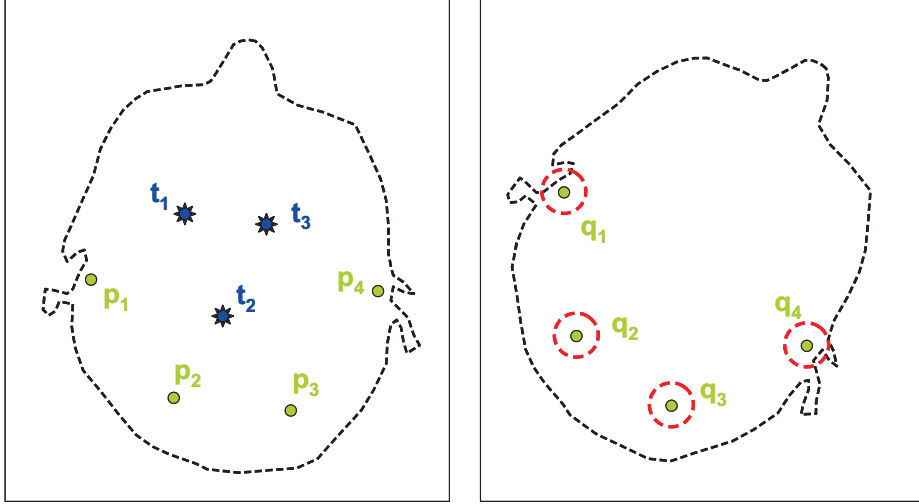
A következőkben először bevezetjük a szükséges fogalmakat, majd igyekszünk a kérdésekre megtalálni a válaszokat, merev-test és affin transzformáció esetében.

4.1. Hibafajták

A pont-alapú módszerek pontosságának vizsgálatában alapvető az Egyesült Államok-beli Vanderbilt egyetemen dolgozó Maurer és Fitzpatrick munkássága. Ők a következő három hibafajta bevezetését javasolták (4.1. ábra) [51]:

- A kijelölt pontpárok kijelölésének hibája (a továbbiakban FLE – Fiducial Localization Error).
- A kijelölt pontpárok illesztési hibája (FRE – Fiducial Registration Error).
- A számunkra fontos célpontok illesztési hibája (TRE – Target Registration Error).

Ezek közül a gyakorlatban csak a másodikat, a kijelölt pontpárok illesztési hibáját tudjuk meghatározni. Ennek értéke a regisztrációs célfüggvény optimuma lesz. Mint azt látni fogjuk, az illeszkedés jóságát ezen érték alapján megítélni félrevezető lenne. Márcsak a képek digitális volta miatt is a pontpárok kijelölése szinte sohasem pontos. Az FRE ezt a pontatlanságot nem tudja figyelembe venni a transzformáció meghatározásakor. Ennek következtében hiába tökéletes a pontpárok illesztése, a regisztrációs feladat igazi céljára, a képek illeszkedésének tökéletességére nincs garancia.



4.1. ábra. A p_i pontokhoz tartozó q_i pontokat csak kisebb-nagyobb hibával tudjuk kijelölni (FLE). A pont-alapú módszer ezen pontpárok legjobb illeszkedésének hibáját adja (FRE). Számunkra viszont a t_i célpontokban lenne érdekes ismerni az illesztés hibáját (TRE).

Felmerülhet a kérdés, hogy miért nem a számunkra érdekes célpontokat jelöljük ki akkor pontpárokként? Egyrészt, a célterületen nem biztos, hogy találunk egyértelműen és jól meghatározható anatómiai pontokat. Másrészt, érdekes módon a kijelölt pontokban az illesztés hibája nagyobb lehet, mint a pontok közötti területen (4.8. ábra). Ennek magyarázata az, hogy például merev-test transzformáció keresése esetén az ellentétes irányú kijelölési hibák akár ki is olthatják egymást. Harmadrészt, külső markerek használata esetén erre nincs is lehetőségünk. Idegsebészeti beavatkozások esetén például a beteg koponyájába fúrnak ilyen markereket, amelyek nagy pontossággal azonosíthatók, a műtét célja pedig az agy bizonyos pontjainak minél pontosabb elérése.

Bár az FLE és TRE hibákat gyakorlati problémák megoldásánál nem tudjuk felhasználni, segítségükkel elméleti szempontból vizsgálhatjuk az egyes transzformációtípusok és kereső eljárások általános tulajdonságait. A kijelölés pontatlanságára valamilyen módon becslést adunk, majd numerikus szimulációval vizsgáljuk a pontatlanság okozta hatást. A következő részben az általunk alkalmazott numerikus szimuláció modelljét mutatjuk be.

4.2. A numerikus szimulációk modellje

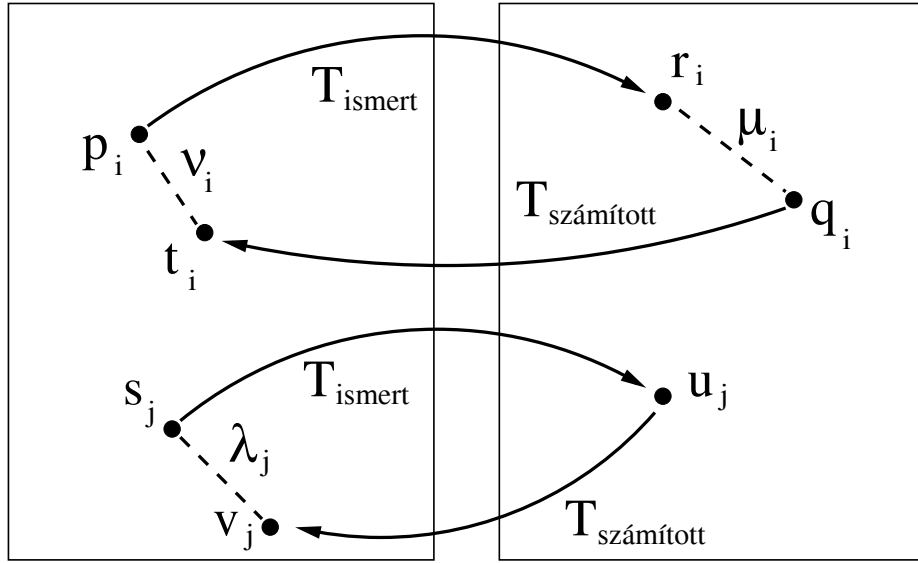
Legyen $\mathcal{M} = \{(x, y, z) \mid x, y, z \in \mathbb{R}, 0 \leq x, y, z < 256\}$ egy kocka alakú térfogatrész a 3 dimenziós Euklideszi térben. Legyen $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ a bázisképpen kijelölt pontok halmaza, ahol $p_i \in \mathcal{M}$ ($1 \leq i \leq n$). Válasszunk egy ismert merev-test vagy affin transzformációt, jelölje ezt T_{ismert} . A transzformációt végrehajtva a P pontthalmazon kapjuk a transzformált $R = \{r_i \mid r_i = T_{\text{ismert}} \cdot p_i, i = 1, \dots, n\}$ pontthalmazt. A kijelölési hiba modellezésére egy n -elemű $(\mu_1, \dots, \mu_n)$ zajvektort vezetünk be, ahol a $\mu_i = (\mu_i^x, \mu_i^y, \mu_i^z)$ vektor komponensei σ^x , σ^y és σ^z szórású, 0 várható értékű normális eloszlást követő valószínűségi változók, így az egyes tengelyek menti különböző felbontások is modellezhetők. A hibamoddal alkalmazásával kapjuk a $Q = \{q_i \mid q_i = r_i + \mu_i, i = 1, \dots, n\}$ pontthalmazt, amely a P halmaz pontjaihoz kijelölt pontpárokat adja.

Véletlenszerűen meghatározunk m darab $S = \{s_j \mid s_j \in \mathcal{M}, j = 1, \dots, m\}$ pontot, amelyek a számunkra fontos célpontokat reprezentálják. Az S halmazra is végrehajtjuk a

transzformációt, amelynek eredménye az $U = \{u_j \mid u_j = T_{\text{ismert}} \cdot s_j, j = 1, \dots, m\}$ halmaz lesz. A $T_{\text{számított}}$ transzformációt a P és Q ponthalmazok optimális illesztésével kapjuk. Ezt alkalmazzuk az U halmazra, így kapjuk meg a $V = \{v_j \mid v_j = T_{\text{számított}} \cdot u_j, j = 1, \dots, m\}$ pontokat. A célpontok összesített hibáját, vagyis a TRE-t a következő képlettel számítjuk:

$$\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \|s_j - v_j\|^2}.$$

Az egyes definíciókat a 4.2. ábrán szemléltetjük.



4.2. ábra. A numerikus szimulációk modellje. Az egyes pontokban az FRE hibát a ν_i , a TRE hibát a λ_j ábrázolja.

4.3. Vizsgált módszerek

Az alábbi, az előző fejezetben ismertetett pontillesztő módszereket vizsgáltuk.

- RB1
Arun és munkatársai által javasolt merev-test kereső eljárás [3]. A transzformációt egy 3×3 méretű forgató mátrixszal és egy 3×1 méretű eltoló vektorral reprezentáljuk. Ez a módszer az egyik legnépszerűbb pont-alapú merev-test kereső eljárás, számos szerző hivatkozik rá [38, 52, 64, 83].
- RB2
Általunk implementált merev-test kereső eljárás, melyben a Levenberg-Marquardt iteratív optimalizáló módszert használjuk. A merev-test transzformáció 6 paraméterrel (a 3 tengely körüli forgatás, 3 tengely menti eltolás) adott. Ezt a módszert használták Zuk és társai is [89].
- LIN
Általunk javasolt affin kereső módszer [68]. A transzformáció 12 paramétere az általános, 4×4 méretű transzformációs mátrix 12 ismeretlen eleme.

- TPS
Bookstein által javasolt ún. thin-plate spline nem-lineáris módszer [9]. Négy pontpár esetén az affin transzformációt adja. Több pontpár esetében a pontpárokat pontosan egymásba viszi át, a köztes pontokban pedig egy vékony fémlemez minimális görbületi energiájának megfelelő interpolációt ad.

4.4. Eredmények

A pont-alapú módszerek hibaanalízise fontos kutatási terület, több kutatócsoport is foglalkozott vele. Először a szakirodalomban fellelhető eredményeket foglaljuk össze, majd ismertetjük saját eredményeinket.

4.4.1. Merev-test transzformációval kapcsolatos ismert eredmények összefoglalása

A korábbi vizsgálatok eredményeképpen két fontos megállapítás született:

- Adott számú kijelölt pontpár esetén TRE egyenesen arányos FLE -vel [22, 49, 52].
- TRE közelítőleg fordítottan arányos a kijelölt pontok számának négyzetgyökével [39, 52].

Fitzpatrick, West és Maurer a perturbációs elmélet felhasználásával közelítő formulát határozott meg, amely rögzített kijelölt pontkonfiguráció és kijelölési hiba becslés esetén megadja tetszőleges térbeli pontban a várható TRE értéket [31]. A zárt formula lehetőséget biztosított arra is, hogy alátámasszák a numerikus szimulációk által korábban megfogalmazott eredményeket, illetve új megállapításokat tegyenek a kijelölt pontok és a célpontok egymáshoz viszonyított térbeli elhelyezkedésének hatásával kapcsolatban. A legfontosabb megállapításaik a következők:

- Az FRE közelítőleg független a kijelölt pontok térbeli elhelyezkedésétől.
- A TRE függ a kijelölt pontok térbeli elhelyezkedésétől.
- A legkisebb TRE a kijelölt pontok súlypontjában várható, melynek értéke $\frac{FLE}{\sqrt{N}}$.
- A várható TRE érték a kijelölt pontok súlypontjától távolodva fokozatosan nő, az azonos értékek a súlypont körüli ellipszoidon találhatók.
- A fentiek alapján a TRE várható értéke ott nagyon rossz, ahol az FRE a legjobb: vagyis az FRE szerint pontosan illesztett, a kijelölt ponthalmaz súlypontjától egyre távolabb eső kijelölt pontpárokból.
- Az előző megállapítások alapján az FRE megbízhatatlan mérték a regisztrációs eredmény jószágának megítélésére.
- Egy rögzített pontkonfiguráció uniform skálázása esetén a TRE fordítottan arányos a skálázó tényező értékével.

A zárt formula másik nagy előnye a numerikus szimulációval szemben a kiszámításának gyorsasága, ezáltal alkalmazható valós orvosi beavatkozás-tervező alkalmazásokban is. A pontpárok kijelölése és a kijelölés pontatlanságának becslése után az orvos tetszőleges

pontban szinte azonnal megkaphatja a várható regisztrációs hiba értékét a félrevezető *FRE* helyett. Egy diszkrét pontrácson kiértékelve pedig akár hibaeloszlási térképet is készíthetünk, mellyel a döntés meggyorsítható. Numerikus szimulációt használva erre percek, vagy akár órákat kellene várni, ami valós alkalmazások esetén nem megengedhető.

4.4.2. Merev-test és affin transzformációk vizsgálata

A szakirodalomban található eredmények mind a merev-test transzformáció vizsgálatára vonatkoznak, amely kétségtelenül az egyik legfontosabb típus. Vizsgálatainkban az affin transzformációra és az affin-kereső módszerekre koncentráltunk.

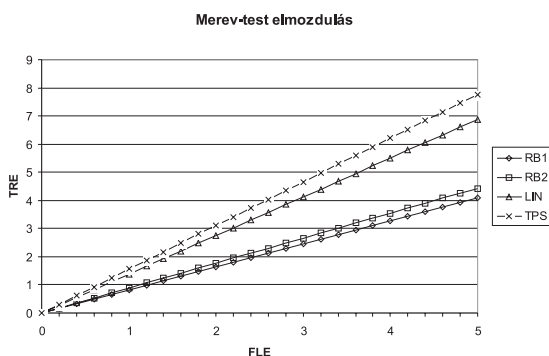
Kijelölés pontatlanságának hatása

Az első vizsgálatunk a kijelölés pontatlanságára vonatkozik. A numerikus szimulációink esetében ugyanazt az $m = 20$ pontot használtuk az U halmaz elemeiként. Ezek közül 10 darab a központi helyzetű, 128 egység sugarú gömb felszínén, másik 10 pedig a gömb belsőjében található. Feltételezzük, hogy a tengelyek menti felbontások megegyeznek, vagyis $\sigma = \sigma^x = \sigma^y = \sigma^z$. Az iterációt 100 000 alkalommal hajtottuk végre. A szimulációt rögzített merev-test és affin transzformációkra, valamint az egyes iterációs lépésekben véletlenszerűen generált transzformációkra is végigfuttattuk, és teljesen megegyező eredményt kaptunk.

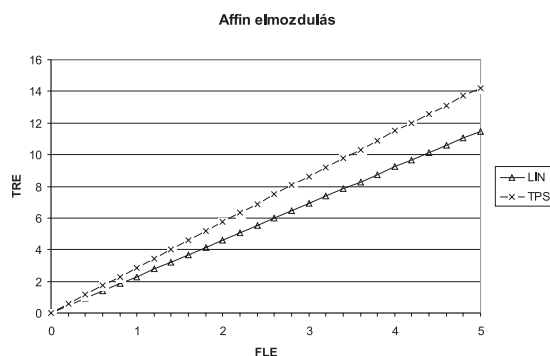
A 4.3. ábra mutatja, hogy a *TRE* egyenes arányos az *FLE*-vel rögzített számú pontpárt tekintve, mind merev-test, mind affin elmozdulás esetében, minden transzformációkereső eljárásra. Megerősítésre kerül az is, hogy merev-test elmozdulás esetén nem érdemes általánosabb transzformációt keresni, mert a kijelölés pontatlansága hamis deformációt vezet be, ami az illesztés pontosságát rontja. Érdemes összehasonlítani még a *TRE* hibát az *FRE*-vel. Látható, hogy míg az *FRE* szerint a merev-test kereső eljárások adják a legnagyobb hibát, a TPS módszer pedig konstans 0-t. A valós regisztrációs hibát a *TRE* modellezi jobban, amely esetében a merev-test keresők hibája a legkisebb, és a TPS eredményezi a legnagyobb hibát.

Kijelölt pontpárok számának hatása

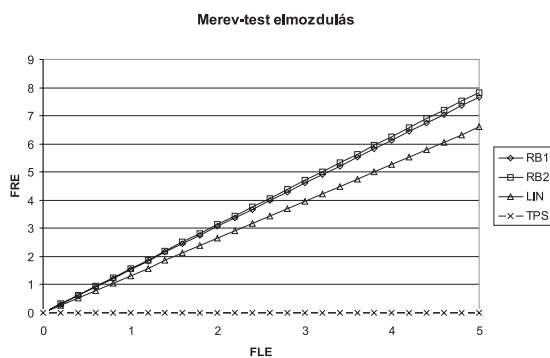
A második vizsgálatunk tárgya a kijelölt pontpárok számának hatása volt. A szimulációt az előző vizsgálatéval megegyező módon végeztük, csak most rögzített *FLE* hiba esetén a pontpárok száma változott 5–200 között. Az eredményeket a 4.4. ábra mutatja. Megállapítható, hogy az RB1, az RB2 és a LIN módszerek esetén bizonyos számú kijelölt pontpár esetében teljesül, hogy a *TRE* fordítottan arányos a kijelölt pontpárok számának négyzetgyökével. A merev-test keresők esetén nagyjából $N > 6$, az affin kereső esetén $N > 10$ pontpár esetén teljesül. Ennél kevesebb pontpár esetében a hiba gyorsabban változik. Érdekes dolgot tapasztalunk a TPS transzformáció esetében. Egy ideig itt is teljesül a fenti fordított arányosság, majd egy bizonyos pontszám után hirtelen a hiba elkezd meredeken emelkedni. Bár ezt a jelenséget nem vizsgáltuk behatóbban, egy lehetséges magyarázat az lehet, hogy elég sok pontpár és elegendően nagy kijelölési pontatlanság esetében egymáshoz nagyon közeli pontok a kijelölési hiba miatt egymástól viszonylag távol kerülnek. A TPS ezeket a pontokat pontosan egymásba fogja átvinni, de a pontok közötti területen, így az U halmazbeli pontokban ez nagy görbületeket, vagyis nagy illesztési hibákat okoz.



(a)

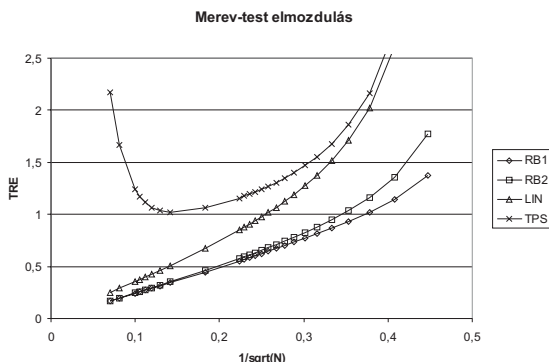


(b)

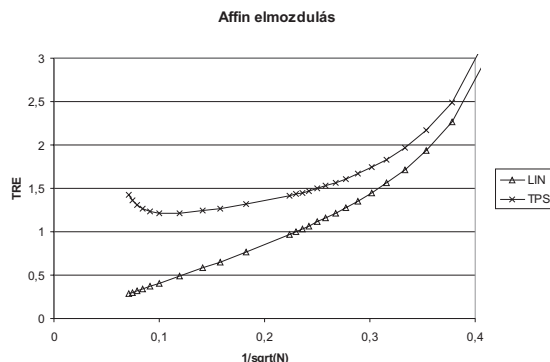


(c)

4.3. ábra. TRE (a, b) és FRE (c) hiba a kijelölés pontatlanságának (FLE) függvényében, $N = 10$ pontpár esetén. Mindkét hibafajta és transzformációtípus esetén a függés egyenes arányosság.



(a)



(b)

4.4. ábra. TRE hiba a pontok számának függvényében $\sigma = 1$ kijelölési pontosság esetén. Bizonyos pontszám felett az $RB1$, $RB2$ és LIN módszerek esetén közelítőleg teljesül a pontszám négyzetgyökétől való fordított arányos függés.

Kijelölt pontok elhelyezkedésének hatása

A kijelölt pontok elhelyezkedésének hatását a regisztrációs hibára először Maurer és munkatársai vizsgálták [52]. Cikkükben a koponyacsontba fúrt külső markerekkel végzett regisztráció tulajdonságait kutatták, így erre a feladatra speciális, 4 pontból álló, 4 különböző konfigurációt választottak. Az egyes konfigurációk esetén meghatározták a fej egy oldalára eső pontok közül a legtávolibbak távolságát, és ennek függvényében a várható *TRE* hibát. A távolság számítására az euklideszi távolság helyett a pontok köré írható gömbön való legkisebb távolságot vették.

Mi egy újfajta vizsgálatot végeztünk merev-test és affin transzformációk esetében, ahol tetszőleges pontkonfigurációk esetén a pontok által kifeszített térfogatot vizsgáltuk.

A következő térfogat mértékeket vettük figyelembe:

- A pontok súlypontjától mért átlagos távolság,
- a pontok súlypontjától mért maximális távolság, és
- a pontok által meghatározott konvex burok (a legkisebb olyan poliéder, amely az összes pontot tartalmazza) térfogata.

Az n pontból álló $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ halmaz súlypontja legyen

$$\text{COG}(P) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i.$$

A súlyponttól mért átlagos távolság

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_i - \text{COG}(P)\|,$$

a súlyponttól mért maximális távolság pedig

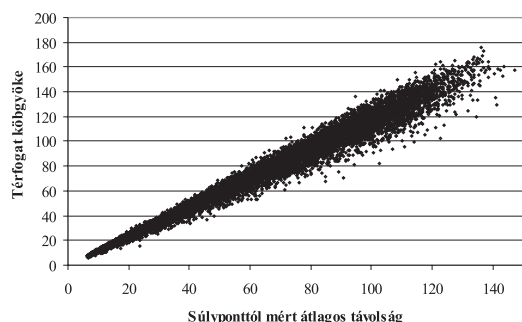
$$\max_{1 \leq i \leq n} \|p_i - \text{COG}(P)\|.$$

A konvex burok térfogatának számításához először a Delaunay felbontás [60] segítségével egymást nem metsző tetraéderekre bontjuk a pontok által kifeszített térrészt (oly módon, hogy az egyes tetraéderek köré írt gömbök belsejébe ne essen tetraédercsúcs), majd ezen tetraéderek térfogatait összegezzük.

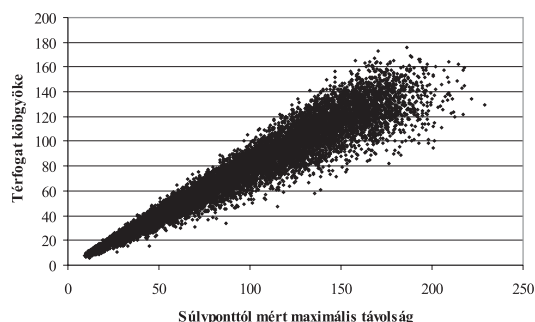
A 4.5. ábra mutatja a kapcsolatot a konvex burok térfogatának köbgyöke és a súlyponttól mért átlagos, valamint maximális távolságok között. Mivel a súlyponttól mért átlagos távolság jól korrelál a konvex burok térfogatának köbgyökével, és számítása sokkal gyorsabb annál, így ezt a mértéket választottuk a numerikus szimulációkhoz¹.

A numerikus szimulációhoz az előző vizsgálatoknál ismertetett 20 célpontot használtuk. 12000 különböző pont- és zajkonfigurációt vizsgáltunk. A 4.6. ábrán látható, hogy a *TRE* fordítottan arányos a térfogat mértékkel mind merev-test, mind affin elmozdulás esetén. Megjegyezzük, hogy az affin transzformáció esetében, amennyiben a skálázás nagymértékű, akkor az *FLE* modellezése nem biztos, hogy realiztikus marad.

¹Megjegyezem, hogy a fenti az eredményeket 1998-ban kaptam, ezeket 1999-ben és 2000-ben publikáltuk. 2006-ban újrafutttam a teszteket a konvex burok térfogatának figyelembe vételével is és teljesen egyező eredményeket kaptam.

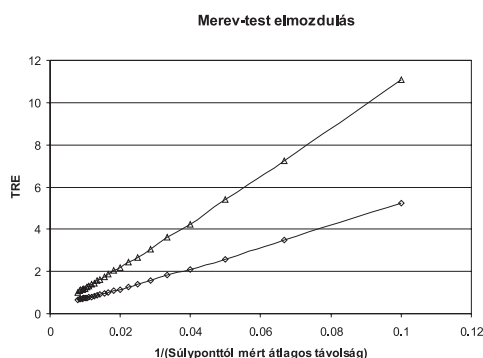


(a)

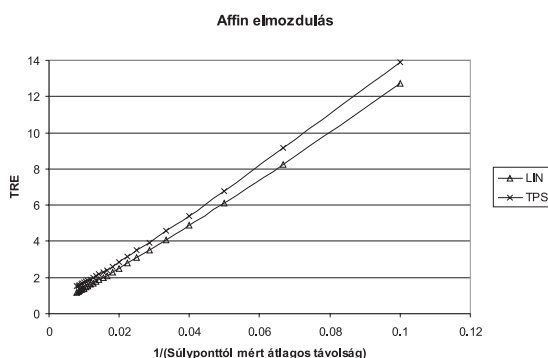


(b)

4.5. ábra. Különböző térfogat mértékek értékeinek együttes előfordulási grafikonja. A súlyponttól mért átlagos távolság (a) jobban korrelál a konvex burok térfogatával, mint a maximális távolság (b). 10 pontból álló, 12000 különböző, véletlenszerűen generált konfigurációt vizsgáltunk.



(a)

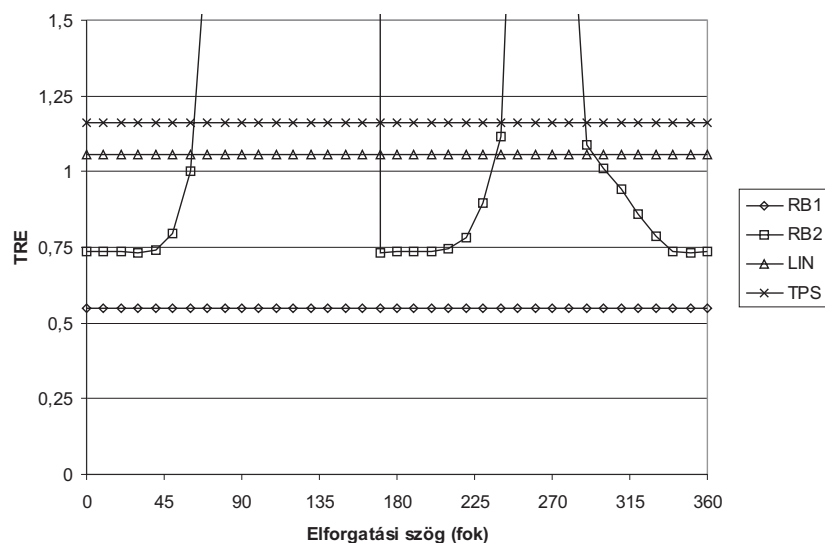


(b)

4.6. ábra. A TRE változása a súlyponttól mért átlagos távolság függvényében 20 célpontra merev-test (a) és affin (b) elmozdulás esetén, $N = 10$ kijelölt pont és $\sigma = 1$ normális eloszlású FLE zaj modellezésével.

Orientáció hatása

Modellünkben a zajvektorok független, 0 várható értékű normális eloszlású valószínűségi változók egyforma varianciával. Ekkor merev-test esetben a TRE független az orientációtól, vagyis az elforgatási szögtől [31]. Numerikus szimulációval vizsgáltuk, hogy ez teljesül-e a négyféle módszerre? Egy kiválasztott pontkonfigurációt rögzített zajvektorral módosítottunk, majd különböző szögekkel elforgattunk az origó körül. A 4.7. ábrán látható, hogy az $RB1$, a LIN , és a TPS módszerek valóban konstans TRE hibát jeleznek. Az $RB2$ esetén viszont ez erőteljesen változik, több szögintervallumban pedig a elfogadhatatlanul nagy. Ennek oka lehet, hogy az iteratív keresés elakad lokális minimumokban, amely a globálisról távol található. Az iteratív módszer miatt a kerekítési hibák is összegződnek, így nem tudja elérni a direkt módszer pontosságát.



4.7. ábra. TRE változása az elforgatás hatására rögzített pontkonfiguráció és zajvektor esetén.

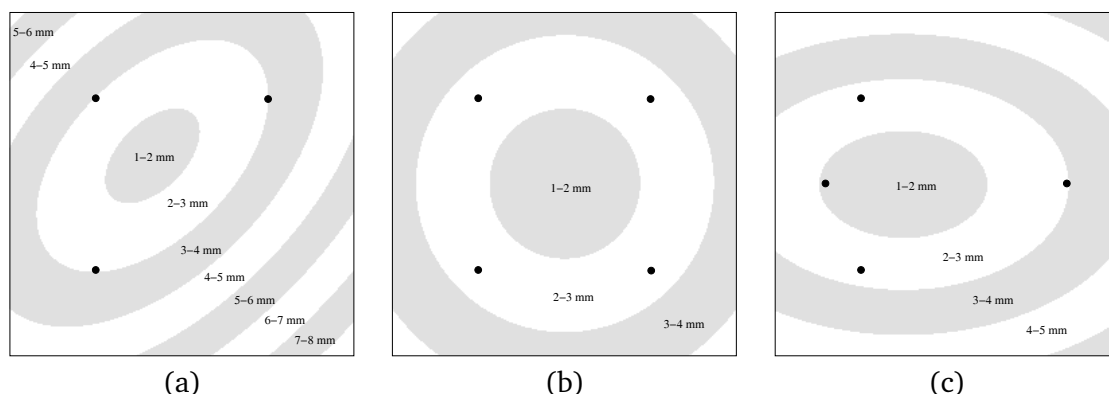
TRE térbeli eloszlása

Az előző vizsgálatainkban a pontkonfigurációk véletlenszerűen változtak, bizonyos jellemzőiktől való függőségeket figyeltünk. A TRE meghatározására rögzített célpontokban számítottuk a regisztrációs hibát, és ezek négyzetei átlagának négyzetgyökét vettük, így egy valós számmal jellemeztük az illesztés jóságát. A TRE hiba természetesen nem állandó a tér minden pontjában, hanem a kijelölt pontokhoz viszonyított elhelyezkedésétől is jelentősen függ. Elképzelhető, hogy alkalmazásunkban arra van szükség, hogy a tér egy kis részén legyen minél jobb az illesztés — más területeken akár nagy is lehet. Ilyen típusú vizsgálatok esetében érdemes a kijelölt pontkonfigurációt rögzíteni, valamint az előzőekben használt TRE definíció helyett érdemes minden célpontban külön-külön vizsgálni a hibát, a célpontokat pedig egy szabályos rácson, akár minden képpont pozíciójának megfelelő helyen felvenni. A szimuláció eredményeként a rádspontokban kapott átlagos hibát 2D vagy 3D képként meg tudjuk jeleníteni, amely mutatja, hogy a tér egyes pontjaiban mekkora hiba várható.

Először Mauerer [52] vizsgálta rögzített pontkonfiguráció esetén a TRE térbeli eloszlását merev-test elmozdulást feltételezve, és azt tapasztalta, hogy a várható hiba a kijelölt pontkonfiguráció súlypontjában a legkisebb. Ettől távolodva fokozatosan nő, az azonos mértékű hibák pedig egy, a súlypont középponttú ellipszoidon találhatók. Ezt a megfigyélést Fitzpatrick zárt formulája igazolta.

Mi affin transzformációkra 2-dimenzióban hajtottunk végre szimulációkat. Az 4.8. ábra eredményei azt sugallják, hogy az előző megállapítás ilyen esetben is érvényes.

Merev-test esetben a zárt formula igazolta az összes előzetes, numerikus szimulációkból származó sejtéseket. Mivel a numerikus szimulációk az affin esetben is ezekkel egyező eredményt adnak, valószínűsíthető, hogy a várható TRE hibára affin esetben is levezethető lenne zárt formula. Ennek a vizsgálatával nem foglalkoztunk.



4.8. ábra. A TRE síkbeli eloszlása affin transzformáció és $\sigma = 2$ kijelölési hiba esetén, 3 pontpár (a), és 4 pontpár (b, c) használatával.

4.4.3. Rögzített helyzetű pontkonfigurációk vizsgálata

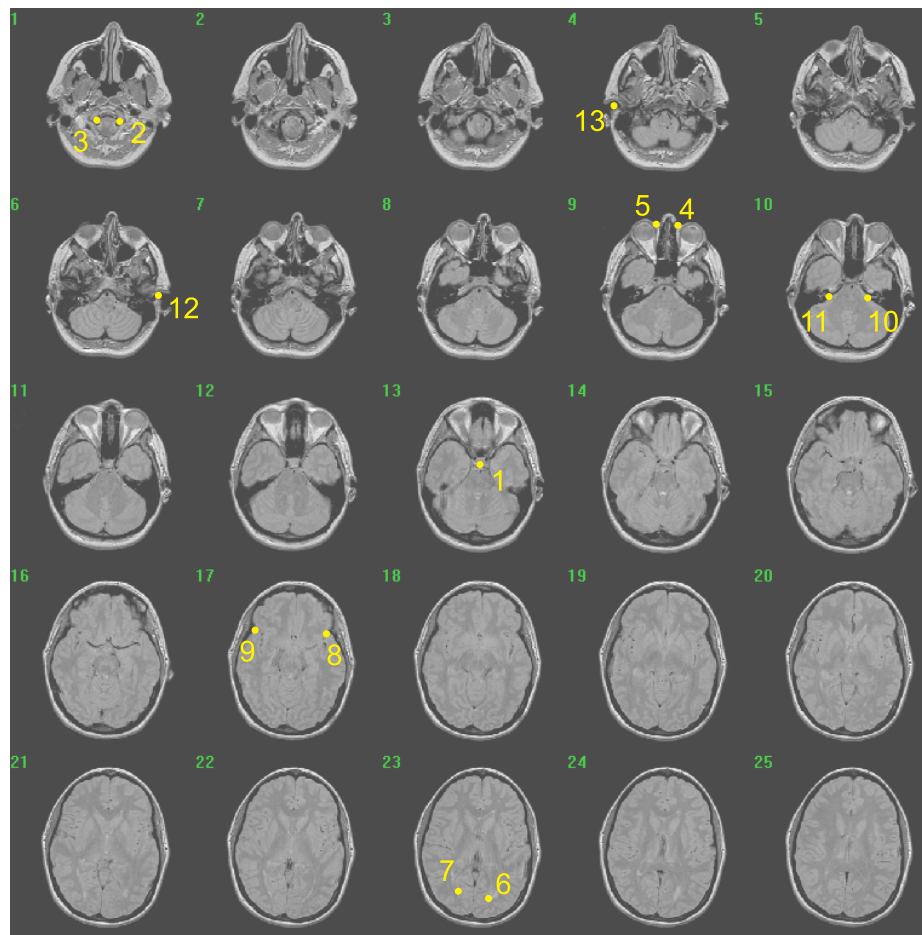
Olyan orvosi alkalmazások esetén, ahol rutinszerűen végeznek pont-alapú regisztrációt, érdemes meghatározni azon anatómiai pontok halmazát, amelyek a kérdéses modalitásokon jól láthatók, minél egyértelműbben azonosíthatók. Így a felhasználó egy meghatározott protokollt követhet, a pontok kijelölése gyorsabbá válhat.

Hill és munkatársai 11, Strasters és munkatársai 17 ilyen anatómiai pontot javasoltak CT és MR agyfelvételek illesztéséhez [39, 64]. Mi MR képek illesztését vizsgáltuk szakértő radiológus bevonásával, aki 13 pontpárt nevezett meg. Ezek neveit és MR felvételen való elhelyezkedésüket mutatja a 4.1. táblázat és a 4.9. ábra. Ez utóbbi ábra nem a pontok pontos elhelyezkedését hivatott megadni, hanem ezek egymáshoz és a fontos agyi területekhez viszonyított térbeli elhelyezkedését szemlélteti.

Azonosító	Anatómiai pont
#1	Infundibulum (agyalapi nyél).
#2 – #3	Az öreglyuk bal/jobbs oldali határa a nyakszirtecsonti ízületi felszín szintjében.
#4 – #5	A bal/jobbs oldali szemüreg középfelszínének pontja a belső egyenes szemizom szintjében.
#6 – #7	A bal/jobbs oldali oldalkamra hátsó szarvának hátsó csúcsa.
#8 – #9	A bal/jobbs oldali Sylvius-féle hasadék pontja a felső halántéklebenyi tekervény felső pontjának szintjében.
#10 – #11	A bal/jobbs oldali halló-egyensúlyi ideg hídhoz közeli pontja.
#12 – #13	A bal/jobbs oldali hallójárat alsó állkapcsi ízület mögötti pontja.

4.1. táblázat. Radiológus által kijelölésre javasolt pontok anatómiai nevei.

Numerikus szimulációk segítségével vizsgáltuk, hogy a 13 pont közül melyik hogyan vesz részt a pontos illesztés meghatározásában, vannak-e fontosabb illetve kevésbé fontos



4.9. ábra. Radiológus által kijelölésre javasolt pontok térbeli elhelyezkedése MR agyfelvételeken.

pontok? Kevesebb, de jobban elhelyezkedő pontpár kiválasztásával érhetünk-e el elfogadható eredményt? Vizsgálati módszerünk a következő volt.

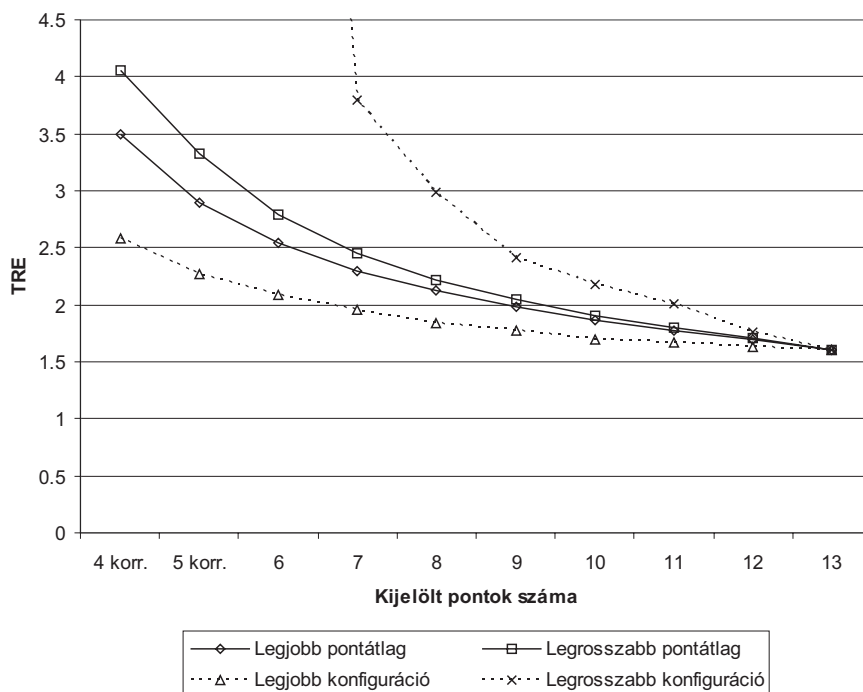
A 13 pont térbeli helyzetét egy $256 \times 256 \times 50$ dimenziójú, $0,859 \times 0,859 \times 3,00$ mm térbeli felbontású MR képen szakértő radiológus határozta meg. Az MR kép bizonyos szeleteit a 4.9. ábra mutatja. A TRE hiba számításához egy szabályos, az agy nagy részét magában foglaló, 10 pixelenként elhelyezkedő, $16 \times 21 \times 15 = 5040$ pontból álló rácsot vettünk fel. A numerikus szimuláció a következő lépésekből állt.

- Jelölje $P = \{\#1, \dots, \#13\}$ a kijelölésre javasolt pontok azonosítóit, valamint $N \in \{4, \dots, 13\}$ az ezekből aktuálisan kijelölésre kerülő pontpárok számát.
- Jelölje C_N a P halmazból kiválasztható összes N elemű részhalmaz, vagyis a lehetséges pontkonfigurációk halmazát.
- Minden $c \in C_N$ konfiguráció esetén a pontokon végrehajtottunk egy ismert T merevtest transzformációt, majd $\sigma = 2$ szórású normális eloszlású véletlen kijelölési hibával (FLE) terheljük a transzformált pontokat, és megkeressük a legjobb illesztést biztosító transzformációt.
- Az előző lépést 10000 különböző zajkonfigurációra végrehajtottuk, kiszámítjuk ezek TRE hibáinak átlagát.

- Minden N pontszám esetén meghatározzuk a legjobb, vagyis a legkisebb TRE hibát szolgáltató konfigurációt és a hozzá tartozó hibaértéket, valamint a legrosszabb konfiguráció hibaértékét.
- Minden N pontszám esetén minden $p \in P$ ponthoz kiszámítjuk az azon konfigurációkhoz tartozó hibaértékek átlagát, amelyekben p pont szerepelt ($TRE_{p,N}$).

Megjegyezzük, hogy 4 illetve 5 pontól álló konfigurációk esetében csak azokat a konfigurációkat vettük figyelembe, amelyek esetében a pontok által meghatározott térfogat elegendően nagy. Esetünkben ezt egy nagyjából 17 mm (20 pixel) oldalhosszúságú kocka térfogatában határoztuk meg. Erre azért volt szükség, mert a pontok elhelyezkedése miatt kevés pontszám esetében előfordul, hogy a pontok egy síkra, vagy közel egy síkra esnek. Ilyen esetben az FLE hiba miatt véletlenszerűen nagy TRE hibák is előfordulhatnak, amelyek a pontokhoz tartozó hibaátlagokat elrontják. A pont-alapú illesztést végző szoftvereket egyébként is érdemes hasonló ellenőrzéssel ellátni, amely figyelmezteti a felhasználót további, vagy más pontok kijelölésére.

A 4.10. ábráról rögtön leolvashatjuk, hogy a pontok egymáshoz, és az érdekes célterülethez (jelen esetben az agy nagy része) viszonyított helyzete igen fontos szerepet játszik az illesztés pontosságában. Természetesen érdemes minél több pontpárt kijelölni, de az is látszik, hogy jól kiválasztott, akár 4–5 pontból álló pontkonfigurációval is lehet olyan illesztést találni, mint amelyet 9–10 szerencsétlenül megválasztott pontpárral. Jó választás esetén 8–10 pontpár kijelölése akár elegendő is lehet, a többi pont jelentősen már nem javít a pontosságon. Hét, vagy annál kevesebb pontpár véletlenszerű kiválasztása esetén még akkor is elfogadhatatlanul nagy lehet a hiba, ha a pontok által meghatározott térfogat elegendően nagyra tűnik.



4.10. ábra. A legjobb és legrosszabb konfigurációhoz tartozó várható hiba, valamint a legjobb és legrosszabb $TRE_{p,N}$ értékek változása a kijelölt pontok számának függvényében.

A pontok fontossági sorrendjének meghatározása fontos, de nem egyértelmű feladat. Minden N számú ponthoz több száz, akár több ezer lehetséges konfiguráció tartozik. A legjobb vagy nagyon jó konfigurációhoz tartozó pontok elég rossz konfigurációban is részt vehetnek. Az optimális konfigurációhoz tartozó pontok nem feltétlenül vesznek részt az eggyel több pontot tartalmazó optimális konfigurációban. Az alábbiakban kétféle vizsgálat alapján próbálunk stratégiát adni a pontok megválasztására. Fontos, hogy a stratégia könnyen érthető és egyszerűen alkalmazható legyen.

Az első megközelítésünk a legjobb konfigurációban résztvevő pontokat vizsgálja. A 4.2. táblázat tartalmazza minden N pontszám esetére, hogy mely pontok alkották a legkisebb TRE hibával járó konfigurációt. A táblázatból leolvashatjuk, hogy az 5–9 pontszámok esetén az optimális konfiguráció mindig egy-egy új ponttal bővül, ami alapján könnyen definiálhatjuk ezen pontok fontossági sorrendjét. A 4 pontról 5-re váltáskor a #9 azonosítójú pont eltűnik, és helyette két újabb jelenik meg. A stratégia megfogalmazásának könnyítése érdekében érdemes lenne a #9 helyett vagy a #6 vagy a #13 azonosítójú pontot javasolni. A 715 lehetséges konfiguráció közül az ez utóbbit tartalmazó a negyedik, míg az előzőt tartalmazó a hetvenedik legjobb lett, így választásunk a #13-ra esett. A négy legkevesbé fontos pont sorrendjét a táblázatban való első megjelenésük figyelembe vételével határoztuk meg. Ez alapján a következő sorrendet állapíthatjuk meg:

$$\{\#4, \#7, \#12, \#13, \#6, \#5, \#8, \#9, \#11, \#2, \#3, \#1, \#10\}.$$

	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10	#11	#12	#13
4				X			X		X			X	
5				X		X	X					X	X
6				X	X	X	X					X	X
7				X	X	X	X	X				X	X
8				X	X	X	X	X	X			X	X
9				X	X	X	X	X	X		X	X	X
10		X	X	X	X	X	X	X	X			X	X
11	X	X		X	X	X	X	X	X		X	X	X
12	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X

4.2. táblázat. A legjobb konfigurációban résztvevő pontok különböző pontszámok esetében.

Ezen sorrend alkalmazásától azt várhatjuk, hogy a konfiguráció geometriai elhelyezkedéséből származó TRE hibákat alacsonyan tarthatjuk. Problémába akkor ütközünk, ha egy pont, különösen a lista első felében szereplők valamelyikének kijelölésére nincs lehetőségünk. Ekkor nincs garancia arra nézve, hogy a sorban következő pont kijelölése biztosan jó eredményt szolgáltat. A csak a legjobb konfigurációkban résztvevő pontok vizsgálata egyébként is „igazságtalan” abban az értelemben, hogy a legjobbtól csak kevéssel elmaradó konfigurációkhoz tartozó, de a legjobb konfigurációban nem szereplő pontot ugyanúgy kezeli, mint azt, amelyik sorozatosan rossz konfigurációknak része.

Ilyen esetekben figyelembe vehetjük a $TRE_{p,N}$ értékeket, vagyis hogy egy-egy pont „átlagosan” mennyire jó konfigurációkban vesz részt. A 4.3. táblázat tartalmazza ezen hibaátlag alapján a különböző pontszámokhoz tartozó pontsorrendeket, a 4.10. ábrán pedig nyomon követhetjük a legjobb és legrosszabb ponthoz tartozó hibaátlagok változását. Ez alapján a két legjobb (#6, #7) és öt legrosszabb (#3, #2, #11, #10, #1) pont egyértelműen kiválasztható. A többi hat pont sorrendje a pontszámtól függően folytonosan változik. A legtöbb jó helyezés figyelembe vételével végül a következő sorrendet kapjuk:

$$\{\#6, \#7, \#5, \#9, \#4, \#12, \#13, \#8, \#3, \#2, \#11, \#10, \#1\}.$$

	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.
4	#7	#6	#9	#8	#13	#12	#4	#5	#2	#3	#10	#11	#1
5	#7	#6	#5	#4	#9	#12	#8	#13	#2	#3	#10	#11	#1
6	#7	#6	#5	#9	#4	#12	#13	#8	#2	#3	#10	#11	#1
7	#6	#7	#5	#9	#4	#12	#13	#8	#3	#2	#11	#10	#1
8	#6	#7	#5	#9	#4	#12	#13	#8	#3	#2	#11	#10	#1
9	#6	#7	#12	#5	#9	#4	#13	#8	#3	#2	#11	#10	#1
10	#6	#7	#5	#12	#9	#4	#13	#8	#3	#2	#11	#10	#1
11	#6	#7	#4	#9	#13	#5	#8	#12	#3	#2	#11	#1	#10
12	#6	#9	#7	#13	#12	#4	#8	#5	#2	#3	#1	#10	#11

4.3. táblázat. Pontokhoz tartozó hibaátlag alapján a pontok sorrendje különböző pontszámok esetében.

A javaslatunk tehát az, hogy először a legjobb konfigurációk által meghatározott sorrendben kezdjük a pontok kijelölését, ha egy pontot nem sikerül kijelölni, akkor térjünk át a másik lista még ki nem választott, legmegbízhatóbbnak tűnő pontjaira. Természetesen mindkét esetben szükséges a kapott illesztés vizuális ellenőrzése. Ha az eredmény nem elfogadható, akkor pontosabb, több pontpár kijelölésére van szükség, akár a 13 javasolt anatómiai pozícióon kívül is.

A vizsgálati módszer természetesen egy-egy konkrét vizsgálati típus esetén testreszabható. A fentiekben mi azt feltételeztük, hogy szinte a teljes agy minél pontosabb illesztése a fontos, valamint hogy az egyes pontok kijelölési hibamodellje egyforma, ráadásul izotropikus. Ha elegendő, hogy az agynak csak egy meghatározott részén legyen minél pontosabb a várható illesztés, akkor TRE hiba számításához használt pontokat az adott területen kell felvenni. A gyakorlatban a pontok kijelölésének pontossága is változhat. Vizsgálatainkban az FLE hibamodellben a pontokhoz tartozó szórásértékek változtatásával szerezhettünk ennek érvényt. Mivel az orvosi képek esetében a szeletek közötti távolság gyakran nagyobb a szeletek térbeli felbontásánál, nem-izotropikus, a Z-tengely mentén nagyobb szórásértékkel is dolgozhatunk. Ezekre a lehetőségekre a vizsgálatainkban nem tértünk ki.

4.5. Más vizsgálati megközelítések

Az orvosi képek pont-alapú illesztésénél általában arra kérdésre keresik a választ, hogy a kézzel kijelölhető, viszonylag kevés pontpárt (5–20 pont) hogyan érdemes kiválasztani. Mivel a feladat megoldását különféle numerikus módszer segítségével kapjuk meg, fontos ezen módszerek tulajdonságainak feltérképezése is.

Az előző fejezetben az egyes transzformációtípusoknál röviden utaltunk a különböző módszerek alkalmazhatóságára. Alaposabb vizsgálatot Lorusso és munkatársai végeztek négy népszerű merev-test kereső módszer esetében [46]. Az általunk is bemutatott, szinguláris érték szerinti felbontáson alapuló módszer (3.1.1. alfejezet) mellett az egység kvaternió alapú, valamint az ortonormált mátrixok és a duális kvaterniók módszerét vizsgálták háromféle szempontból: milyen a pontosságuk kijelölési hiba esetén különböző pontszámok esetén, hogyan viselkednek degenerált (2D, 1D) pontthalmazok esetén, illetve mennyi a kiszámításuk időigénye.

Egyik módszer sem bizonyult egyértelműen jobbnak a többinél, de a szinguláris érték szerinti felbontáson alapuló volt összeségében a legpontosabb és legstabilabb. Nagy számú pontthalmazok (több mint 30000 pontpár) esetén a duális kvaterniók módszere, kisebb pontszám esetén az egység kvaterniók módszer a leggyorsabb.

4.6. Összefoglalás

Ebben a fejezetben a pont-alapú módszerek pontosságát vizsgáltuk, az orvosi képek illesztésénél a szakirodalomban alkalmazott hibafajták és vizsgálati módszerek alkalmazásával. Ez a fajta megközelítés arra próbál választ adni, hogy milyen stratégiát érdemes követni a pontpárok kijelölésénél.

Numerikus szimulációk segítségével a merev-test transzformációt vizsgálva megkaptuk a szakirodalomból ismert eredményeket, ami a vizsgálati módszerünk helyességét mutatja. Ezeket az eredményeket terjesztettük ki affin transzformációkra, és azt tapasztaltuk, hogy ezek az összefüggések itt is megfigyelhetők, vagyis a kijelölés pontosságától lineárisan, a kijelölt pontpárok számának négyzetgyökétől — bizonyos pontszám felett — fordított arányban függ az illesztési (TRE) hiba.

Elvégeztünk egy újfajta vizsgálatot mind merev-test, mind affin transzformációk esetében, amely a pontok által kifeszített térfogattól való függést vizsgálja. Azt tapasztaltuk, hogy az illesztés hibája egyenesen arányos a pontok súlypontjától vett átlagos távolsággal, ezen mérték pedig korrelál a pontok által meghatározott térfogat köbgyökével. Hasonló jellegű eredményt közöl Fitzpatrick a merev-test transzformáció esetére: egy rögzített pontkonfiguráció esetén annak tengelyek menti egyforma skálázásától való egyenes arányosságot állapít meg. Ebből nem derül viszont ki a különböző konfigurációk közötti kapcsolat. Az említett cikk a munkánkkal párhuzamosan jelent meg, annak tartalma nem volt ismert a saját eredményeink megállapítása előtt.

Rögzített helyzetű pontkonfigurációk esetében javaslatot tettünk a pontok kijelölésének sorrendjére. Ennek használatával időt takaríthatunk meg, az illesztési hiba alacsonyan tartása mellett. Megállapítottuk, hogy kevesebb pontpár segítségével is érhetünk el jó illesztést, valamint hogy a véletlenszerű pontválasztás nagy illesztési hibákhoz is vezethet akár elegendően soknak hitt pontpár kijelölése esetén is.

5. fejezet

Automatikus képregisztráció és alkalmazásai

A regisztráció gyakran nem önálló feladat, hanem egy nagyobb rendszer részét képezi. Ilyen esetekben fontos, hogy a regisztráció minél kisebb mértékű felhasználói beavatkozással működjön, így nagy igény van az automatikus módszerekre. Kétféle megközelítést különböztethetünk meg.

Az első esetben a képekből geometriai információkat (például sarokpontokat, kontúrokat, felszíneket) nyernek ki és ezeket alapján határozzák meg az optimális illesztést. Ekkor külön feladat például a pontok párosítása, illetve annak biztosítása, hogy egymásnak megfeleltethető jellemzők kerüljenek kinyerésre a képekből. Ez a megközelítés jól működik egymodalitásos esetben, vagyis amennyiben a képek ugyanolyan típusú (és beállítású) képalkotó berendezésből származnak és a képalkotás körülményei lényegesen nem különböznek. Többmodalitásos esetben viszont sokszor nehéz ezt a célt elérni.

A második megközelítés esetén a képek intenzitásértékei közvetlenül kerülnek felhasználásra, nincs szükség jellemzők kinyerésére. Gyakran azonban egy előfeldolgozó lépés keretében az intenzitásértékeket transzformálják (például csökkentik az intenzitástartomány méretét, vagy csak egy résztartományával dolgoznak). A geometriai jellemzőket alkalmazó módszerekkel összehasonlítva ezek idő- és erőforrásigényesebbek, így csak az utóbbi 10–15 évben terjedt el szélesebb körben a használatuk. A hasonlósági mérték megválasztása talán a legfontosabb része egy képponthasonlóságon alapuló regisztrációs algoritmusnak. Ezekről a mértékekről a 2.3.3. alfejezetben (16. oldal) adtunk összefoglalást. Láthattuk, hogy az intenzitások együttes előfordulási mátrixán alapuló mértékek, mint például a kölcsönös információtartalom, jól használhatók multimodális orvosi regisztrációs problémák megoldására.

A fejezetben először egy, a kölcsönös információtartalomra épülő automatikus módszer és annak validációja kerül bemutatásra, majd néhány alkalmazását ismertetjük.

5.1. Regisztrációs algoritmus

Ebben az alfejezetben egy gyors, teljesen automatikus regisztrációs algoritmust ismertetünk, amely alkalmas különböző képalkotó berendezésekből származó 3D képek merevtest illesztésére. Hasonlósági mértéknek a Collignon és munkatársai [20] valamint Viola és Wells [81, 82] által javasolt kölcsönös információtartalmat, valamint a Studholme és munkatársai által javasolt normalizált kölcsönös információtartalmat [65] választottuk. A továbbiakban a 9. oldalon bevezetett jelöléseket és fogalmakat használjuk fel. Mindkét

mérték felhasználja A és B képek entrópiáját,

$$H(A) = - \sum_a p_A^T(a) \cdot \log p_A^T(a),$$

$$H(B) = - \sum_b p_B^T(b) \cdot \log p_B^T(b),$$

valamint A és B képek együttes entrópiáját,

$$H(A, B) = - \sum_a \sum_b p_{AB}^T(a, b) \cdot \log p_{AB}^T(a, b),$$

ahol p_A és p_B a képek hisztogramjai, és p_{AB} a képek intenzitásértékeinek együttes előfordulási mátrixa. A kölcsönös információtartalom számítása a következő:

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B).$$

A normalizált kölcsönös információtartalomé pedig:

$$NMI(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}.$$

Azt tapasztaltuk, hogy ha a kölcsönös információtartalmat az átfedő $\Omega_{A,B}^T$ területen számítjuk, akkor a sikertelen illesztések száma magas. Úgy döntöttünk, hogy ezen mérték esetén a teljes Ω_A tartományt használjuk, amely megoldotta ezt a problémát.

A regisztrációs eljárás gyorsítása és a lokális optimumok elkerülése érdekében a képek ún. Gauss többfelbontású piramis reprezentációját használtuk [15]. A keresés a legdurvább felbontású szinten kezdődik. Az optimális transzformáció elérésekor az eredmény tovább adódik a következő, finomabb szintre, ahol a transzformációt tovább pontosítjuk. Nagy méretű képek esetén a piramis legfinomabb szintjén még akkor is elfogadhatatlanul sokáig tarthat a keresés, ha az az optimum közeléből indul. Ilyen esetekben kombináltuk a piramis módszert egy sakktábla alakú bejárással (vagyis csak a kép pl. „világos” mezőin szereplő képpontjait vettük figyelembe).

A hasonlósági mérték optimumának meghatározására Powell iteratív módszerét használtuk [61]. Ez a módszer a hasonlósági mérték kiértékelését követeli meg egy adott transzformáció esetében, nincs szükség más, például gradiens információra.

A módszer legidőigényesebb része a hasonlósági mérték tényleges kiértékelése, ezért kulcsfontosságú, hogy elkerüljünk minden felesleges számítást. A transzformáció végrehajtásakor kihasználjuk azt a tényt, hogy lineáris, vagyis egyenes vonalszakasz képe egyenes lesz. A képpontokat rendezetten járjuk be. Az egy sorban található képpontok ősei egy egyenesen helyezkednek el (inverz transzformációvégrehajtást feltételezünk), amelyek kezdőpontjait és meredekségét ki tudjuk számítani. Ezt felhasználva a szorzásokat összeadásokkal ki tudjuk váltani. Ezek a megállapítások a sorok és szeletek kezdőpontjaira is igazak. Az összeadások során a kerekítési hibákból származó pontatlanság mérésére numerikus szimulációt végeztünk. Választottunk egy merev-test transzformációt, amely mindhárom tengely körül végez elforgatást, és nem egész értékű eltolást a tengelyek mentén. A transzformációt egy $256 \times 256 \times 100$ méretű, $0,9375 \times 0,9375 \times 3,00$ mm térbeli felbontású rács pontjaira hajtottuk végre. Mivel a kerekítési hiba összegződik, és a rácpontokat meghatározott sorrendben járjuk be, az utolsó sarokpont koordinátáját vizsgáltuk a transzformációvégrehajtás, valamint a sarokpontra közvetlenül végrehajtott geometriai transzformáció eredményének összevetésével. Az összehasonlítás azt mutatta, hogy az így kapott maximális eltérés 10^{-6} képpontnyi, vagyis elhanyagolhatóan kicsi.

Próbálkoztunk a lebegőpontos számok 32-bites egész értékekkel való reprezentációjával is, amikor is 1 előjelbit mellett 9 biten tároljuk az egész értéket, a maradék 22 bit pedig a törtrészt ábrázolja. Míg a nagyjából 10 évvel ezelőtti gépeken ez a technika bizonyos mértékű pontosság feláldozása árán (az előzőleg ismertetett szimulációt alkalmazva 0,04 képpontnyi hibát mértünk ilyen esetben) nagy gyorsulást okozott, a mai architektúrák esetében már nem találunk lényegi különbséget. Intel és SPARC processzorokat felhasználó gépeken, Linux, Windows és Solaris operációs rendszerek alatt futó fordítóprogramokat teszteltünk.

A nem pontosan rácspontra eső pontok esetében a legközelebbi szomszéd intenzitásértékét választjuk, nem alkalmazunk interpolációt. A transzformáció végrehajtása közben kiszámítjuk a p_A^T , p_B^T és p_{AB}^T valószínűségeket minden intenzitásértékre. A kölcsönös információtartalom kiszámítását felgyorsíthatjuk a következőképpen. Definíció szerint

$$\begin{aligned} MI(A, B) &= - \sum_a p_A^T(a) \cdot \log p_A^T(a) - \sum_b p_B^T(b) \cdot \log p_B^T(b) + \\ &\quad \sum_a \sum_b p_{AB}^T(a, b) \cdot \log p_{AB}^T(a, b) \\ &= \sum_a \sum_b (p_{AB}^T(a, b) \cdot \log p_{AB}^T(a, b) - p_A^T(a) \cdot \log p_A^T(a) - \\ &\quad p_B^T(b) \cdot \log p_B^T(b)). \end{aligned}$$

Mivel a képek hisztogramjai megkaphatók az együttes előfordulási mátrixból,

$$\begin{aligned} p_A^T(a) &= \sum_b p_{AB}^T(a, b), \\ p_B^T(b) &= \sum_a p_{AB}^T(a, b), \end{aligned}$$

a kölcsönös információtartalom számítható a következő módon:

$$MI(A, B) = \sum_a \sum_b p_{AB}^T(a, b) \cdot (\log p_{AB}^T(a, b) - \log p_A^T(a) - \log p_B^T(b)).$$

Mivel a valószínűségek 0 és 1 közötti értékeket vehetnek fel, ezért a logaritmus értékek állandó számítása helyett készíthetünk egy keresőtáblát, ami például esetünkben 10000 elemből áll. Így a megfelelő logaritmus érték közelítő értéke tömbindexeléssel megkapható.

Valós orvosi képek intenzitástartománya gyakran akár -1000 és 4000 közötti is lehet. Ez azt jelenti, hogy az együttes előfordulási mátrix $5000 \cdot 5000 = 25000000$ elemű lenne, amivel a munka nem hatékony. Ezért az illesztés előtt a képeket a $[0, 63]$, $[0, 127]$ vagy $[0, 255]$ intenzitástartományba transzformáljuk.

Az 1. algoritmus összefoglalja az alkalmazott eljárás lépéseit kölcsönös információtartalom esetére. Normalizált kölcsönös információtartalom esetében hasonló algoritmus adható meg, a különbség annyi, hogy a hasonlósági mérték maximumát kell keresni.

5.2. A módszer kiértékelése orvosi képekre

Annak érdekében, hogy el tudjuk dönteni, hogy egy regisztrációs algoritmus alkalmas-e egy adott probléma megoldására szükséges annak mérése, hogy a képek illeszkedése milyen mértékű. Az illeszkedésnek nem feltétlenül kell tökéletesnek lennie, de hibának egy

Algoritmus 1: Automatikus regisztrációs algoritmus**Bemenet:** A és B , két 3 dimenziós ismert méretű és térbeli felbontású kép**Kimenet:** $optT$ merev-test transzformáció, amely maximalizálja A és $optT(B)$ képek kölcsönös információtartalmát**begin**

```

1  skálázzuk a képek intenzitástartományát a  $[0, 127]$  tartományba;
2  generáljuk  $A_l$  és  $B_l$  képeket,  $A$  és  $B$  Gauss piramis reprezentációját ( $l = 0, \dots, L$ );
3  legyen  $T$  az identikus transzformáció;
4   $optT = T$ ;
5  for minden  $l$  piramis szintre durvától finom felbontásig do
6     $optI = MI(A_l, optT(B_l))$ ;
7    repeat
8       $T = optT$ ;
9      változassunk a  $T$  transzformáción (Powell módszere szerint);
10      $m = MI(A_l, T(B_l))$ ;
11     if  $m < optI$  then
12        $optI = m$ ;
13        $optT = T$ ;
14     endif
15   until  $optT$  nem változott ;
16 endfor
17 end

```

küszöbérték alatt kell maradnia. Ez a küszöbérték alkalmazásonként más és más lehet. A hasonlósági mérték nem alkalmas ennek megítélésére, mert nincs garancia arra, hogy a globális optimum értékénél valóban a legjobb a képek illeszkedése. Legegyszerűbb módszer a képek szakértő általi vizuális vizsgálata. Alkalmas interaktív képmegjelenítő szoftver segítségével az emberi látórendszer képes MR–CT képek illesztése esetén 2 mm-nél, PET–MR képek illesztéskor 4 mm-nél nagyobb hibák érzékelésére [30, 86]. Habár vizuális ellenőrzés mindig szükséges a nagy regisztrációs hibák kiszűrésére, pontosabb, mérésen alapuló kiértékelő eljárások kidolgozása is fontos. Ilyen módszerek áttekintése megtalálható Hajnal és munkatársai könyvében [36].

5.2.1. A kiértékelés menete

Regisztrációs módszerünk orvosi képekre történő kiértékelése érdekében csatlakoztunk az Egyesült Államok-beli Vanderbilt Egyetem által 1999-ben indított, retrospektív (korábbi felvételekre is alkalmazható) automatikus regisztrációs algoritmusok kiértékelését és összehasonlítását végző munkájához [85]. A munka célja egy olyan „vak” kiértékelés megvalósítása volt, amely egy prospektív (marker-alapú) regisztrációs algoritmus eredményét fogadja el optimális eredményként („gold standard”-ként), az automatikus módszerek eredményeit ehhez hasonlítja. A „vak” kiértékelés azt jelenti, hogy a munkában részt vevő kutatók sem ezt az optimálisnak elfogadott eredményt, sem az ennek meghatározását segítő mesterséges képi információtartalmat nem ismerték az eredményeik beküldése előtt. Mivel a tényleges optimális transzformáció nem ismert, ezért az összehasonlításhoz egy olyat kell használni, amelyről tudjuk, hogy pontossága nagy. Az idegsebészeti eljárásokhoz használt, csonthoz rögzített marker-alapú regisztrációs módszer hibája milliméter alatti, ezért az ez által meghatározott transzformáció jól használható az optimális közelítésére. A módszer elsődleges

hátránya az, hogy a vizsgálat beteg számára igen kényelmetlen [52].

A kiértékelés lépései a következők voltak. A Vanderbilt Egyetem Orvosi Központjában idegsebészeti műtéten áteső betegekről készültek CT, MR és PET képek, akikre csontozó rögzített markerek voltak erősítve. Ezekről a képekről a mesterséges képi tartalmat, a markerek képeit eltüntették (az adott modalitásra jellemző, a koponyán kívüli térrész képzetét modellezve), majd az így kapott képeket elérhetővé tették a vizsgálatban résztvevő kutatócsoportok számára. A kutatók visszaküldték a regisztrációs algoritmusaik eredményeit, amelyek pontosságát a Vanderbilt Egyetemen értékelték ki.

CT képet MR-hez és PET képet MR-hez illesztésekre került sor, amelyek az MR kép típusa szerint (T1, T2, PD), valamint az MR geometriailag korrigált [18] vagy korrigálatlan volta alapján oszlottak részfeladatokra. 9 beteg képi adata állt rendelkezésre, közülük 7 beteg esetében volt elérhető CT és MR, szintén 7 esetében pedig PET és MR képpár.

A CT képek 512×512 méretű képszeletekből álltak, ezekből 28–34 szelet állt rendelkezésre. A képpontok térbeli felbontása 0,65 mm volt a képszeleteken, míg a szelettávolság 4,0 mm volt. Az MR vizsgálatok 20–26 szeletből álltak, a képszeletek mérete 256×256 volt. A térbeli felbontás 1,25–1,28 mm között változott, a szelettávolság 4 mm volt. A PET vizsgálatok 1512×1512 méretű szeletből álltak, a térbeli felbontás 2,59 mm volt a szeleteken és 8 mm volt a szelettávolság.

A Vanderbilt Egyetemen neurológus és idegsebész szakértők bevonásával minden beteg egy-egy MR vizsgálatán neurológiai vagy sebészeti szempontból fontos agyi területeket határoztak meg kézi körülrajzolással. A visszaható jellegű regisztrációs algoritmusok pontosságának közelítő meghatározása az egyes fontos agyi területek esetében a következő módon történt. A kijelölt agyi terület súlypontjának koordinátáját képpont koordinátákból milliméteres koordinátákba számolták át, az MR kép térbeli felbontásának ismeretében. Legyen T_G az optimálisként elfogadott transzformáció, T_R pedig a vizsgált automatikus regisztrációs módszer eredményét jelölje. A c' pont jelentse a c súlypont ősét a regisztrálandó képen az optimálisként elfogadott transzformáció szerint:

$$c = T_G(c').$$

Így

$$c' = T_G^{-1}(c).$$

A bázisképen található c'' pont legyen a c' pont képe az automatikus módszer által meghatározott transzformáció szerint:

$$c'' = T_R(c').$$

A visszaható jellegű automatikus módszer illesztési hibáját a két pont Euklideszi távolságaként, $\|c'' - c\|$ alakban kapjuk meg.

Mivel a kutatócsoportok a módszereiket saját gépeiken futtatták, így nem került sor más jellegű, például a futási időket figyelembe vevő kiértékelésekre.

5.2.2. Eredmények

Az eredmények kiértékelése előtt vizuálisan ellenőriztük az illesztés minőségét. A normalizált kölcsönös információtartalom alapuló módszer (NMI) esetében minden eredmény vizuálisan elfogadható volt. A kölcsönös információtartalom alapuló (MI) esetében mind a 41 CT–MR illesztés elfogadható volt, a PET–MR illesztéskor viszont két képpár jól láthatóan, másik kettő láthatóan, de még elfogadható mértéken belül nem illeszkedett. Ezek a képpárok a 6. beteghez tartozó PET–PD és PET–korrigált PD, valamint ugyanehhez a beteghez tartozó PET–T1 és a 8. beteghez tartozó PET–T1 vizsgálatok voltak. A többi 31 eredmény

vizuálisan elfogadható volt. A tisztán látható hibák ellenére minden eredményt elküldtünk a Vanderbilt Egyetemre, ahol a kiértékelésbe belekerültek (5.1. és 5.2. táblázatok).

MI módszer	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9
CT-T1	0.87	1.37	0.98	4.99	1.57	1.90	1.28	—	—
CT-T2	3.40	0.78	1.43	2.88	2.06	1.88	1.96	—	—
CT-PD	1.77	0.57	1.74	2.94	2.57	4.39	1.86	—	—
CT-T1 korr.	1.37	3.00	1.14	3.85	0.87	—	0.84	—	—
CT-T2 korr.	1.63	2.96	1.33	0.84	1.23	0.58	1.41	—	—
CT-PD korr.	1.44	1.79	1.19	3.26	1.68	2.76	0.53	—	—
PET-T1	2.00	2.18	—	—	2.45	7.08	4.52	14.88	3.96
PET-T2	2.05	1.47	—	—	2.59	6.91	6.12	4.06	3.26
PET-PD	2.07	3.33	—	—	2.84	9.21	4.48	5.04	3.09
PET-T1 korr.	4.02	4.75	—	—	2.61	—	4.09	—	—
PET-T2 korr.	4.59	2.09	—	—	3.53	5.87	3.40	—	—
PET-PD korr.	3.98	2.86	—	—	3.80	9.61	3.58	—	—

5.1. táblázat. A kölcsönös információtartalom alapjánuló módszerünk eredményei. A táblázat soraiban az egyes modalitáspárok, oszlopaiban az egyes betegekhez tartozó eredmények láthatók.

NMI módszer	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9
CT-T1	1.30	1.43	1.29	2.82	1.77	4.19	3.54	—	—
CT-T2	1.41	2.64	1.52	3.93	1.46	2.17	1.55	—	—
CT-PD	1.70	0.78	1.44	4.68	1.49	2.71	1.32	—	—
CT-T1 korr.	0.78	1.02	2.54	4.00	4.43	—	1.06	—	—
CT-T2 korr.	2.42	3.18	1.62	2.89	2.96	2.44	0.61	—	—
CT-PD korr.	2.86	2.68	1.66	2.81	1.36	4.00	1.16	—	—
PET-T1	1.36	1.43	—	—	2.69	6.40	2.74	3.46	2.24
PET-T2	2.06	2.65	—	—	2.75	4.63	5.92	3.23	2.65
PET-PD	6.30	2.59	—	—	3.12	5.35	4.04	4.24	2.67
PET-T1 korr.	3.51	1.86	—	—	1.65	—	3.94	—	—
PET-T2 korr.	3.66	2.05	—	—	1.83	5.64	3.41	—	—
PET-PD korr.	2.33	1.28	—	—	1.99	6.40	2.97	—	—

5.2. táblázat. A normalizált kölcsönös információtartalom alapjánuló módszerünk eredményei. A táblázat soraiban az egyes modalitáspárok, oszlopaiban az egyes betegekhez tartozó eredmények láthatók.

A táblázatokat áttanulmányozva azt láthatjuk, hogy a CT-MR probléma esetén mindkét módszer a 4. betegnél adott viszonylag magas (a szelettávolság felénél nagyobb) hibát. Ennek egy lehetséges oka az lehet, hogy a bázisként szolgáló MR képek csak a koponya szemüreg feletti részét ábrázolják. Mivel a koponya általában közelítőleg gömb alakú, a szemüreg nélkül bizonytalanabbá válik a megfelelő forgatási szögek meghatározása.

Az átlagnál magasabb hibákat találunk a 6. beteg esetén is, különösen PET-MR illesztés-kor. Itt az MR képek tartalmazzák a szemüreg is, így nehéz megmondani, mi okozhatja a

gyengébb illeszkedést.

A Vanderbilt Egyetem az összehasonlító munka eredményeit a [84] és [85] publikációkban jelentette meg. Mivel mi később csatlakoztunk a kiértékelésekhez, ezért a saját módszereink eredményei az említett cikkekben még nem szerepelnek. A következőkben a saját módszereink eredményeit hasonlítjuk össze a korábban kiértékelettekkel.

Tíz kutatócsoport 14 módszerrel vett részt a kiértékelésben. Az első összehasonlító cikkükben a résztvevő módszerek eredményét egyenként megadták oly módon, hogy ugyanazon modalitáspárok esetén a különböző betegekhez tartozó hibák *mediánját* számították. Az újabb összehasonlításkor viszont már a hibák *átlagát* vették figyelembe, ráadásul ekkor a módszereket két fő csoportra osztották, és a hibák átlagát csoportonként adták csak meg. Ez utóbbi esetben azokat a módszereket, amelyek a képpontpárok hasonlóságán alapulnak *térfogatillesztőknek*, míg azokat, amelyek két egymásnak megfelelő felszín távolságát minimalizálják *felszínillesztőknek* nevezzük. A vizsgált 14 módszerből 6 volt térfogatillesztő, és 8 felszínillesztő. A mi módszereink a térfogatillesztők csoportjába tartoznak.

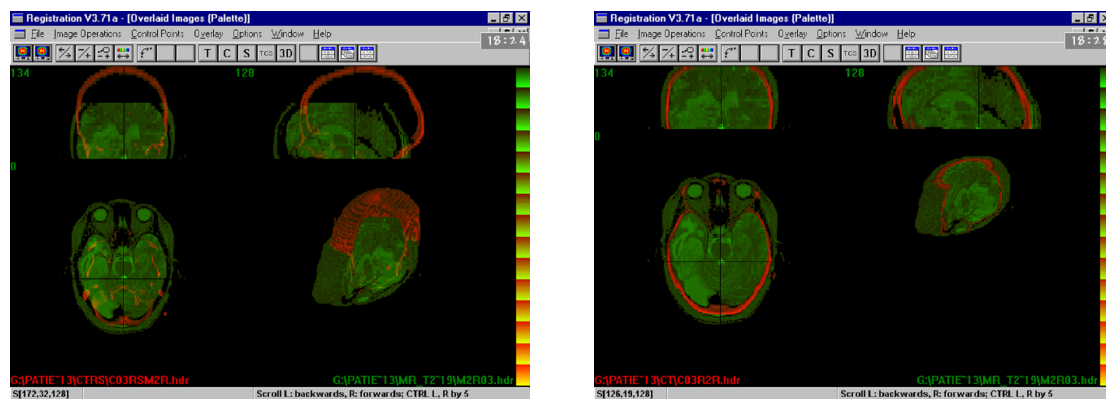
A 5.3. táblázatban látható a regisztrációs hibák statisztikája a különböző módszercsoportokra, valamint a módszereink helyezései a 16 figyelembe vett módszer között. Megjegyezzük, hogy a táblázat ellentmondónak tűnő eredményei (nagyobb hibához jobb helyezés tartozik) a cikkekben használt eltérő hibastatisztikák (medián illetve átlag) okozzák. Az 5.1. ábra egy CT-MR illesztésre mutat példát.

Modalitás	Felszínillesztő hibaátlag (szórás)	Térfogatillesztő hibaátlag (szórás)	Saját MI hibaátlag (helyezés)	Saját NMI hibaátlag (helyezés)
CT-T1	5.7 (7.8)	2.9 (2.4)	1.6 (#2)	2.3 (#7)
CT-PD	5.8 (8.0)	2.9 (2.5)	2.2 (#2)	1.8 (#1)
CT-T2	6.3 (7.9)	2.4 (1.4)	2.0 (#5)	2.0 (#3)
CT-T1 korr.	6.1 (8.3)	2.0 (2.5)	1.7 (#5)	2.2 (#7)
CT-T2 korr.	5.7 (7.8)	1.8 (2.0)	1.4 (#3)	2.3 (#7)
CT-PD korr.	6.1 (7.6)	2.1 (1.6)	1.7 (#4)	2.4 (#7)
PET-T1	3.9 (2.0)	3.5 (2.1)	5.3 (#9)	3.0 (#2)
PET-T2	4.4 (2.1)	3.6 (1.9)	3.8 (#7)	3.5 (#4)
PET-PD	4.3 (2.6)	4.0 (2.7)	4.4 (#7)	4.2 (#10)
PET-T1 korr.	3.9 (2.3)	2.7 (1.4)	3.8 (#12)	2.7 (#3)
PET-T2 korr.	3.9 (2.0)	3.5 (1.7)	3.9 (#10)	3.3 (#5)
PET-PD korr.	3.9 (2.3)	3.5 (2.4)	4.8 (#10)	3.0 (#2)

5.3. táblázat. Regisztrációs hibák átlaga és szórása. Megjegyezzük, hogy a módszereink helyezésének megállapításánál a hibák mediánját tudtuk figyelembe venni, ahogyan az a [85] cikkben megjelent.

Az eredmények azt mutatják, hogy a CT-MR feladat estében mindkét módszerünk elfogadható eredményeket ad. A módszerek között az MI módszerünk az élmezőnyben, az NMI a középmezőnyben szerepel. PET-MR illesztéseknél az MI módszer hajlamos hibás eredmény számítására, emiatt nem teljesít jól az összehasonlításban. Az NMI módszer viszont stabilan működik, és az élmezőnyben található.

A futási idő 30–120 másodperc volt egy 800 MHz-es Pentium-III processzorral rendelkező asztali számítógépen. A módszerünk részletesebb kiértékelési eredményei megtalálhatók a <http://www.vuse.vanderbilt.edu/~images/registration> címen.



5.1. ábra. Az 5. beteghez tartozó színskálás képfúzió CT-MR regisztráció előtt (balra) és után (jobbra). Vörös színnel a CT, zölddel pedig az MR vizsgálat jelenik meg.

5.3. Medencecsont környéki szervek szegmentálásának előkészítő lépései

Betegkről anatómiai és funkcionális felvételek többféle célból készíthetnek, ilyen például a diagnózis felállítása, radioterápiás kezelés vagy műtét megtervezése és végrehajtása. Radioterápiás (RT) kezelés megtervezésénél elsősorban CT felvételeket használnak, mivel a képpontok intenzitásértékei (az ún. Hounsfield egységek) az adott térbeli pontban a röntgensugárzás elnyelődésével arányosak. Ez az érték jól használható a besugárzás során a szervezetet érő sugárdózis térbeli eloszlásának meghatározásakor.

Besugárzás-tervezéskor fontos feladat egyrészt a célterületek (pl. daganatok), másrészt azon fontos szervek helyének meghatározása, amelyek minél kisebb sugárterhelés érhet (pl. szív, gerincvelő). Minden egyes 2D képszeleten ezen területek határának körülrajzolása nagyon idő- és munkaigényes feladat, amely automatikus képszegmentáló módszerek segítségével jelentősen csökkenthető.

A medence környéki szervek, így a prosztata és a hólyag szegmentálása fontos és kihívást jelentő feladat. A CT képeken ugyanis a prosztata körvonala gyakran nehezen azonosítható, a szomszédos anatómiai területekkel, mint például a hólyaggal, végbéllel vagy húgycsővel való határa elmosódik. A szakirodalomban több kísérletet is találunk egyszerű szegmentáló módszerek (mint például a régiónövelés vagy a vízválasztó szegmentálás) alkalmazására. Ezek viszont vagy jelentős külső beavatkozást igényelnek, vagy az eredmények nem elfogadhatók. Jobb eredményt remélhetünk olyan módszerek alkalmazásával, amelyek figyelembe veszik az egyes szervek egymáshoz viszonyított elhelyezkedését és alakját is, ezeket *modell-alapú módszereknek* nevezzük. Egy elegendően nagy számú vizsgálatból álló adatbázis felhasználásával statisztikai modell készíthető ezen jellemzőkről, amit aztán a tényleges szegmentálandó képadathoz lehet illeszteni. Kevés ilyen megközelítést találunk a szakirodalomban. Különböző szervek alakjának reprezentálására fejlesztették ki például az ún. *m-rep* modellt [58]. Megemlítik az alhasi szerveket is, de ezekre vonatkozó eredményeket nem közölnek.

Az egyetlen, klinikumban is használt, deformálható felszínmodellt felhasználó módszert a Philips cég besugárzástervező termékében találtunk [56]. A modellépítő eljárásuk egy reprezentatív, szakértő által manuálisan szegmentált tanító adatbázisból indul ki. A szervek felszínét háromszöghálóval közelítik, majd eltolást, elforgatást és skálázást magában foglaló

transzformáció alkalmazásával ezeket illesztik. Ponteloszlási modell segítségével meghatározzák az egyes szervekhez tartozó átlagos alakot, illetve főkomponens analízis segítségével az ún. elsődleges alakváltozási módokat. A szegmentálás a modell interaktív elhelyezésével kezdődik, majd azt energiaminimalizálás használatával a képi adathoz illesztik.

A General Electric Medical Systems céggel közös együttműködésünk keretén belül a probléma megoldására az általunk javasolt megközelítés szerint a különböző betegekről készült CT képeket egy közös referenciaterbe transzformáljuk, így a szervek alakja mellett a pozíciójuk és orientációjuk különbözőségei is figyelembe vehetők a modell megalkotásakor. A klinikai alkalmazásban a modell automatikusan elhelyezhető a szegmentálandó kép terében. Amennyiben szükséges, ezen manuálisan lehet finomítani. Az inicializálás után egy költségfüggvény optimalizálásával a modell a képi adathoz illeszthető.

A dolgozatban csak a regisztrációt, mint előkészítő lépést tárgyaljuk, amit a modellkészítés, valamint a szegmentálás végrehajtása előtt alkalmazunk [75, 77]. A modellkészítés és a deformálható modell illesztése a képi adathoz túlmutat a dolgozat keretein.

5.3.1. Regisztrációs módszer és alkalmazásának módjai

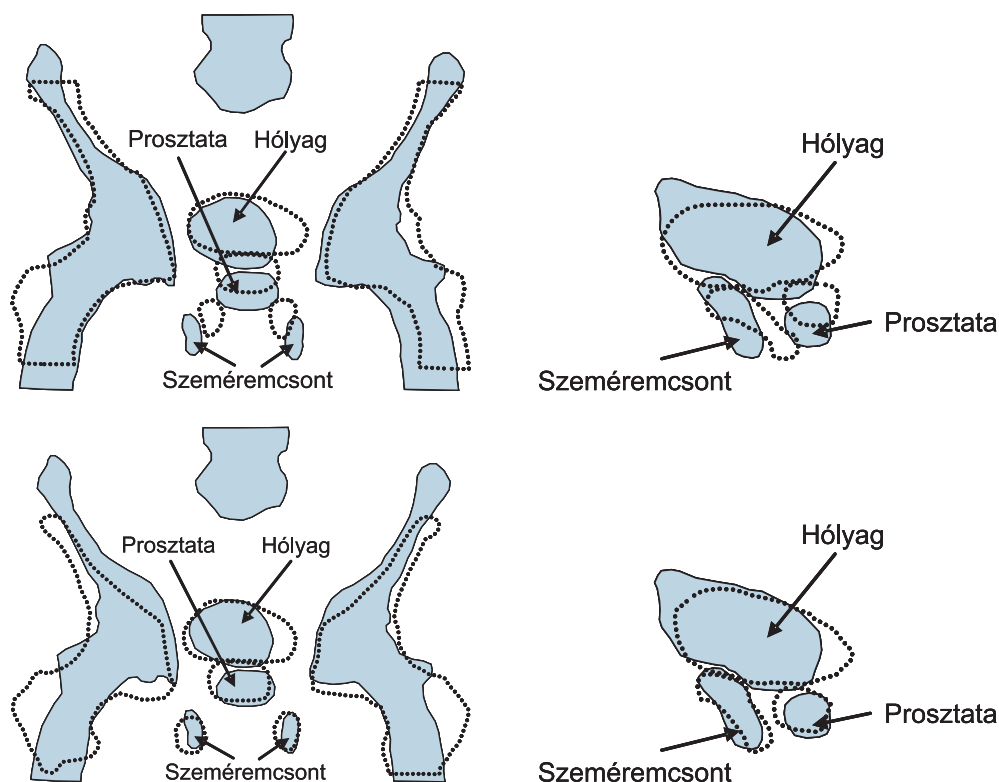
Egy modell-alapú szegmentálási feladatban a CT vizsgálatok közös referencia térbe transzformálása hasznos a következő két lépés végrehajtása előtt.

- Modell készítésekor a referencia térbe transzformálás után azt feltételezhetjük, hogy az egyes vizsgálatok és a rajtuk szakértők által kijelölt szerv területek egymás „közeliében” találhatók.
- A klinikai alkalmazásban segítségével lecsökkenthető a szegmentálás előkészítéséhez szükséges felhasználói beavatkozás mértéke.

Bár a regisztrációs feladat ebben a két lépésben szinte ugyanaz, az elvárások különböznek. A modell elkészítése nem része a tényleges szegmentáló algoritmusnak, azt egyszer kell végrehajtani. A pontosabb illesztés fontosabb, mint a gyors végrehajtás. Kényelmi szempontból fontos, hogy a vizsgálatok illesztése beavatkozás nélkül, egymás után automatikusan, kötegelt módban végrehajtható legyen. A klinikai alkalmazásban viszont az automatikus működés mellett a végrehajtás sebességén van a hangsúly, akár bizonyos kismértékű pontosság feláldozása árán is.

Az algoritmus egyik fontos jellemzője az alkalmazandó transzformáció típusa. Mivel a betegek anatómiai felépítése nem-merev módon, és akár nagy mértékben is különbözhet egymástól, így a medencecsont pontos illesztéséhez nem-lineáris módszerre lenne szükség [88]. Ez fontos lehet egy medencecsont-atlasz készítésekor, a feladatunkban viszont a regisztráció célja nem a pontos illesztés elérése, hanem az egyes anatómiai struktúrák egymás „közelébe” vitele. Mivel egy közelítő illesztés számunkra megfelelő, viszont fontos a gyors végrehajtás, ezért lineáris transzformációkat (merev-test és skálázás) használunk. A nem-lineáris regisztráció túl sok időt igényelne, ráadásul igen nehéz — ha egyáltalán lehetséges — pontosan modellezni a betegek közötti különbségeket. A csontozat pontos illesztése ráadásul nem garantálja, hogy a környező lágy szövetek deformációja is megfelelő lesz. A nem-lineáris különbségek modellezése a szegmentáló algoritmus feladata lesz.

A regisztráció tehát egy-egy nagyobb feladat előkészítő lépéseként kerül alkalmazásra, és annak jellegéből adódóan minél kevesebb beavatkozást igényelhet, ráadásul minél gyorsabban kell végrehajtnia. Emiatt a manuális és interaktív módszerek nem alkalmazhatók. Számos olyan automatikus módszert ismert, amely felhasználható a medencecsont környékének illesztésére. Mivel a CT vizsgálatokból egyszerű eszközökkel kinyerhető a csontozat



5.2. ábra. Felső sor: Egy vizsgálat (szaggatott körvonal) optimális globális illesztése a referencia vizsgálathoz (kitöltött alakzat) — koronális (balra) és sagittális (jobbra) metszet. Jól látható, hogy a szervek közel kerülnek egymáshoz, de például a prosztata régiók átfedő része kicsi. Alsó sor: A globális illesztés lokális finomítása — koronális (balra) és sagittális (jobbra) metszet. Ezen regisztráció eredménye jó kiindulási alapot biztosít a modellkészítő és a szegmentáló módszernek. Az ábrák valós adat (cd2pa3) alapján készültek.

felszíne, alkalmazhatunk felszínillesztő eljárásokat (2.3.2. alfejezet). Figyelnünk kell azonban arra, hogy a különböző vizsgálatok esetleg csak kis részükben átfedőek, így az azon kívül eső részeket megfelelően kezelni kell. Az intenzitások hasonlóságán alapuló módszerek (2.3.3. alfejezet) közül több is megfelelő lehet.

A feladat megoldására a kiválasztott regisztrációs módszer alábbi kiterjesztését javasoljuk. Az ötlet az, hogy az optimális globális transzformáció meghatározása után végrehajtunk egy finomító lépést. A merev-test és skálázó hatást megadó globális illesztés a nagy térfogatú részek, így a gerinc és a medencecsont illesztését preferálja, ami a szeméremcsont környéki területen, ahol a számunkra fontos prosztata és a hólyag találkoznak, akár nagy eltéréseket is okozhat (5.2. ábra felső sora). Ezután rögzítjük a skálázó paramétereit és a szeméremcsont egy lokális környezetében tovább keressük a merev-test transzformáció paramétereit (5.2. ábra alsó sora). Sok algoritmus kiterjeszthető ilyen módon. A tényleges megvalósításkor az előző részben ismertetett, normalizált kölcsönös információtartalomra épülő automatikus módszerünket alkalmaztuk [73].

Összefoglalásként tekintsük át a két előkészítő feladat lépéseit.

Modell készítésének előkészítő lépései

- Bementi adatok: CT vizsgálatok és a rajtuk szakértők által meghatározott prosztatata és hólyag területek.
- Válasszunk ki egy jó térbeli felbontású és jó minőségű vizsgálatot, amit referenciaként használunk.
- A többi vizsgálatot és a hozzájuk tartozó szerv területeket transzformáljuk a referencia térbe úgy, hogy a vizsgálatot a referenciaképhez illesztjük. A transzformált adatokat mintavételezzük újra a referencia vizsgálat rácsán.
- Ellenőrizzük az illesztések eredményét és az elfogadhatatlanul nagy hibát tartalmazókat ne vegyük figyelembe a továbbiakban.
- A transzformált szerv területek körvonalainak felhasználásával készítsük el a szervek modelljeit vagy valószínűségi atlaszát.

Előkészítő lépések a klinikai alkalmazás során

- Bementi adatok: szegmentálandó vizsgálat, referencia vizsgálat, a referencia térben definiált szerv modellek.
- Keressük meg azt a transzformációt, amely a szegmentálandó vizsgálatot a referencia térbe viszi.
- A transzformáció inverzének alkalmazásával a szervek modelljei elhelyezhetők a szegmentálandó kép terében.
- Amennyiben szükséges, a szegmentáló eljárás indítása előtt kézzel finomíthatjuk a szervmodellek kezdeti elhelyezkedését.

5.3.2. Képi adatok

Adatbázisunkat a General Electric Medical Systems által rendelkezésünkre bocsátott 33 medencecsont környéki CT vizsgálat alkotta. A kiválasztott referencia kép 83 darab 512×512 méretű 2D képszeletből áll. A szeletszintű térbeli felbontása 0,936562 mm, míg a szelettávolság 3 mm. A többi vizsgálat 60–100 szeletből áll, de akad köztük 33 illetve 189 szeletes is. A térbeli felbontásuk szeletszinten 0,60–0,98 között változik, a szelettávolság pedig 2,5–3,0 mm. A képek több intézetből, más-más berendezésekből származnak, minőségük is erősen változó. Több képen fémtárgy okozta torzulás látható, valamint egyes vizsgálatok kontrasztanyag jelenlétét mutatják a hólyagban. A képek készítésének protokollja sem egyezik: általában háton fekszenek a betegek, de van hason fekvő is, valamint egyes esetekben a kéz a beteg teste mellett helyezkedik el, más képeken nem ábrázolódik (vagyis a fej fölé emelt kézzel készült a vizsgálat).

Három radiológus egymástól függetlenül, manuálisan szegmentálta a prosztatata (26 vizsgálat esetében) és hólyag régiókat (mind a 33 vizsgálaton). Ezután együtt megvizsgálták a többségi szavazás alapján kapott eredményt (ebben azok a képpontok maradtak meg, amelyeket legalább ketten az adott szervhez tartozóként osztályoztak), majd azt elfogadták vagy manuálisan, közös megegyezéssel változtattak rajta. Ezt az eredményt fogadtuk el az ún. „gold standard”-ként.

A közös referencia térbe transzformálás eredményének vizuális értékelése alapján három vizsgálatot szűrtünk ki, ahol az eredmény nem volt elfogadható. Az egyik ilyen esetben a beteg elhelyezkedése nem volt megfelelő (ilyen eset egy előfeldolgozó lépés keretében kezelhető lenne), egy másik esetben a hólyag kontrasztanyagot tartalmazott. Megjegyezzük, hogy több ilyen vizsgálat is található az adatbázisunkban, de azokra megfelelő eredményt kaptunk. A 5.4. táblázat mutatja az általunk felhasznált vizsgálatok legfontosabb jellemzőit.

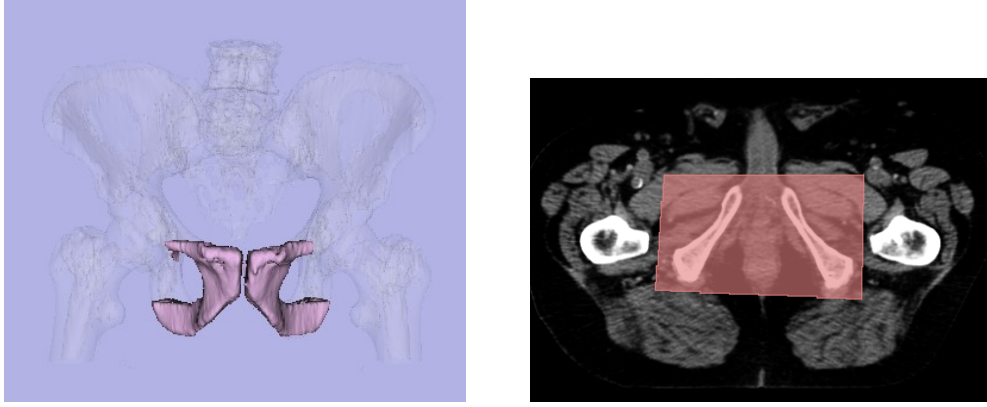
Vizsgálat azonosítója	Szelet-szám	Szeletszintű felbontás	Szelet-távolság	Gold standard prosztata mérete	
	(db)	(mm)	(mm)	(képpont)	(cm ³)
cd2pa2 (referencia)	83	0.976562	3	7121	20.37
cd2pa3	70	0.976562	3	9927	28.40
cd2pa4	73	0.976562	3	6020	17.22
cd2pa5	68	0.976562	3	14267	40.82
cd2pa6	81	0.976562	3	11165	31.94
cd2pa7	64	0.976562	3	8936	25.57
cd1prostate1	86	0.9375	2.5	42501	93.39
cd1prostate2	149	0.820312	1.25	31181	26.23
cd1prostate3	81	0.9375	2.5	11269	24.76
cd3pa4st1se1	67	0.976562	2.5	13526	32.25
cd4pa5st1se1	112	0.976562	2.5	23520	56.08
cd4pa7st1se1	78	0.976562	2.5	8958	21.36
cd4pa8st1se1	83	0.976562	2.5	8402	20.03
cd4pa10st1se1	73	0.976562	2.5	15323	36.53
cd6pa5st1se2	84	0.976562	3	1570	4.49
cd6pa8st1se2	73	0.976562	3	15677	44.85
cd6pa9st1se2	55	0.976562	3	8642	24.72
cd6pa10st1se2	78	0.976562	3	13652	39.06
cd8pa8st1se1	39	0.9375	5	24620	108.19
cd8pa9st1se2	104	0.976562	2.5	33800	80.59
cd14anon10	49	0.98	5	5157	24.76
cd14anon14	46	0.976562	3	6362	18.20
cd14anon21	189	0.9375	5	8124	35.70

5.4. táblázat. A képi adatbázis legfontosabb jellemzői. Az utolsó két oszlop a gold standard prosztata méretét mutatja.

A javasolt regisztrációs algoritmusunk megköveteli a szeméremcsont lokális környezetének manuális kijelölését a referencia vizsgálat esetében. Ebben a környezetben történik az illesztés finomítása, vagyis csak az itt szereplő intenzitásértékeket vesszük figyelembe. Ennek a régióknak tartalmaznia kell a szeméremcsontot, az ülőcsont alsó részét és az ezeket körülvevő lágy szövetek egy részét. Ezt a kijelölést csak egyszer kell elvégezni, és csak a referenciavizsgálat esetében (5.3. ábra).

5.3.3. Tesztek és eredmények

A feladat jellegéből adódóan nem áll rendelkezésünkre, hogy melyik a legjobb illesztő transzformáció, így a szakértők által kijelölt gold standard adatbázist tudjuk felhasználni



5.3. ábra. A transzformáció finomításához kijelölt lokális környezet megjelenítése 3D felszínmodellel (*balra*), valamint egy 2D transzaxiális szeleten (*jobbra*).

a finomított regisztráció hasznosságának mérésére. Azt feltételezzük, hogy a közös referencia térbe transzformálás után a szervek „közel” kerülnek egymáshoz. Mivel a hólyag alakja és mérete nagyon változó lehet, és az adatbázisunk mérete túl kicsi ahhoz, hogy elegendő számú teli, félig telt és üres hólyagot ki tudjunk választani, vizsgálatunkat a prosztatata adatokra összpontosítottuk.

Háromféle tesztet hajtottunk végre, hogy vizsgáljuk, vajon a globális illesztéshez képest a lokális finomítás szignifikánsan közelebb viszi-e egymáshoz a prosztatata régiókat? Jelölje N a vizsgálatok számát és $PROST_i \subseteq Z^3 (1 \leq i \leq N)$ azon képpontok koordinátáinak halmazát a referencia térben, amelyek az i -edik vizsgálat esetében prosztatataként kerültek osztályozásra.

Az első tesztben azt feltételezzük, hogy prosztatatak közelítőleg gömb alakúak. Minden vizsgálatra kiszámítjuk a prosztatata súlypontját:

$$COG_i = \frac{\sum_{x \in PROST_i} x}{|PROST_i|},$$

ahol a $|\cdot|$ operátor a halmaz számosságát jelenti. Meghatározzuk a vizsgálatokhoz tartozó súlypontok súlypontját (COG_{global}), valamint minden vizsgálat esetében a COG_i és COG_{global} súlypontok euklideszi távolságát. Ezek a távolságok az 5.5. táblázat második és harmadik oszlopában szerepelnek.

A második és harmadik tesztben az ún. *prosztatata valószínűségi atlaszt* használtuk fel, amelyet a következőképpen definiálunk. Miután a radiológusok által meghatározott prosztatata területeket minden vizsgálat esetén a közös referencia térbe transzformáltuk és ott újramintavételeztük a referencia kép rácsán, minden egyes rácsponthoz meghatározzuk, hogy mekkora annak a valószínűsége, hogy az adott rácspont a prosztatához tartozik. Például, ha ez az érték egy rácspontban 0, akkor egyetlen vizsgálat esetén sem esett prosztatához tartozó pont a kérdéses rácspontra, a 0,5 érték azt jelzi, hogy ez teljesült a vizsgálatok 50%-ában.

A második teszt azt vizsgálja, hogy a radiológusok által meghatározott prosztatata terület rácspontjaihoz átlagosan mekkora valószínűség tartozik a prosztatata valószínűségi atlasz alapján:

$$prob_i^1 = \frac{\sum_{x \in PROST_i} PROB(x)}{|PROST_i|}.$$

A harmadik teszt eredménye azt mutatja, hogy a prosztatata területéhez tartozó rácpontok valószínűségeinek összege hogyan aránylik az összes rácponthoz tartozó valószínűségek összegéhez:

$$prob_i^2 = \frac{\sum_{x \in PROST_i} PROB(x)}{\sum_x PROB(x)}.$$

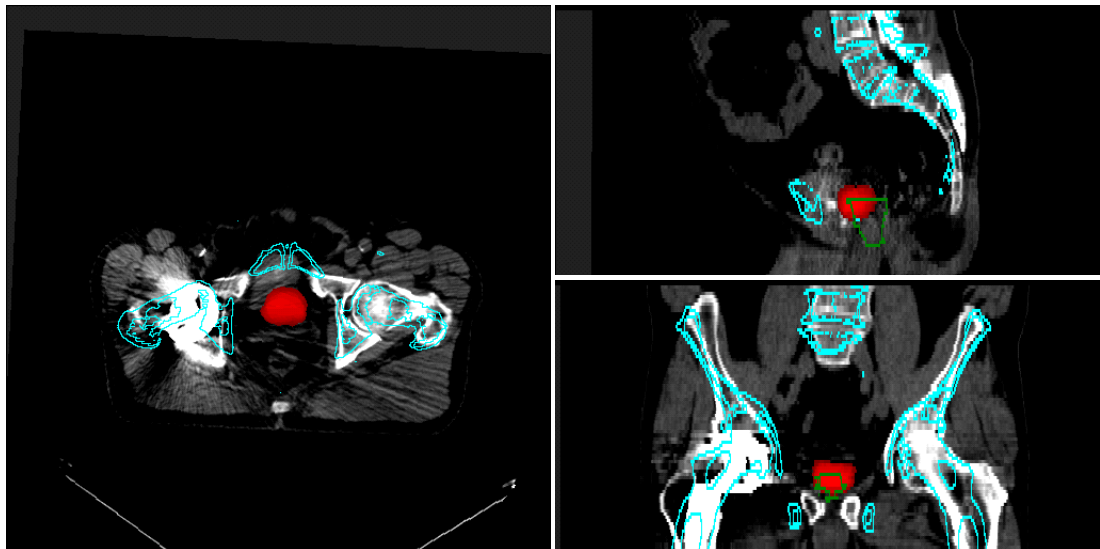
Mindkét regisztrációs módszer esetén kiszámítjuk a vizsgálatokhoz tartozó COG_{global} , $prob_i^1$ és $prob_i^2$ értékek átlagát, szórását és a kétmintás t-próba értékét.

Vizsgálat	Súlypont teszt		Valószínűségi teszt 1		Valószínűségi teszt 2	
	Glob.	Lokális	Glob.	Lokális	Glob.	Lokális
cd2pa3	8.08	2.92	0.5635	0.6790	0.3837	0.4588
cd2pa4	3.80	7.12	0.6439	0.6689	0.2970	0.3015
cd2pa5	9.81	7.14	0.4937	0.5685	0.4890	0.5400
cd2pa6	10.30	8.94	0.4853	0.5297	0.4143	0.4470
cd2pa7	4.75	4.95	0.5934	0.6263	0.4268	0.4466
cd1prostate1	9.90	11.19	0.3188	0.3290	0.7591	0.7819
cd1prostate2	3.73	5.51	0.5576	0.5995	0.4752	0.5229
cd1prostate3	3.64	6.64	0.6274	0.6400	0.4220	0.4157
cd3pa4st1se1	12.66	6.14	0.4028	0.6082	0.3012	0.4737
cd4pa5st1se1	11.40	14.82	0.3350	0.3160	0.5391	0.5020
cd4pa7st1se1	8.74	7.61	0.4867	0.5931	0.2622	0.3451
cd4pa8st1se1	22.95	18.07	0.1870	0.3049	0.1112	0.1805
cd4pa10st1se1	2.75	4.00	0.5299	0.5678	0.5515	0.5857
cd6pa5st1se2	8.77	8.18	0.6395	0.8404	0.0811	0.1077
cd6pa8st1se2	10.50	6.69	0.4588	0.5254	0.5451	0.6245
cd6pa9st1se2	17.95	8.65	0.3148	0.4205	0.4175	0.5553
cd6pa10st1se2	18.22	4.41	0.2792	0.4886	0.3284	0.5906
cd8pa8st1se1	22.49	18.99	0.2164	0.2501	0.6947	0.7987
cd8pa9st1se2	19.04	17.69	0.2661	0.4325	0.0165	0.0266
cd14anon10	2.57	3.39	0.6212	0.6734	0.4101	0.4652
cd14anon14	16.09	10.15	0.3897	0.6070	0.2036	0.3128
cd14anon21	13.19	7.04	0.4180	0.5325	0.4290	0.5514
Átlag	10.97	8.65	0.4468	0.5364	0.3890	0.4561
Szórás	6.30	4.73	0.1435	0.1449	0.1836	0.1903
t-próba	0.0213		8.3513E-06		0.0001	

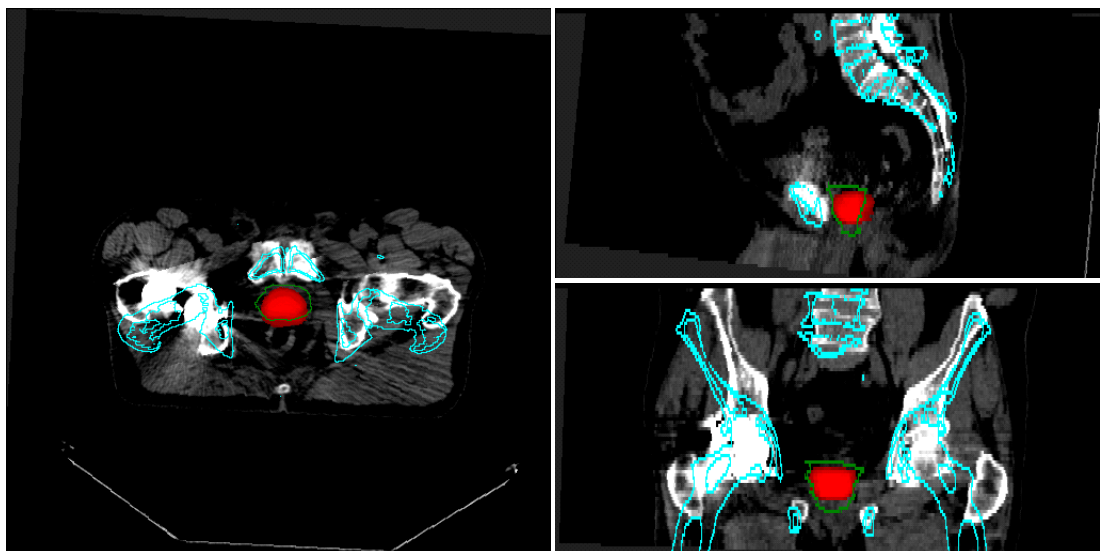
5.5. táblázat. A súlypontok távolságai, a $prob_i^1$ és $prob_i^2$ értékek, valamint a hozzájuk tartozó statisztikai eredmények.

Az 5.5. táblázat eredményei azt mutatják, hogy a lokális finomítás alkalmazásával a prosztatata területek szignifikánsan ($P < 0,05$) közelebb kerülnek egymáshoz. Az 5.4. ábrán egy olyan vizsgálat eredményét látjuk, ahol a lokális finomítás nagy változást okozott. Az illesztéseket egy 3GHz-es Pentium IV processzorral rendelkező asztali számítógépen futtattuk. A futási idő 2 perc körül alakult vizsgálatonként. Ez elfogadható, amennyiben a modell készítésének előkészítő lépéséről van szó, mivel ez a lépés nem része az orvosi szegmentáló alkalmazásnak, és elegendő egyszer végrehajtani. A tényleges klinikai szoftver esetén fontos a minél gyorsabb végrehajtás, mivel a regisztráció csak egy előkészítő lépése a szegmentáló

eljárásnak, ami önmagában is időigényes feladat. Többféle optimalizálás alkalmazásával (például csak a piramis reprezentáció durvább felbontású szintjeinek felhasználásával) a futási idő 20–40 másodperc közötti. Ez tovább csökkenthető, amennyiben a referencia vizsgálat méretét a beteget körülvevő felesleges képpontok eltávolításával felére csökkentjük. A vizuális ellenőrzés azt mutatja, hogy bár az illesztés pontossága ilyenkor ugyan csökken, de az eredmény a legtöbb esetben elfogadható.



(a)



(b)

5.4. ábra. Eredmény a globális illesztés (a), majd a lokális finomítás után (b) a cd6pa10st1se2 vizsgálat esetében. Az illesztendő kép szürkeárnyalatosan jelenik meg. Ciánkék körvonal jelöli a referencia kép csontozatának körvonalát. Piros színnel azokat a rácspontokat jelöltük, ahol a prosztata valószínűségi atlasz legalább 0,5 értékkel rendelkezik. Zöld körvonallal a szakértők által meghatározott prosztata terület határát ábrázoltuk.

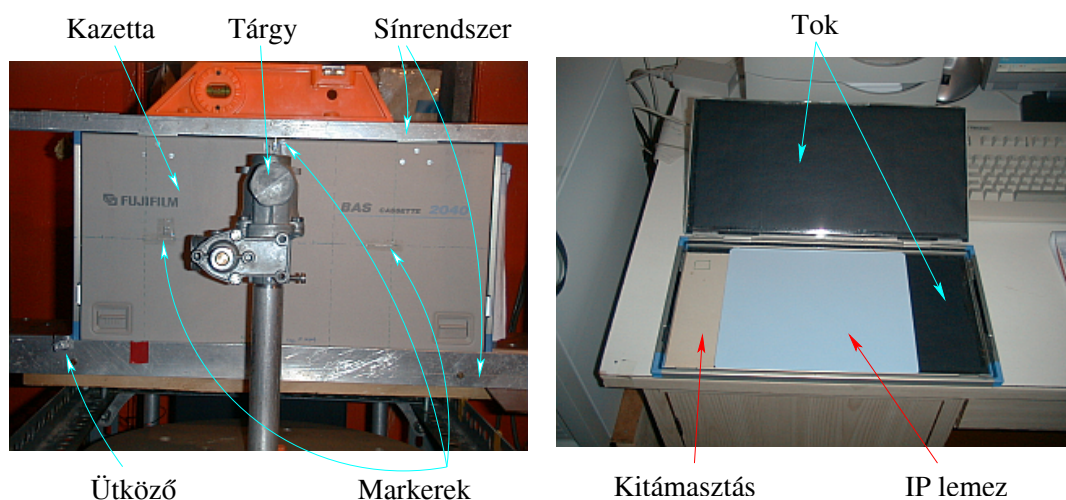
5.4. Képilllesztés a neutron tomográfiában

Egy érdekes, nem orvosi probléma megoldásakor is fel tudtuk használni az előző részekben tárgyalt regisztrációs algoritmust [5, 78]. A neutron radiográfia segítségével olyan pl. vasból, rézből, alumíniumból készült tárgyak belső felépítésének vizsgálatára nyílik lehetőség, ami röntgen-alapú technikák felhasználásával nehézkes lenne, mivel azok kontraszt viszonyai sokkal gyengébbek a sugárzásokkal szembeni eltérő tömeggyengítési együtthatók miatt. A neutronsugárzás — a röntgenhez hasonlóan — a tárgyakon áthaladva veszít az intenzitásából, amit egy, a tárgy mögött elhelyezkedő képalkotó lemezen rögzítenek. A tárgyat körkörösén elforgatva 2D vetületek sorozatához jutunk, amelyek segítségével diszkrét vagy hagyományos tomográfiai módszerekkel előállítható a tárgy 3D modellje.

A vetületi képek készítésének a módja a következő. A tárgyat egy forgatható asztal közepére helyezik, amelyet megadott szög értékkel az egyes képek elkészülte után elforgatnak. A tárgy mögött egy sínrendszer található, amelybe a képalkotó lemezt tartalmazó tok becsúsztatható. Minden felvétel után ezt a kazettát kiveszik, a tokból kiemelik a lemezt és az adatokat kiolvassák. Az adatok törlése után a lemez visszakerül a tokba, majd a sínrendszerre helyezve visszatolják a tárgy mögé.

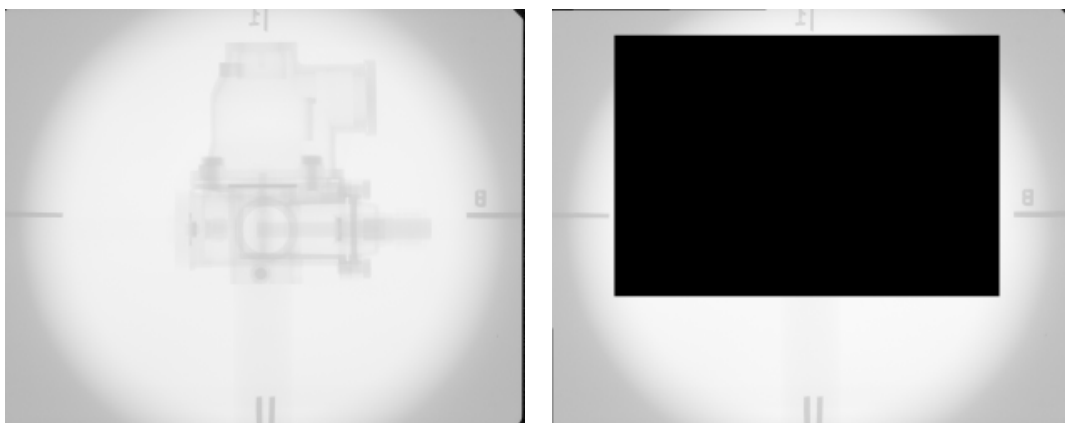
A tomográfiai algoritmus megköveteli, hogy a kép egy adott pozícióján mindig ugyanazon sugárirányból érkező adat szerepeljen. A felvétel módja sajnos ezt nem garantálja, a kazetta mozgatása, a lemez kiemelése geometriai eltéréseket okoz a vetületi képeken. A regisztrációs algoritmus feladata ezeknek a különbözőségeknél a csökkentése.

Ha alaposabban megvizsgáljuk a képalkotás módját, akkor láthatjuk, hogy a kazetta ki-be helyezése nem okoz jelentős hibát, ugyanis a sínrendszer biztosítja, hogy csak vízszintes irányú eltolási különbözőség legyen, ráadásul egy rögzített helyzetű ütköző ezt a hibalehetőséget is jelentősen csökkenti. A fő hibaforrás tehát a képalkotó lemez mozgatasakor következik be. Ennek az elmozdulásnak a követésére külső markereket alkalmaztunk, amelyek a kazettatokon helyezkedtek el a négy fő irány szerint úgy, hogy a kép szélén jelenjenek meg. Mivel a képalkotó lemez ehhez képest mozdul el, így ha a képeken a markerek jól illeszkednek, akkor várhatóan a rekonstrukció feltétele is teljesül. A képalkotás módját a 5.5. ábra szemlélteti, egy vetületi képet pedig a 5.6. ábrán láthatunk.



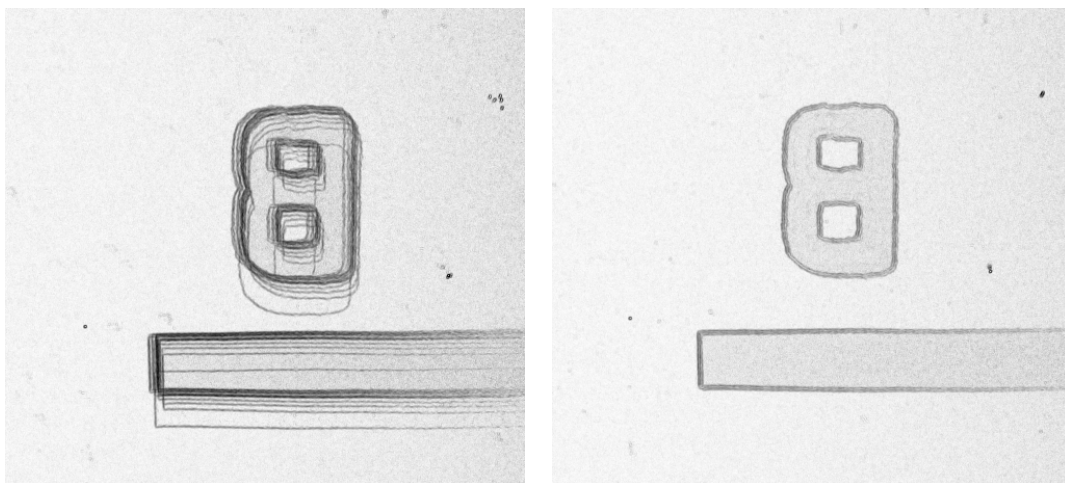
5.5. ábra. A tárgy és mögötte a képalkotó lemezt tartalmazó kazetta (balra), valamint a kazettatok és benne a képalkotó (IP) lemez (jobbra).

A képek illesztésre a normalizált kölcsönös információtartalmat felhasználó automatikus módszer 2D-s változatát használtuk és merev-test transzformációt kerestünk. Kiválasztunk egy referencia képet amelyhez a többi illesztése történik. Az illesztés előtt szükséges annak a téglalap alakú területnek a meghatározása, ahol a tárgy vetületi képe megjelenik. Mivel ezen a részen dinamikusán változik a képtartalom, és a regisztrációs algoritmus a képtartalom alapján keresi a legjobb illesztést, ezt a részt nem szabad felhasználni. Így a kép kerete illetve a markerek fogják az optimális transzformációt meghatározni. Ez a kijelölt maszk a referencia képre vonatkozik, így elegendő azt erre a képre meghatározni, a többire nem kell. Egy ilyen előfeldolgozás eredményét láthatjuk a 5.6. ábrán.



5.6. ábra. Egy vetületi kép (balra), valamint a manuálisan meghatározott kimaszkolt rész (jobbra). A kép szélein jól láthatók a markerek.

Egy 5000×4000 képpont méretű képpár esetén az illesztés 90–120 másodpercet vesz jelenleg igénybe. Megjegyezzük, hogy további optimalizálásokra lenne lehetőség, de egyelőre csak az algoritmus használhatóságát teszteltük.



5.7. ábra. A kazettatok jobb oldalán található marker elhelyezkedése regisztráció előtt (balra), valamint regisztráció után (jobbra). A vetületi képeken végrehajtottunk egy körvonalkeresést, majd minden rácspontban a körvonalképek arra a helyre eső képpontjainak szórását számítottuk ki.

A regisztráció pontosságát vizuálisan ellenőriztük (5.7. ábra). Ez alapján elmondható, hogy az eredményképeken a markerek jól illeszkednek, a regisztrált képeken végrehajtott

rekonstrukció lényegesen jobb minőségű képeket eredményezett. További kismértékű javulást várhatunk, ha a markerek nem a kazettatokhoz, hanem a sínrendszerhez lennének rögzítve. A képalkotást végző munkatársainknak javasoltuk, hogy a jövőben próbálják ilyen körülmények között végezni a felvételeket.

5.5. Összefoglalás

A tapasztalatunk az, hogy a képpontok hasonlóságán alapuló módszerek, jelen esetben a kölcsönös információtartalom alapján jól használhatók multimodális orvosi és egyéb, nem orvosi jellegű képek illesztésére. Maga az illesztés teljesen automatikus, esetenként egy előfeldolgozó manuális maszkjelölésre lehet szükség. Különösen a markereket alkalmazó neutron tomográfiás alkalmazás esetében más megoldási mód is felmerülhet, például a markerek detektálásával és az így kinyert geometriai információ illesztésével. Egy ilyen megközelítés is teljesen automatizálható lenne, sőt ekkor maszkjelölésre sem lenne szükség és az algoritmus is várhatóan gyorsabb lenne. Hátránya, hogy egyedi programozást igényel, így a detektáló és illesztő rész kifejlesztése több időbe telik. Amennyiben a futási idő nem kritikus szempont, az automatikus módszer különösebb módosítás nélkül képes a feladat megoldására.

6. fejezet

Tűszűrásos műtéti beavatkozások kép-alapú tervezése és végrehajtása

A betegről készült képek a diagnózis felállítása mellett az egyes műtéti beavatkozások, terápiák megtervezésében és végrehajtásában is nagy segítséget nyújtanak. A képek készülhetnek a beavatkozást megelőzően vagy akár közben is. A regisztráció ilyen esetekben is kulcsszerepet játszik: meg kell határozni a geometriai kapcsolatot a fizikai tér és a kép koordináta-rendszere között, így a műtőeszköz képtartalomhoz viszonyított mozgása követhető vagy akár irányítható is a képen kijelölt célpontoknak megfelelően. A terület angol elnevezése változatos — CAS (*Computer Aided Surgery, Computer Assisted Surgery*), CAOS (*Computer Assisted Orthopaedic Surgery*), CARS (*Computer Aided Radiology and Surgery*), CIS (*Computer Integrated Surgery*), IGS (*Image Guided Surgery*) — de mindegyik elnevezés a számítógéppel támogatott műtéttervezésre és -végrehajtásra utal. Megjegyezzük, hogy az IGS olyan eljárásokat is jelenthet, amelyek esetében a beteg szervezetébe miniatűr kamera kerül, például endoszkópos vizsgálatkor, és az ez által közvetített valós idejű kép segíti az orvost a műtét pontos elvégzésében. Mivel ilyen esetekben nincs szükség regisztrációra, így ezekkel a dolgozatban nem foglalkozom.

A fejezetben először néhány alkalmazási területet mutatok be, majd a tűszűrásos terápiák kapcsán ismertetem a „célkiválasztás és kattintás” („*Point and Click*”) paradigmát. Ezután részletesen tárgyalásra kerülnek az erre a paradigmára épülő, lokalizációs kerettel támogatott tűszűrásos műtéttervezési és végrehajtási feladatok. A különböző berendezések figyelembe vételével egy egységes keretrendszert dolgoztam ki, ennek absztrakt és fizikai vezérlési szintjeit mutatom be. Kidolgoztam egy regisztrációs eljárást, ami tetszőleges lokalizációs keret használatakor képes a kép és a modell közötti illesztés meghatározására [74]. A regisztrációs eljárásnak a kijelölés pontatlanságára vonatkozó érzékenységet numerikus szimulációkkal vizsgáltam. Ezután bemutatok egy konkrét rendszert, ami az előzőleg bevezetett egységes keretrendszerre épül [23, 25]. A fejezet zárásaként két olyan munkát ismertetek, amelyek előkészítő lépéseiben vettem részt a Johns Hopkins Egyetemen (Baltimore, MD, Amerikai Egyesült Államok) tett tanulmányutam során, és melyek a regisztráció további izgalmas alkalmazási lehetőségeit mutatják be [26, 27, 28, 29, 67].

6.1. Alkalmazási területek

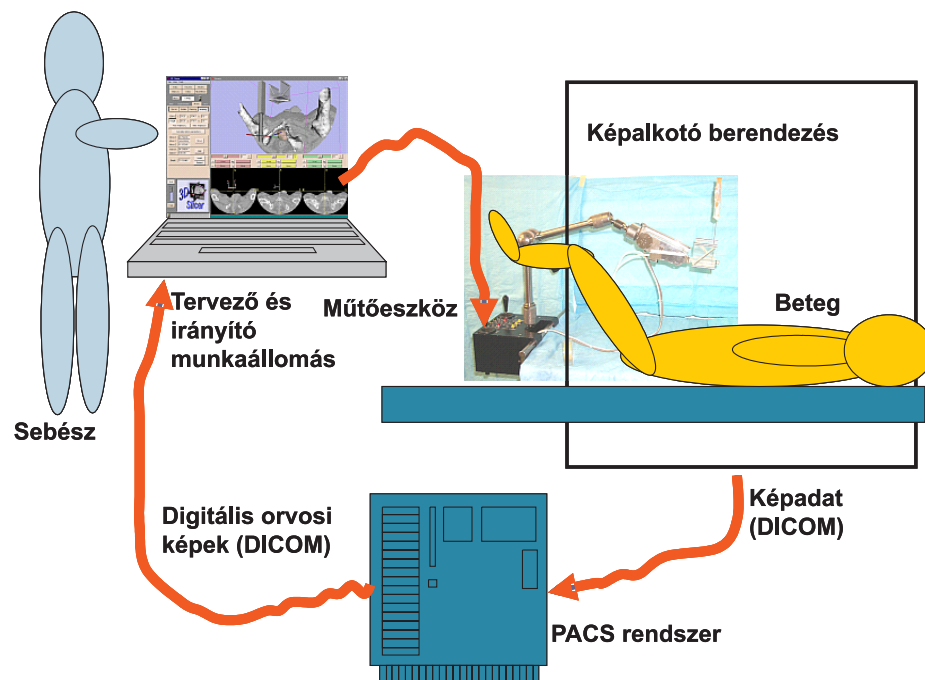
Számítógéppel megtervezett és végrehajtott technikák leggyakrabban traumatológiai beavatkozások (medencecsont-műtétek, térdműtétek, gerincműtétek), sztereotaxiás idegsebészeti vagy onkológiai eljárások és minimális beavatkozással járó tűszűrásos beavatkozások

(biopszia, brachyterápia) esetén használatosak.

A medencecsont törése esetén az orvos a műtét előtt megfelelő szoftver segítségével megtervezheti, hogy mely pontokon és hogyan érdemes csavarokkal rögzíteni az egyes részeket, és mechanikus modellek alkalmazásával tesztelheti a rögzítés jóságát [55]. A műtét végrehajtása közben egy kivetítőn ellenőrizheti, hogy tényleg a tervezettnek megfelelő helyre kerül-e a csavar, a rögzítés után pedig az ellenőrző 2D fluoroszkóp (röntgenátvilágító) képek illeszthetők a műtét előtti 3D CT képekhez.

A műtétségrehajtás sztereotaktikus keretek használatával a regisztrációs feladat egyik talán legrégebbi alkalmazása. A lényege, hogy a beteghez merev módon rögzítenek egy keretet, amely a koordináta-rendszert definiálja a beavatkozás során. Az első kísérletekre már az 1800-as évek vége felé sor került. Természetesen képalkotó eljárások akkor még nem álltak rendelkezésre, így jól azonosítható koponya- és arcjellemzők helyzetéhez képest próbálták az egyes agyi területek elhelyezkedését meghatározni, ezek alapján atlaszt készíteni. Mivel ezen jellemzők és az agyi struktúrák méret és elhelyezkedés szempontjából túlságosan is változatosak, így szinte kizárólagosan állatkísérletek történtek, a műveletet emberen végrehajtani túlságosan kockázatos lett volna. Az 1940-es évek második felében agyi érfejtéssel illetve agyvízterek feltöltésével meg tudtak már jeleníteni agyi régiókat, ezek felhasználásával pontosabb célzás történhetett. Az első ilyen beavatkozás emberen 1946-ban az Amerikai Egyesült Államokban történt, majd 1949-ben Lars Leksell alkotott egy, a műtőben egyszerűen használható berendezést. Az 1970-es években megjelenő 3D anatómiai képalkotó eljárások (CT, MR) tovább bővítették ezen eszközök felhasználási körét. Sztereotaktikus kereteket döntő többségében agyi beavatkozásokhoz használnak. Kifejlesztettek teljes testhez is kereteket, de ezeket szinte kizárólag radioterápiás eljárásoknál alkalmazzák, tényleges beavatkozással járó műtéteknél nem.

Bizonyos orvosi beavatkozásoknál — ilyen például a biopszia, a brachyterápia, elektróda bejuttatása az agyba, idegblokkolás, rádiófrekvenciás abláció — egyre nagyobb igény jelentkezik a minimális beavatkozással járó, pl. tűszűrásos megoldásokra [23, 25]. A nyílt műtétekkel szemben nagy előnyük, hogy sokkal kisebb traumát okoznak a betegnek, kevesebb időt kell a kórházban töltenie, rövidebb a felépülési idő, kisebb a fertőzés veszélye. Az orvos számára hátrány, hogy műtét közben nem látja a célterületet illetve a mozgástere is sokkal kisebb. Nincs szükség regisztrációra és a műtétet sem kell előre megtervezni amennyiben egy miniatűr kamera kerül a műtőeszköze, amely valós időben közvetíti a képet és az segíti az orvost a pontos végrehajtásban. Ilyen módszerekkel nem foglalkozunk a dolgozatban. A másik megközelítés az, hogy műtét előtt és/vagy közben készül 3D kép a betegről. A kép egy orvosi képparchiváló és továbbító (PACS) rendszeren keresztül, vagy akár közvetlenül a képalkotó berendezést vezérlő számítógépről egy munkaállomásra kerül. Az orvos a munkaállomáson a kép alapján megtervezi a beavatkozást: mely pontokon történjen a behatolás, milyen irányban, milyen mélyen. A megtervezett behatolási pályák szoftveres megjelenítésével eldönthető, hogy a kiválasztott irányban található-e kritikus, elkerülendő anatómiai terület, például artéria vagy csont. A jóváhagyott terv a munkaállomásról vezérelve elvégezhető, szükség esetén a végrehajtás egy gombnyomással felfüggeszthető. A beavatkozás után újabb felvétel készülhet a betegről, amelyen ellenőrizhető annak sikeressége. Amennyiben szükség van újabb tűszűrásra, az hasonló módon megtervezhető és végrehajtható. Ez a lépéssor a Johns Hopkins Egyetemen kidolgozott és a különféle tűszűrásos terápiák végrehajtásakor egységesen alkalmazott ún. „Célkiválasztás és kattintás” paradigma (6.1. ábra) [24].



6.1. ábra. „Célkiválasztás és kattintás” paradigma. (A kép forrása: CISST kutatócsoport, Johns Hopkins Egyetem.)

6.2. Lokalizációs kerettel segített tűszúrásos eljárások

A tűszúrásos terápiák tervezése és végrehajtása nagyon változatos lehet. Először azokat vizsgáljuk meg, amelyek a kép és a fizikai tér közötti illesztés megoldásához lokalizációs keretet használnak. Ilyen beavatkozásokat végezhetünk sztereotaktikus ívvel vagy robottal. A következőkben ismertetjük a műtétet végrehajtó eszközöket, meghatározzuk ezek közös vonásait. Ismertetjük a regisztráció menetét és kidolgozunk egy egységes keretrendszert a beavatkozások megtervezésére és vezérlésre. Végül bemutatásra kerül egy konkrét műtét-tervező és -végrehajtó rendszer, amely erre a keretrendszerre épül.

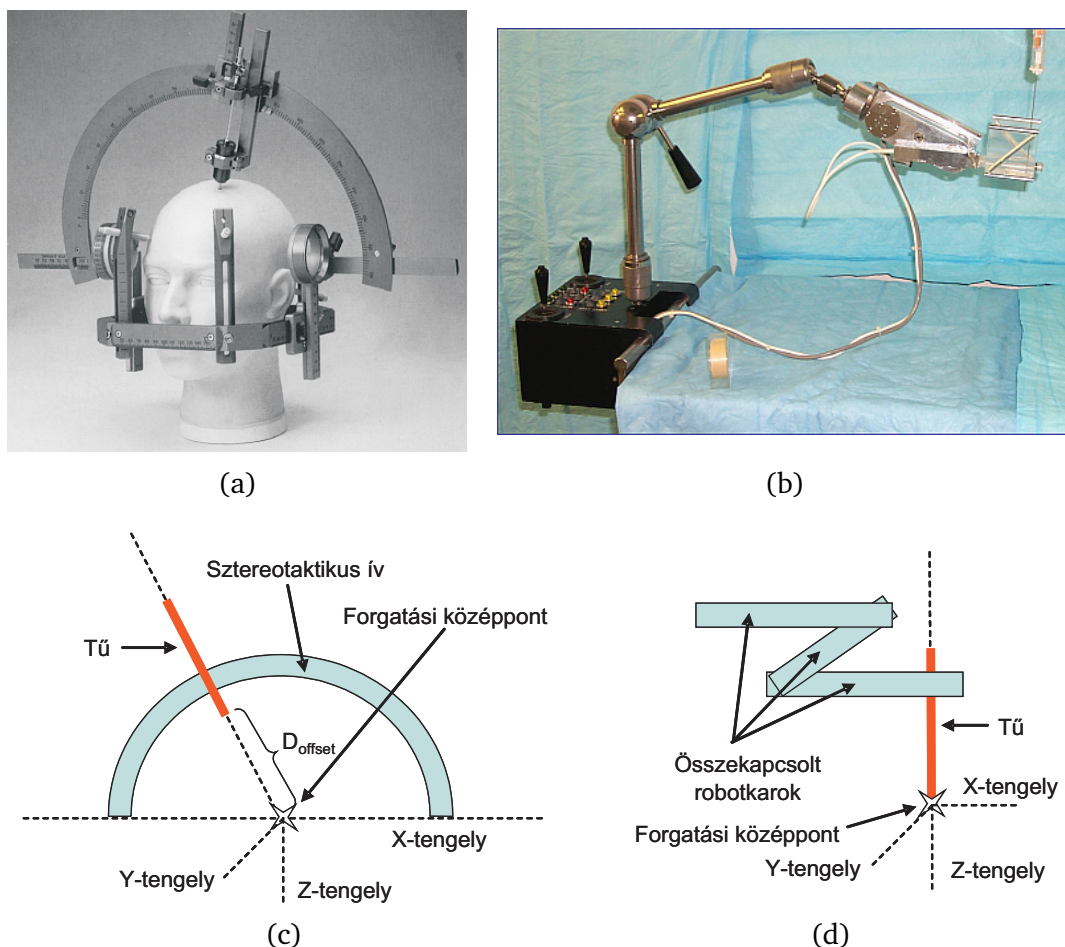
6.2.1. Az eljárások modellje

A sztereotaktikus keretek használatakor mereven rögzítenek a beteghez egy bázist, amely a koordináta-rendszert definiálja, és erre csatlakozik a tűszúrás végrehajtó sztereotaktikus ív. Ez az ív tartja a műtőeszközt, amely az ív mentén mozgatható, valamint az ív képes egy tengely körül elfordulni. Az eszköz adott mélységben beszúrható és visszahúzható. Az ív általában a bázishoz képest három térbeli irányban elmozgatható.

A műtét tényleges végrehajtását robot segítségével is elvégezhetjük. A robottól azt várjuk el, hogy képes legyen a műtőeszközt, általában a tűt egy pont körül (jellemzően a hegye körül) elforgatni, azt adott mélységben beszúrni és visszahúzni. Nem szükségszerű, de az eszköz térbeli mozgatása is hasznos lehet.

A biztonság növelése érdekében elvárjuk, hogy az eszköz térbeli mozgatása, annak elforgatása és beszúrása egymástól szétválaszthatóan, szekvenciálisan kerüljön végrehajtásra. A 6.2. ábra egy sztereotaktikus ívet és egy robotot mutat be.

A tűszúrásos eljárások tényleges végrehajtásakor szükséges, hogy a műtőeszköz helyzetét a beteghez, illetve a róla készült 3D felvételhez képest meghatározzuk és követni



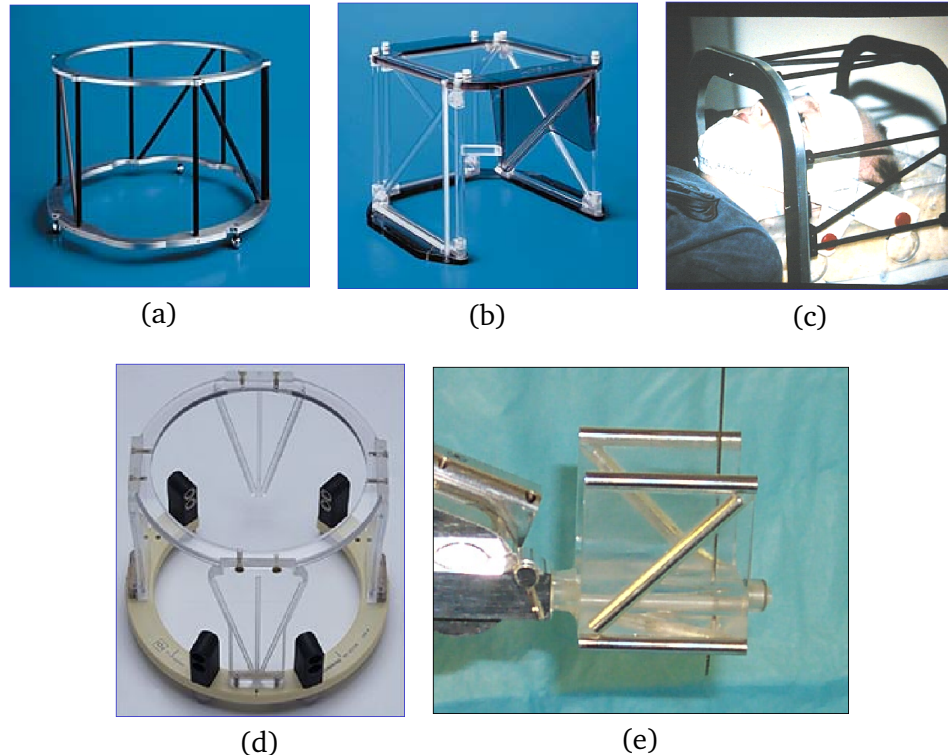
6.2. ábra. Leksell-féle sztereotaktikus ív (a), a 3 szabadsági fokkal rendelkező RCM robot (b), valamint ezek sematikus modelljei (c, d). A sztereotaktikus ív modelljénél a tűt az Y-tengely körül elforgatva ábrázoltuk, alaphelyzetben a Z-tengely irányában található.

tudjuk. Így válik lehetővé, hogy a képen kijelölt pontok koordinátáit a műtőeszköz fizikai terébe transzformálhassuk és kiszámíthassuk a mozgás paramétereit. A 2. fejezetben tárgyaltuk, hogy ehhez ismert geometriájú objektumokra van szükség, amelyek a képen is jól felismerhetők és a műtőeszközhöz viszonyított helyzetük egy előzetes kalibrációs eljárás eredményeképpen ismert. Egy másik megoldás lehet az, hogy követő eszközt használunk, de ezzel a változattal a dolgozatban nem foglalkozom.

Sztereotaktikus keretek esetén a különféle képalkotó berendezéseknek megfelelő lokalizációs keretek a bázishoz csatlakoznak. (Megjegyezzük, hogy a műtét előtti képek elkészítése után a keret helyére kerül a sztereotaktikus ív.) Robotok használatakor a lokalizációs keret nem a beteghez, hanem a robothoz van mereven rögzítve. A robot mozgatása mechanikusan történik, nagy pontossággal, így egy kezdeti regisztráció után ismert mozgásokat végrehajtva a beteghez viszonyított helyzete könnyen meghatározható. Az összegződő hibák miatt azonban érdemes időnként a regisztrációt újra elvégezni.

A lokalizációs keret általában olyan anyagból készült rudakból áll, amelyek az adott modalitású képen (MR, CT) jól láthatók (6.5. ábra). A rudak jól megválasztott egymáshoz viszonyított térbeli elhelyezkedése esetén a képtér és a rudak által definiált koordináta-rendszer közötti geometriai kapcsolat akár már egy metszeti kép alapján megállapítható. Ez

az alapja a klinikai gyakorlatban leggyakrabban használt kereteknek. Ilyen többek között a Cosman-Roberts-Wells (CRW), a Brown-Roberts-Wells (BRW) [14], a Leksell [45], a Kelly és a Leibinger-Fisher keret. Susil a BRW keret egy kicsinyített változatának használatát javasolta [66], amelyet sikeresen alkalmaznak a Johns Hopkins Egyetemen prosztata, vese, máj és gerinc robottal végrehajtott tűszúrásos terápiáinak kutatásához (6.3. ábra).



6.3. ábra. Különböző lokalizációs keretek. CRW CT (a), CRW MR (b), Kelly CT (c), Leibinger-Fischer CT (d), Susil CT (e).

Koordináta-rendszerek, regisztráció

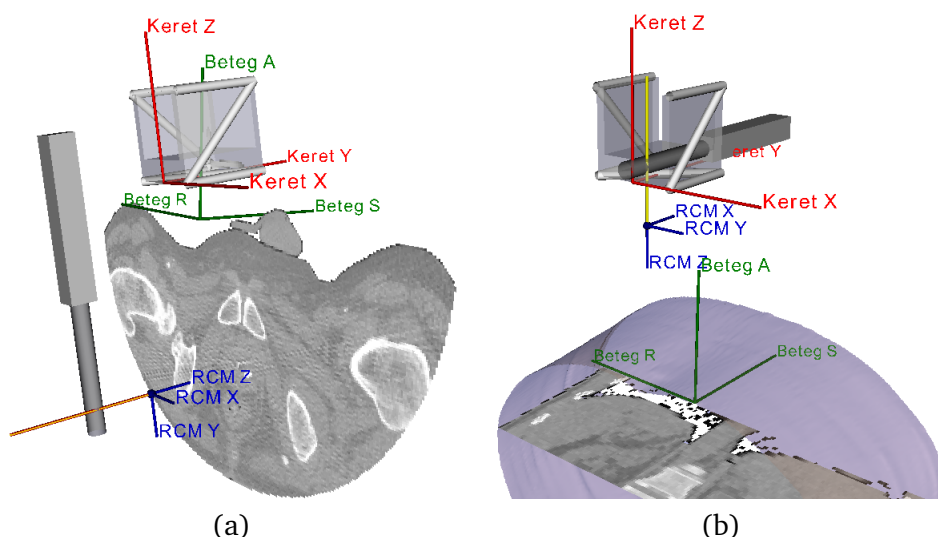
Bár az egyes berendezések felépítésükben jelentősen különbözhetnek egymástól, működésük elve nagyon hasonló. Három objektumot különíthetünk el, amelyek a saját koordináta-rendszerükben definiáltak.

Az egyik objektum a beteg, akit a róla készült 3D kép reprezentál. A kép egy három dimenziós mátrix, az egyes képpontokat megfelelő mátrixindexeléssel érhetjük el. Orvosi alkalmazásokban gyakran mégsem ezt, hanem a betegközpontú RAS (*Right-Anterior-Superior*) koordináta rendszert használják, amely figyelembe veszi a képpontok térbeli méreteit és a beteg fekvési helyzetét is. Ebben a koordináta-rendszerben kerülnek kijelölésre a célpontok. Erre a koordináta-rendszerre *BETEG* néven is hivatkozunk a későbbiekben.

A második objektum a tű vagy csőszerű eszköz, amit a betegbe kell juttatni. Feltételezzük, hogy az eszköz elforgatható az X- és Y-tengelyek körül, valamint hogy hosszanti tengelye kezdetben a koordináta-rendszer Z-tengelyével esik egybe és annak pozitív irányába néz. A szúrás mélység megállapításához szükséges, hogy az eszköz hegyének távolságát az origótól (a D_{offset} értéket) pontosan ismerjük. Erre a koordináta-rendszerre *RCM* néven hivatkozunk, a tűt a hegye körül elforgatni képes *RCM* (*Remote Center of Motion*) robot neve alapján.

A harmadik objektum a lokalizációs keret, amely jól meghatározható térbeli helyzetű rudakból áll. A rudak geometriáját ismertnek tételezzük fel, a koordináta-rendszerre KERET néven hivatkozunk.

A regisztráció feladata az ezen koordináta-rendszerek közötti kapcsolat megteremtése. A keret a műtőeszközhöz merev módon van rögzítve, így a $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RCM}}$ transzformációt az eszköz készítésekor kalibrációval, pontos méréssel meghatározhatjuk. A későbbiekben bizonyos időnként érdemes a kalibrációt ellenőrizni. A $T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{KERET}}$ transzformáció meghatározásához azt használjuk ki, hogy a kereten található rudak keresztmetszeti képei jól láthatók a betegről készült képen is. A képen meghatározzuk a rudak középvonalát reprezentáló pontthalmazokat a BETEG koordináta-rendszerben és ezeket illesztjük a KERET koordináta-rendszerben pontosan ismert rúd modellhez. Az illesztő algoritmust a következő alfejezetben ismertetjük. A 6.4. ábra a három koordináta-rendszer kapcsolatát mutatja be regisztráció után két különböző konfiguráció esetén.



6.4. ábra. A BETEG, a KERET és az RCM koordináta rendszerek kapcsolata különböző robot-konfigurációk esetén regisztráció után.

Absztrakt és fizikai vezérlési szint

Az előzőleg ismertetett egységes rendszerben megadhatjuk a műtéttervezés és -végrehajtás lépéseit. Ezt *absztrakt vezérlési szintnek* is nevezhetjük, mivel nem lényeges, hogy milyen tényleges fizikai eszköz milyen módon végzi el a lépéseket. Az alábbi algoritmus azt feltételezi, hogy az eszköz a tű térbeli mozgatására is képes. Amennyiben ez nem teljesül, a bementi pontot rögzítettnek tekintjük a 4. és 5. lépésekben.

1. $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RCM}}$, majd a $T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{RCM}} = T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RCM}} \cdot T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{KERET}}$ transzformáció meghatározása (regisztráció).
2. A műtőeszköz ENTRY bementi pontjainak és a TARGET célpontok kijelölése a képen a BETEG koordináta-rendszerben.
3. Minden egyes kijelölt behatolási pályára hajtsuk végre a 4–7. lépéseket.

4. A bementi pont és a célpont helyének átszámítása az RCM koordináta-rendszerbe:

$$\text{ENTRY}' = T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{RCM}} \cdot \text{ENTRY},$$

$$\text{TARGET}' = T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{RCM}} \cdot \text{TARGET}.$$

5. A műtőeszköz forgatási középpontjának az ENTRY' pozícióba mozgatásához szükséges T_X , T_Y , és T_Z paraméterek kiszámítása.
6. A műtőeszköz TARGET' célpont irányba állításához szükséges mozgási paraméterek számítása, feltételezve, hogy a műtőeszköz az ENTRY' pontban áll:

$$R_Y = \text{atan} \frac{\text{TARGET}'_X}{\text{TARGET}'_Z},$$

$$R_X = \text{atan} \frac{\text{TARGET}'_Y}{\sqrt{\text{TARGET}'_X^2 + \text{TARGET}'_Z^2}},$$

$$D = D_{\text{offset}} + \sqrt{\text{TARGET}'_Y^2 + \text{TARGET}'_X^2 + \text{TARGET}'_Z^2},$$

ahol R_Y és R_X a megfelelő tengelyek körüli elforgatási paraméterek, D pedig a szúrás mélysége, figyelembe véve a forgatási középpont és az eszköz hegyének távolságát (D_{offset}).

7. Paraméterek átadása a *fizikai vezérlési szintnek*: az eszköz pozícionálása és beszúrása a szükséges mélységig, az eljárás (például biopszia) elvégzése, majd az eszköz visszahúzása.

A fizikai vezérlési szinten a feladat az, hogy az RCM koordináta-rendszerben meghatározott műveleteket a műtőeszköz megfelelően végre is hajtsa. Ez a lépés a tényleges eszköz inverz kinematikájának ismeretében tehető meg. Az inverz kinematika adja meg, hogy például a sztereotaktikus keret esetén az orvosnak hogyan kell beállítania a berendezést (a bázis egyes tengelyei mentén milyen eltolási értékeket kell alkalmazni, az ívet és a műtőeszközt hogyan kell elforgatni), vagy robot esetén az egyes robotkaroknak milyen mozgást kell végezniük. Ez nem feltétlenül egyszerű feladat, az eszköz egyes részei (például a robot karjai) nem mindig függetlenek egymástól, illetve az eszköz koordináta-rendszere nem feltétlenül egyezik meg az absztrakt modellben használttal.

6.2.2. Regisztrációs módszer

A regisztráció feladata a $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RCM}}$, majd ennek segítségével a $T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{RCM}} = T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RCM}} \cdot T_{\text{BETEG} \rightarrow \text{KERET}}$ transzformáció meghatározása. Susil az általa javasolt kerethez adott megoldást [66], amihez egy képszeleten a kerethez tartozó mind a hét rúd metszetének jól azonosíthatónak kell lennie. Lee tetszőleges rúd-konfigurációra oldotta meg a problémát, ráadásul nem is követeli meg az összes rúd metszetének azonosítását [44]. Ezek a módszerek egyetlen keresztmetszeti kép alapján határozzák meg a transzformációkat. Ennek magyarázata az, hogy a műtéttervezéshez gyakran használt hagyományos CT képalkotó berendezések esetén a képalkotás lassú, valamint a szükségesnél nagyobb számú képszelet készítése növeli a beteg sugárterhelését. Hátránya, hogy ha a kérdéses képszeleten nem ábrázolódik jól a célterület, akkor újabb kép készítésére van szükség, másrészt egyetlen

képszelet használatával nem lehet jól kihasználni a műtéttervezés adta előnyöket. A modern többdetektoros spirál CT-k használatával gyorsan kapunk többszeletes eredményt, a sugárterhelés alacsonyan tartása mellett. Több szelet használatakor viszont nem elegendő az illesztést egyetlen képszelet alapján elvégezni, mivel a kijelölés pontatlansága miatt akár kismértékű forgatási hiba esetén is elfogadhatatlanul nagy elteredéseket kaphatunk a távolabbi képszeleteken.

Ennek figyelembe vételével kifejlesztettünk egy iteratív algoritmust, amely 3D pontthalmazokat illeszt 3D egyenesekhez [74]. A rudakat térbeli egyenesekkel modellezzük. A rudak keresztmetszeti képeinek súlypontjait manuális vagy félautomatikus módszerrel azonosítjuk a képszeleteken. Akár a rudak egy részének (a rudak konfigurációjától függően 3 vagy 4 darab) keresztmetszetét tartalmazó egyetlen képszelet is elegendő lehet az illesztés meghatározásához. Ennél több rúd-keresztmetszet és képszelet használata jelentősen javíthatja az illesztés pontosságát. A pontok kijelölésekor meg kell azt is adnunk, hogy melyik rudat reprezentálják.

Legyen n az egyenesek száma és m_i ($i = 1, \dots, n$) az i -edik egyenest reprezentáló kijelölt pontok száma. Az L_i egyenest két tetszőleges, de nem egybesző $k_i = (k_i^x, k_i^y, k_i^z) \in \mathbb{R}^3$ és $l_i = (l_i^x, l_i^y, l_i^z) \in \mathbb{R}^3$ pontjával adjuk meg. Ezeket egy előzetes kalibrációs eljárás vagy pontos mérés eredményeként ismertnek tekintjük. Legyen $p_{ij} = (p_{ij}^x, p_{ij}^y, p_{ij}^z) \in \mathbb{R}^3$ az i -edik egyenest reprezentáló j -edik ($j = 1, \dots, m_i$) pont. Jelölje $T : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ a keresendő merev-test transzformációt. Az optimális T transzformáció meghatározásához a következő költségfüggvényt kell minimalizálnunk:

$$\psi(T) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \text{dist}(T(p_{ij}), L_i)^2,$$

ahol $\text{dist}(q, L_i)$ egy tetszőleges $q = (q^x, q^y, q^z) \in \mathbb{R}^3$ pont és az L_i egyenes távolságát adja. Ennek számítási módja:

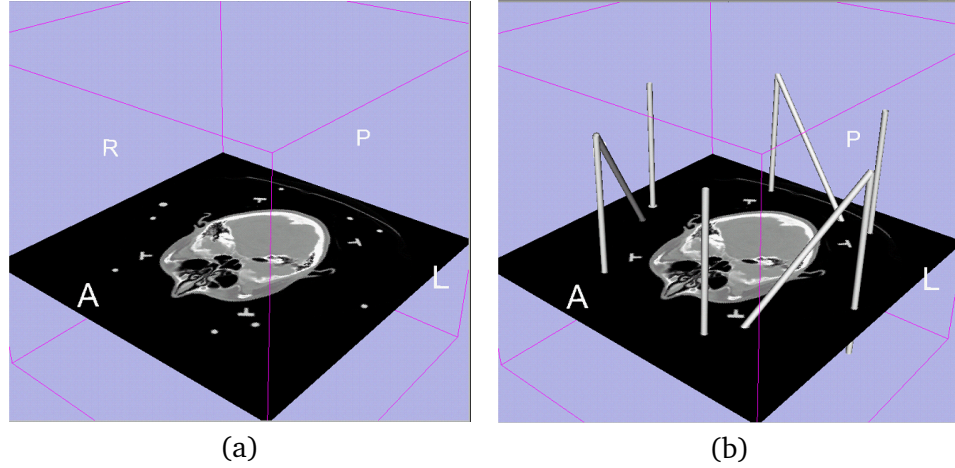
$$\begin{aligned} x_1 &= l_i^x - k_i^x, & y_1 &= l_i^y - k_i^y, & z_1 &= l_i^z - k_i^z, \\ x_2 &= q^x - k_i^x, & y_2 &= q^y - k_i^y, & z_2 &= q^z - k_i^z, \\ \text{dist}(q, L_i) &= \frac{\sqrt{(y_1 \cdot z_2 - z_1 \cdot y_2)^2 + (x_1 \cdot z_2 - x_2 \cdot z_1)^2 + (x_1 \cdot y_2 - x_2 \cdot y_1)^2}}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2 + z_1^2}}. \end{aligned}$$

A költségfüggvény minimalizására a Powell-féle optimalizáló eljárást alkalmaztuk [61]. A módszert valós adatokon CRW és Susil-féle keretek illesztésekor használtuk, egy ilyen eredményt mutat a 6.5. ábra.

A Susil-féle keretet felhasználó alkalmazásunk fantomokon végzett validációjakor a teljes műtétvégrehajtó rendszer hibáját mértük. Ez a hiba együttesen tartalmazza a kijelölés pontatlansága miatt a regisztrációból származó hibát, a robot kalibrálásából és mozgatásából származó eltéréseket, valamint a műtét végrehajtása közben a beteg és a tű súrlódásából származó hibákat. A regisztrációs módszer érzékenységet a kijelölés pontatlanságára numerikus szimulációval vizsgáltuk.

Mivel a gyakorlatban a Susil-féle keretet használtuk, így ennek egy valós alkalmazását vettük alapul. A rudak középvonalai egy 6 cm oldalhosszúságú kocka bizonyos élei és lapátlói mentén találhatók (6.3. (e) ábra).

A pontkijelölés modellezését a betegközpontról RAS koordináta-rendszerben végezzük. Egy ismert $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RAS}}$ transzformáció alkalmazásával a keretet egy alkalmas helyre transzformáljuk, majd a képalkotást modellezendő meghatározzuk a rudaknak tetszőleges számú



6.5. ábra. CT képszelet a CRW keret rúdjaainak keresztmetszeti képeivel (a) és a regisztrált geometriai modelljével együttesen megjelenítve (b).

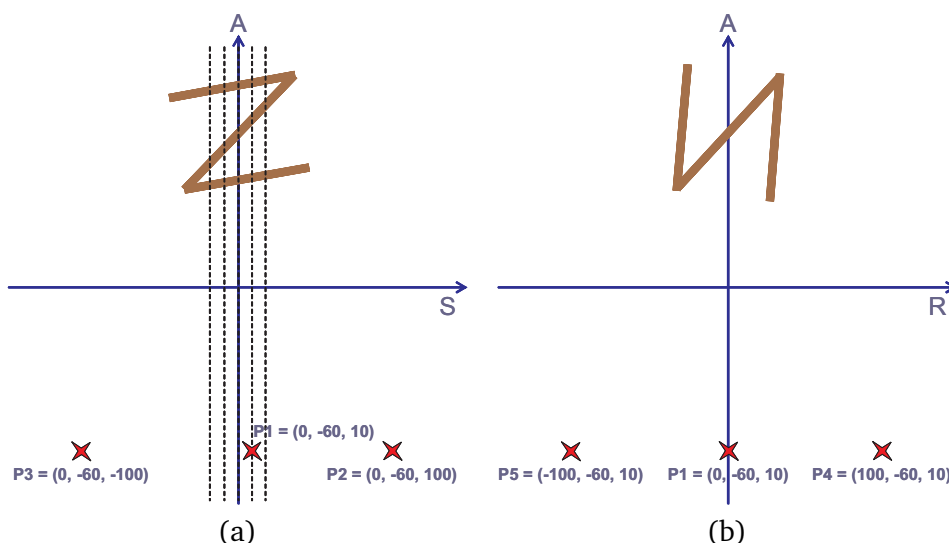
síkkal vett keresztmetszeti pontjait. Az általánosság megszorítása nélkül feltételezzük, hogy ezek a síkok párhuzamosak az RA-síkkal. A kijelölés pontatlanságát σ -szórású normális eloszlású zaj hozzáadásával modellezzük. Mivel a pontokat mindig képszeleteken jelöljük ki, ezért elegendő ezt az R és A irányok mentén elvégezni. Orvosi képek esetében a szeletszintű felbontás a két irány mentén rendszerint megegyezik, így ugyanazt a σ szórásértéket használhatjuk. Ezután a zajjal terhelt keresztmetszeti pontok és a keret modelljének illesztésére kerül sor a $T_{\text{RAS} \rightarrow \text{KERET}}$ transzformáció meghatározásával.

A transzformáció hibáját véges számú, a műtét végrehajtásakor fontos $\{V_1, \dots, V_j\}$ pontban számítjuk, a következő módon:

$$TRE_{V_i} = \|V_i - T_{\text{RAS} \rightarrow \text{KERET}} \cdot T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RAS}} \cdot V_i\|.$$

Egy valós konfigurációt a paraméterek következő rögzítésével közelítettünk (6.6. ábra). A keret elhelyezését a $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RAS}} = T_{\text{up}} \cdot R_{\text{rot}} \cdot R_{\text{R-orient}} \cdot T_{\text{center}}$ transzformációsorozat alkalmazásával értük el. Itt a T_{center} a keret súlypontját az RAS koordináta-rendszer középpontjába viszi, az $R_{\text{R-orient}}$ az R-rengely körül -90° -kal elforgatja. (Megjegyezzük, hogy a negatív elforgatási érték az óramutató járásával megegyező irányt jelent, a pozitív érték azzal ellenkezőt.) Ezzel a két lépéssel azt értük el, hogy a keret orientációja nagyjából megfelel egy valós prosztatabiopsziás műtéti szituációnak. Mivel a keret az RAS-rendszerben kisebb-nagyobb mértékben megdőntve látszik, ezt a hatást az R_{rot} alkalmazásával érjük el, ami esetünkben az R-tengely körüli 10° -os, majd az A-tengely körüli 5° -os elforgatást jelent. Az RAS-rendszer középpontjában rendszerint a beteg helyezkedik el, a keretet ezért 6 cm-rel feljebb mozgatjuk a T_{up} transzformációval. Látható, hogy az optimális illesztés keresésekor a kiindulási identikus transzformációtól meglehetősen eltérőt kell az algoritmusnak megtalálnia. A kijelölés pontatlanságához $\sigma = 1$ szórású zajt választottunk. Öt metsző síkot alkalmaztunk, amelyek az s-tengelyt a 0, 10, 20, -10 , -20 pontokban metszik, ezekre rendre $S_1, \dots, S_5$ néven hivatkozunk. A keret pozícióját figyelembe véve ezek a síkok biztosítják, hogy mindegyikükön látható minden rúd keresztmetszeti képe. Ezen síkokból három konfigurációt hoztunk létre. Az elsőben csak az S_2 sík szerepel, a másodikban az S_2 és az S_5 , a harmadikban pedig mindegyik.

Összesen öt ellenőrző pontot választottunk ki, amelyek a $T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RAS}}$ transzformáció végrehajtása után az RAS koordináta-rendszerben olyan helyen találhatók, amelyek fontosak lehetnek a műtét végrehajtásakor. A $P_1 = T_{\text{KERET} \rightarrow \text{RAS}} \cdot V_1$ pont az S_2 síkon található, a



6.6. ábra. A numerikus szimuláció modellje. Az RAS koordináta-rendszer SA (a) és RA (b) síkok szerinti szemléltetése. A metsző síkokat szaggatott vonalak jelzik.

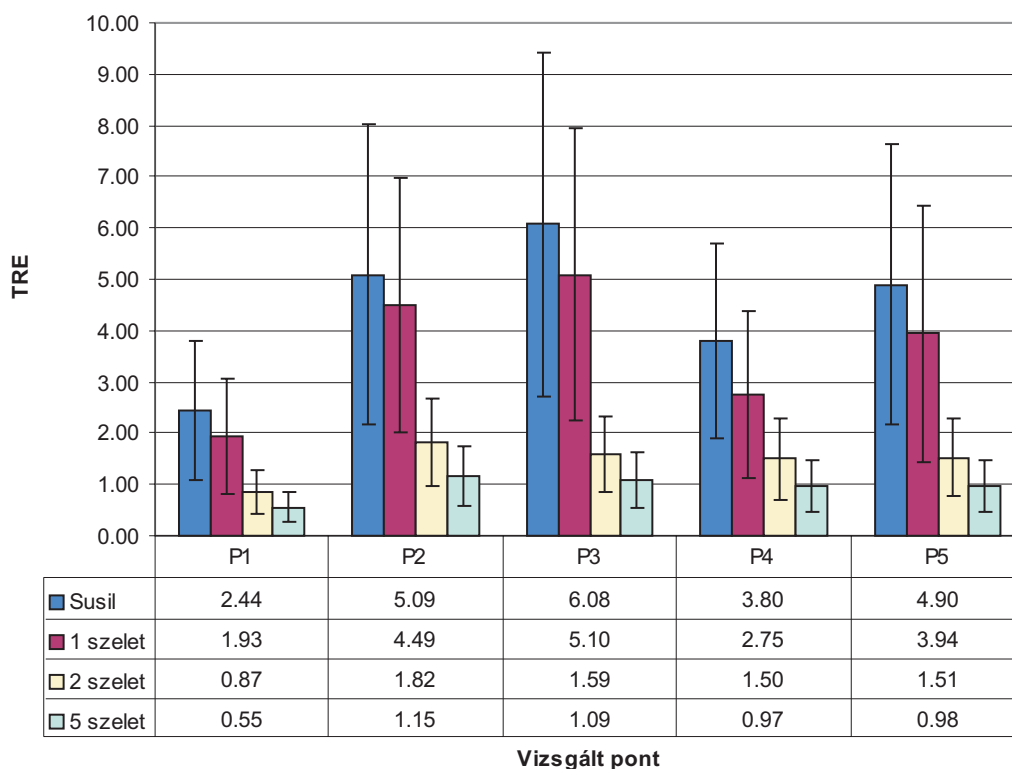
$(0, -60, 10)$ pozícióban. A P_2 és P_3 ugyanezen magasságban, csak 9 egységgel előre és 11 egységgel hátrább, a P_4 és P_5 pontok pedig P_1 -től balra és jobbra 10 egységgel. A P_1 pont reprezentálja a műtét célpontját. A P_2 egy lehetséges célpont akkor, ha a keretet valamilyen okból nem tudjuk a célpont fölé juttatni (a berendezés ott fizikailag „nem fér el”). A P_3 pont illesztésének pontossága azért fontos, hogy tudjuk, a műtéti terv elkészítésénél mennyire megbízható a behatolási pálya ellenőrzése. A P_4 és P_5 pontokkal azt vizsgáljuk, hogy egy képszeleten hogyan változik a regisztrációs hiba, amennyiben az A-tengelytől távolodunk.

A szimulációt minden vizsgálatkor ezerszer futtattuk le. Módszerünk eredményeit összehasonlítottuk a Susil által javasolt, egy képszeletet felhasználó direkt módszerrel is, amikor is a S_2 síkot vizsgáltuk. Az eredményeket a 6.7. ábra mutatja.

Első ránézésre meglepő lehet, hogy az iterációs módszer hibája még egy képszelet alkalmazása esetén is kisebb a direkt módszerénál. Ennek magyarázata az, hogy a direkt módszer a metszéspontok által definiált irányokat és távolságarányokat használja fel, és ez a megközelítés jóval érzékenyebb a kijelölés pontatlanságára, mint egy legkisebb négyzetes módszer. Az is jól megfigyelhető, hogy már két képszelet felhasználásával is jelentős javulást lehet elérni.

Megjegyezzük, hogy a pontatlanság modellezésénél az 1 mm-es szórásérték elég nagy. Figyelembe véve, hogy például a CT képalkotás esetében 0,5–1 mm körüli a szeletszintű felbontás, ez 1–2 képpontnyi hibát jelent. Mivel a rudak keresztmetszeti képein a súlypont meghatározása automatikus módszerrel, szubpixeles ábrázolással történhet, várhatóan a kijelölési hiba ennél jóval kisebb lesz. Bár ezt az eredményt itt nem részletezzük, többféle σ érték alkalmazásával azt tapasztaltuk, hogy a pontalapú módszerek hibaanalízisének megállapított, a várható illesztési hibának a kijelölés pontatlanságától való egyenes arányú függése itt is teljesülni látszik.

A kétféle megközelítés, a direkt és az iteratív módszer között az előző javára a futási idő dönthet. Méréseink alapján egy 3Ghz-es processzorral rendelkező átlagos asztali számítógépen egy illesztés nagyjából $1,6 \cdot 10^{-5}$ másodpercig tartott a direkt módszer használatakor, míg 0,07–0,16 másodperc között volt az iteratív módszernél 1 illetve 5 szelet alkalmazása esetén, amely nagyjából 10^4 -es eltérés. A gyakorlati probléma jellegéből adódóan azonban ez sem zárja ki az iteratív módszer alkalmazhatóságát, mivel az illesztés rendszerint a mű-



6.7. ábra. A várható TRE hiba és annak szórása a numerikus szimuláció eredményeként a vizsgált pontokban, különböző módszerek és konfigurációk esetében.

téttervezést megelőző lépés, amit csak egyszer kell végrehajtani. Ráadásul ennek előkészítő lépése, a pontok (manuális, félautomatikus vagy akár automatikus) kinyerése ennél jóval több időt igényel.

6.2.3. Prostatata és hasi biopszia RCM robottal

Elkészítettem egy műtéttervező és -végrehajtó alkalmazást, amely az előzőleg bemutatott egységes keretrendszerre épül. A betegről CT képek készülnek, amelyen a lokalizációs keret is látható, a tű mozgását az RCM robotcsalád végzi. A műtéttervező alkalmazást a nyílt forráskódú, szabadon felhasználható Slicer programcsomag moduljaként valósítottuk meg [34], amelyet az Amerikai Egyesült Államok-beli MIT, a Brigham and Women's Hospital és a Johns Hopkins Egyetem közösen fejleszt.

Fizikai eszközök

Az eljárás tetszőleges CT berendezéssel képes együttműködni, mivel csak képi adat alapján történik a regisztráció és a műtétvégrehajtás is, így nincs szükség a berendezés speciális képességeinek (például a pozicionáló lézerek) használatára. Az RCM robotok moduláris felépítésűek, a mozgásokat az egyes modulok elkülönítve hajtják végre. Mindegyik robot rendelkezik egy ún. RCM résszel, amely a tű két tengely körüli elforgatására képes [17, 79], valamint egy tűbeszűrő és visszahúzó modullal [63]. Egyes robotok ezentúl képesek az

eszközt a térben három tengely mentén mozgatni. Amennyiben ez a komponens nem áll rendelkezésre, a képközpontozást és a műtétet megelőzően manuálisan kell a robotot a bementi pontra állítani. A műtét célterülete alapján (prosztata vagy hasi terület) a felépítésük is különbözik, ezeket a konfigurációkat a 6.4. ábra mutatja be. Ezen robotok nagy előnye, hogy kis méretűek (egy bőröndben elférnek, súlyuk 15 kg), valamint gyorsan és könnyen összeszerelhetők.

Regisztráció

A robothoz a BRW-keret Susil által javasolt módosított változata került merev módon rögzítésre. A regisztrációhoz a kerethez tartozó rudak keresztmetszeti képeinek középpontjait kell meghatározni egy vagy több képszeleten, ami manuális vagy félautomatikus módon is történhet. A manuális módszer teljes szabadságot biztosít a felhasználónak, míg a félautomatikus esetben elegendő a hét rúd közül hármat azonosítani (a 6.8. ábrán az U alakban elhelyezkedő pontok közül a bal felsőt, a bal alsót és a jobb alsót), a többi az őket összekötő egyenes vonalszakaszok iránya szerint automatikusan detektálható. Szintén beállítható, hogy a kijelölés után a program automatikusan finomítsa a kijelölt pozíciót a rúd keresztmetszeti képeinek súlypontjára. (Ekkor kihasználhatjuk azt a tényt, hogy a rudak olyan anyagból készülnek, amelyek a keret többi részénél jóval nagyobb intenzitásértékkel jelennek meg a képen, így ezeket egy egyszerű küszöböléssel megkaphatjuk.) Miután egy szeleten kijelöltük mind a hét pontot, a további szeleteken már egy gombnyomásra eredményt kaphatunk, feltételezve, hogy a szomszédos szeleteken a rudak keresztmetszetének pozíciói csak kismértékben térnek el egymástól. Ez a gyakorlatban teljesül is. Ekkor elegendő egy lokális környezetben a rudak keresztmetszeteit megtalálni és azok súlypontjait meghatározni. A pontok meghatározása után a regisztrációs lépés végrehajtható. A regisztráció paneljét és a pontok kijelölését egy CT képen a 6.8. ábrán láthatjuk.

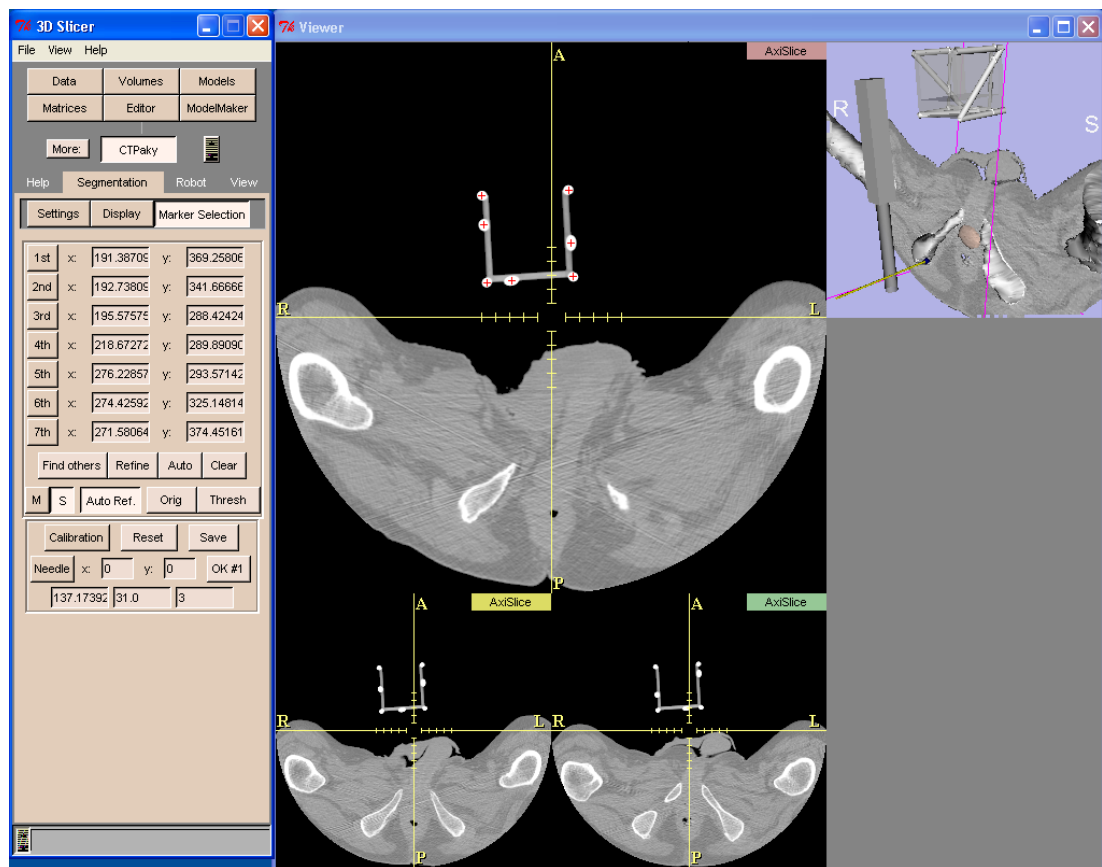
Műtéttervezés

A műtéttervező modulban a CT képek megfelelő pontjaira kattintva kijelölhetők a célpontok, illetve amennyiben a robot képes a tű térbeli mozgatására, a bementi pontok is. A 3D modellező térben megjelenik a behatolási pályák iránya, így vizuálisan ellenőrizhető, hogy nem kereszteznek-e elkerülendő területet (csontok, artériák). Az ellenőrzést segítik a Slicer képmegjelenítő képességei: felszínmodelleket hozhatunk létre például csontozathoz, bőrfelszínhez azok szegmentálása után, valamint a 3D modellező térben megjeleníthetjük a CT kép szeleteit tetszőleges orientáció szerint. A behatolási pályák igény szerint módosíthatók, törölhetők, sorrendjük megváltoztatható.

Műtétvégrehajtás

A megtervezett és elfogadott műtéti tervet az alkalmazás segítségével végre is hajthatjuk. Minden egyes behatolási pályára kiszámítjuk a mozgási paramétereket az absztrakt vezérlési szinten, majd a mozgatási, az elforgatási és a beszúrási parancsokat elkülönítve, sorban egymás után adjuk ki a fizikai szintnek (6.9. ábra). Probléma esetén a művelet így tetszőleges ponton megállítható. Amennyiben a robot mozgása nem megfelelő, akkor az a robot vezérlő paneljéről, vagy a vezérlő szoftveren keresztül egy vészgomb megnyomásával megállítható.

A fizikai vezérlést a Johns Hopkins Egyetemen kifejlesztett *Modular Robot Control* (MRC) függvénykönyvtár végzi, amely egy hordozható C++ osztálygyűjteményt biztosít elosztott



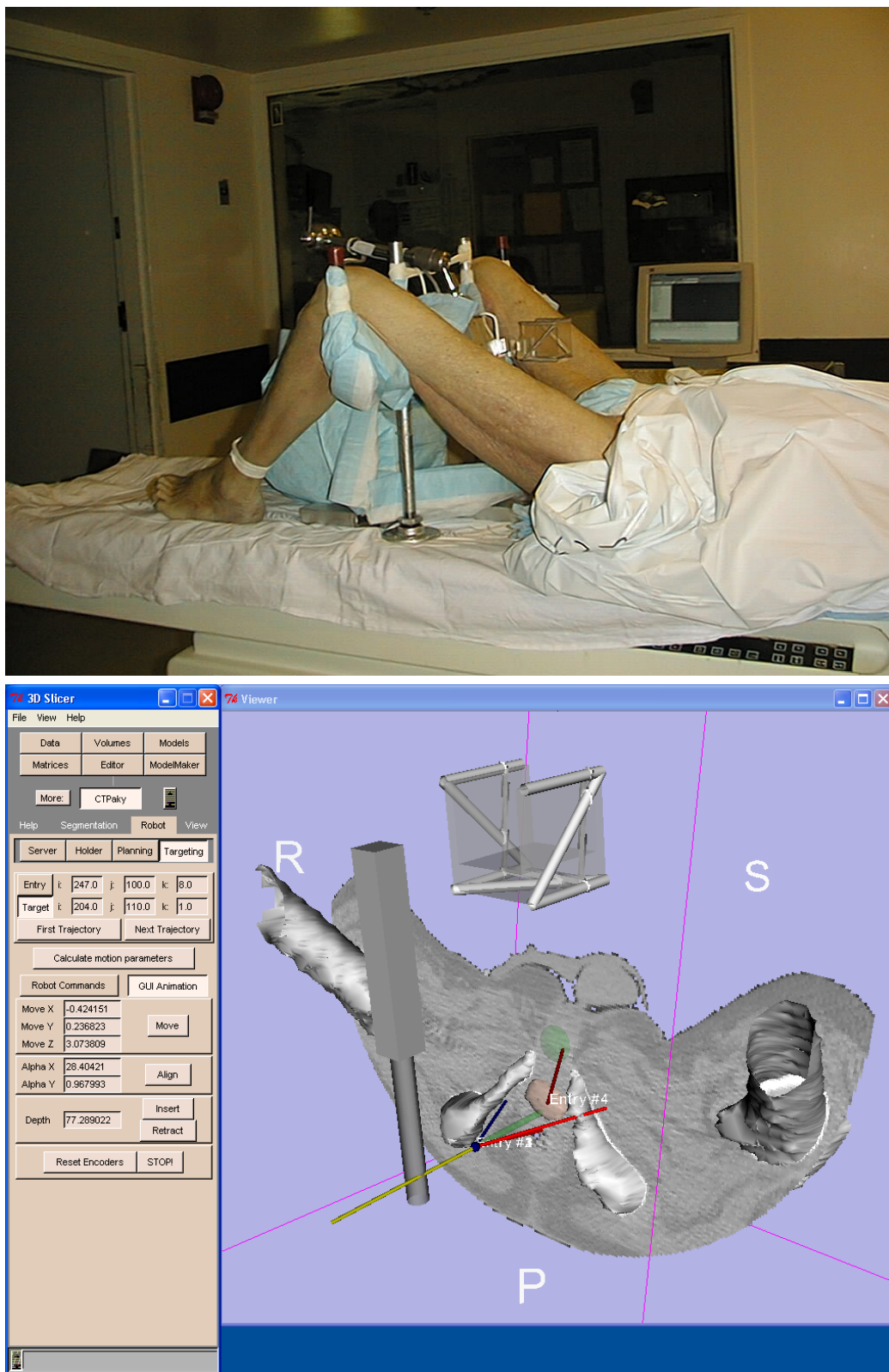
6.8. ábra. A regisztráció panelje, valamint a CT képadat a rudak keresztmetszeti képeinek kijelölt középpontjaival.

és moduláris robotvezérlésre [16]. Rendelkezik kinematikai és inverz kinematikai számításokkal különböző robotkonfigurációk esetére (ezek paramétereit konfigurációs fájlból képes beolvasni), illetve a robotkarok mozgását közvetlenül is vezérelhetjük. A vezérlés történhet a műtétvégrehajtó modulból vagy az MRC hálózati és távoli eljáráshívási (*RPC – Remote Procedure Call*) képességeit kihasználva távolról is. Ez utóbbi esetben a vezérlés és a végrehajtás elkülöníthető egymástól.

Kísérletek eredményei

A rendszer elő-klinikai tesztelése fantomokon történt [25]. Három különböző kísérletet hajtottunk végre. Minden kísérletben 6 különböző irányú szúrásra került sor. Az első esetben a tű hegyétől 5–8 cm távolságra található célpontot kellett eltalálni úgy, hogy a tű szabadon a levegőben mozoghatott. A második kísérletben egy sárgadinnyében, a harmadikban pedig egy prosztatata fantomban elhelyezett 2 mm átmérőjű acélgolyók voltak a célpontok. Az ellenőrzés 1,5 mm szeletvastagságú CT képeken történt. Ez elegendő a rendszer alkalmazhatóságának vizsgálatára, de 1 mm alatti hibamérésre nem ad lehetőséget.

Az első kísérletben átlagosan 1 mm körüli eredményt sikerült elérni. A másodikban az orientációs hiba 1° körüli, a szúrás után a tű hegye átlagosan 1,5 mm-nél valamivel nagyobb távolságra került a céltól. A prosztatatafantom esetében átlagosan $1,6^\circ$ -os orientációs hibát és 2,5 mm körüli távolságtérítést mértünk. A hiba az egymás utáni tűszúrásokkor egyre nőtt, amit a tűre ragadó anyagok, testnedvek okoznak.



6.9. ábra. A műtő fizikai tere (felül), valamint a betegről készült CT kép, a csontozat felszínmodellje, a műtőeszköz modellje és a behatolási pályák együttes megjelenítése a műtétvégrehajtás vezérlésekor (alul).

Az eredmények azt erősítik meg, hogy a hiba elsődlegesen a tű és a szövetek kölcsönhatásából adódik. Valós beavatkozásoknál további problémát okozhat a prosztata elmozdulása a tűszúrás közben, illetve a beteg elmozdulása a CT felvétel és a műtéti terv elkészítése után. Az előbbi probléma bilaterális rögzítőtükk segítségével megoldható. A beteg megfelelő rögzítésével az elmozdulása elhanyagolható mértékűre csökkenthető a legtöbb esetben. Ezzel a feltételezéssel éltünk is a kísérletek során. Amennyiben ez nem elfogadható, a beteg elmozdulásának észlelésekor új CT kép készítésével a regisztrációt újra lehet számítani, vagy követők használatára lehet szükség.

Az eredmények azt mutatják, hogy a rendszer alkalmas lehet tűszúrásos prosztatabeavatkozások végrehajtására, illetve átalakítható másfajta tűszúrásos klinikai alkalmazásokhoz.

6.3. Egyéb tűszúrásos beavatkozások

Az előző részben ismertetett módszer, vagyis a műtétet végrehajtó robothoz merev módon rögzített lokalizációs keret jól használható rendszert biztosít CT képalkotás esetén. Ebben a részben két másfajta megközelítést ismertetünk. A CT-hez és az ultrahanghoz viszonyítva az MRI jobb minőségben jeleníti meg a lágy szöveteket, így azon a prosztata és annak elváltozásai is sokkal jobban észlelhetők. MRI használatakor azonban újfajta kihívásokkal kell szembenéznünk, ezeket ismertetjük először. Végül egy olyan rendszert mutatunk be, amely kiaknázza egy klinikumban használt, ultrahangon alapuló tervező és végrehajtó rendszer és a robottal végrehajtott tűszúrás egyesített előnyeit.

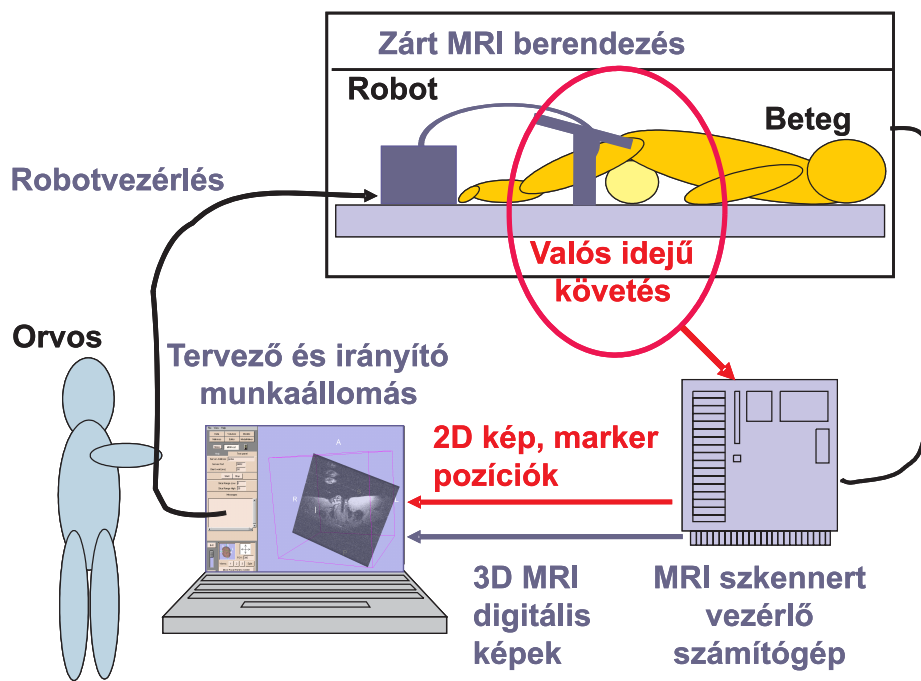
6.3.1. Prosztata biopszia valós idejű MRI képalkotással

A prosztata tűszúrásos terápiái során a klinikumban talán leggyakrabban alkalmazott képalkotó technika az ultrahang. Előnye, hogy más technikákkal összehasonlítva olcsó, könnyen használható, és valós idejű képet ad a műtét célterületéről. Hátránya, hogy a gyengébb térbeli felbontása és zajossága miatt a lágy szövetek nehezen különböztethetők meg egymástól, valamint hogy a szabadkézzel végrehajtott biopszia találati aránya alacsony. Az előző részben ismertetett CT képalkotáson alapuló eljárás jól alkalmazható, ha a célterület nem mozdul el számottevően a beavatkozás során. Jó térbeli felbontóképessége miatt előzetes műtéti terv elkészítésére van lehetőség a behatolási pályák megtervezésével. A prosztata környéki lágy szövetek határai viszont gyakran itt is nehezen ismerhetők fel. Erre a célra legalkalmasabb az MRI képalkotás lenne, ami a lágy szövetek jó minőségű megjelenítésére képes. Egy előnyös megoldás tehát a három megközelítés egyesítése lehetne. Ekkor egy előzetes 3D MRI képen megtervezhetjük a terápiát, a végrehajtás közben pedig valós időben 2D MRI képeket kapunk, ahol ellenőrizhetjük és követhetjük a műveletet.

Az MRI alkalmazásakor viszont újabb problémákkal kell szembenéznünk. Egyrészt képalkotáskor a beteg egy szűk csőben fekszik, ahol kevés a hely a műtétvégrehajtó eszköznek. A legnagyobb gondot mégis az állandó erős mágneses mező jelenti, ami kizárja az elektronikus és ferromágneses eszközök használatát. Tanulmányutam során egy olyan komplex rendszer megtervezésében és alkalmazásának első kísérleteiben vettem részt, ami ezt a célt igyekszik megvalósítani [7, 26, 27, 29, 42, 67]. Az összetett munka egyes részfeladatait a 6.10. ábra szemlélteti.

Szükséges volt egy olyan új robot megtervezésére, ami csak műanyagból készül, így az irányítása sem elektronikus [42]. A műtétet végrehajtó rész egy tokban található, ezen belül a tű két irányban mozgatható, tengelye körül elforgatható, valamint adott mélységben

beszúrható. A vezérlés mechanikus elven történik, amit az orvos kézzel végez. A műtét végrehajtásakor a beteg megemelt csípővel hason fekszik és a tok a rektumon keresztül közelíti meg a prosztatát. A kényelmetlensége ellenére ez azzal a jótékony mellékhatással is jár, hogy a prosztata mozgástere kisebb lesz, kevésbé tud elmozdulni.



6.10. ábra. „Célkiválasztás és kattintás” paradigma a valós idejű MRI prosztata biopszia munka esetében. (A kép forrása: CISST kutatócsoport, Johns Hopkins Egyetem.)

A robot követése aktív markerek segítségével történik három apró tekercs alkalmazásával, amelyek helyzetét az MRI készülékkel pontosan meg lehet határozni [26, 67]. A műtét közben a valós idejű 2D MRI képalkotás helye is ezen pozíció alapján kerül meghatározásra, másodpercenként 1–2 kép készült. Ez a két lépés a képalkotó berendezés közvetlen programozását igényelte.

Az én munkám a valós idejű 2D kép megjelenítése, valamint a szkennert és a műtétvezérlő számítógép közötti kommunikáció megtervezése volt [26]. A kommunikáció TCP/IP protokollon keresztül zajlott. A szkennert vezérlő számítógépen egy szerver alkalmazás működött, amely a kapcsolódó kliens (a műtétvezérlő számítógép) számára az éppen aktuális képet biztosította. A képi adattartalom mellett átadásra került, hogy az 2- vagy 3-dimenziós, valamint 2D kép esetén az üzenet tartalmazta az aktív markerek pozícióját is a szkennert koordináta-rendszerében a regisztráció végrehajtásához. Ez a megközelítés lehetővé teszi, hogy a művelet első lépéseként egy jó felbontású 3D kép készüljön, ami alapján akár az egyes szervek felszínmodelljeit is el lehet készíteni és a 2D valós idejű kép ezekkel együtt jeleníthető meg.

A rendszer része még a műtét megtervezését és végrehajtását vezérlő modul [7]. Miután az orvos a célpontra kattint, meghatározásra kerül, hogy a műtőeszköznek pontosan hová kell eljutnia a szkennert terében. Az orvos kézzel tudja vezérelni a robot mozgását, a modul pedig folyamatosan kijelzi, hogy az egyes szabadsági fokok mentén milyen távolságra van az eszköz az optimális pozíciótól. Amikor ezek nullára csökkennek, a tűszűrás végrehajtható.

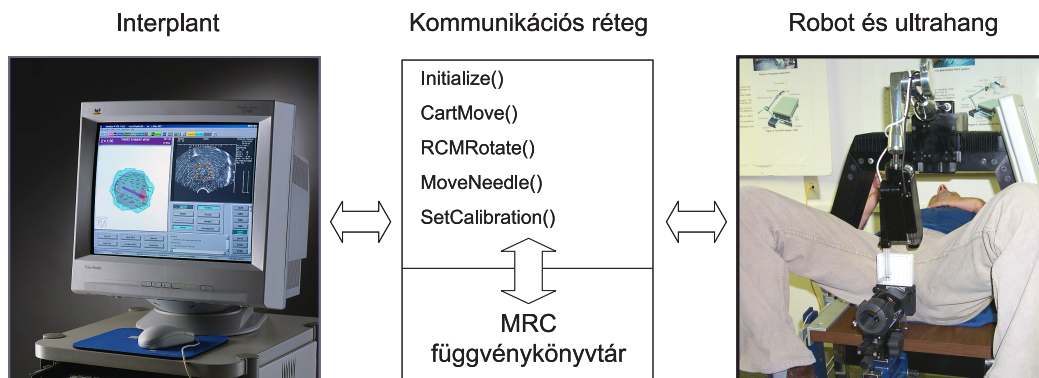
6.3.2. Robottal végrehajtott brachyterápia

A brachyterápia során tűszűrások segítségével olyan radioaktív anyagokat (ún. *magokat*) juttatnak a prosztatába, amelyek a szűk környezetükben roncsolják a szöveteket. A terápia tervezés feladata egy olyan terv készítése, amely biztosítja, hogy a daganatos szövetek roncsolása mellett az azok környezetében található egészséges szövetek minél kisebb mértékben károsodjanak. Brachyterápiás eljárások végrehajtására az ultrahang képalkotáson alapuló technikák elterjedtek a klinikumban. A rektumba egy szondát vezetnek, amelyben egy léptetőmotor segítségével kiválasztható a képalkotás helye. A perineumhoz egy sablont illesztenek, amely egymással párhuzamos furatokat tartalmaz szabályos, mátrixszerű elrendezésben. A tűszűrások ezeken a furatokon keresztül történnek.

Az ilyen eljárások hátránya az, hogy csak egymással párhuzamos szűrások hajthatók végre és így a furatok közötti távolság miatt nem érhető el a prosztata tetszőleges pozíciója. Ezentúl a tűszűrásokat az orvos végzi, így eközben ő is radioaktív sugárterhelést kap. Munkánk során egy olyan rendszer kidolgozását kezdtük meg, amely egyesíti a már meglévő műtétségrehajtó rendszerek és a robottal végrehajtott tűszűrős terápiaak előnyeit [28]. Ekkor tetszőleges belépési ponttal, tetszőleges irányban végezhető szűrás, így a szeméremcsonst által esetlegesen takart régiók is elérhetők.

A munka során egy kereskedelmi forgalomban kapható brachyterápiás rendszert használtunk, amit az ipari partnerünk bocsájtott rendelkezésünkre. Ez a rendszer az Interplant (Computerized Medical Systems, St. Louis, MO, Amerikai Egyesült Államok). Előnye, hogy a szoftver és az ultrahang képalkotást vezérlő léptetőmotor között digitális kapcsolat van, így egy kezdeti kalibráció után a szoftverből követhető és irányítható, hogy pontosan hol készüljön a kép. A tű beszúrása után ellenőrizhető, hogy az valóban a tervnek megfelelően történt-e, és ha nagy az eltérés, akkor újra lehet számoltatni a terápia hátralévő részét.

Egy 6 szabadsági fokkal rendelkező robot állt rendelkezésünkre, amely egy tű előzőleg ismertetett mozgását (térbeli mozgatás, elforgatás, beszúrás) képes elvégezni. A robot alkalmazhatóságát nehezítette, hogy a térbeli mozgatásért és a tű elforgatásáért felelős részek között egy 7 szabadsági fokú, kódolatlan kar található. Emiatt használat előtt nem csak a tű és a kép koordináta-rendszere között kell a kapcsolatot megteremteni, hanem a robot e két független rendszere között is. Egy kész klinikai rendszerben egy olyan robot alkalmazása lenne kívánatos, amely kisméretű és egybeépül az ultrahang léptetőmotorjával.



6.11. ábra. A műtéttervező és végrehajtó rendszer vázlata az egyes komponensek közötti kapcsolatokkal.

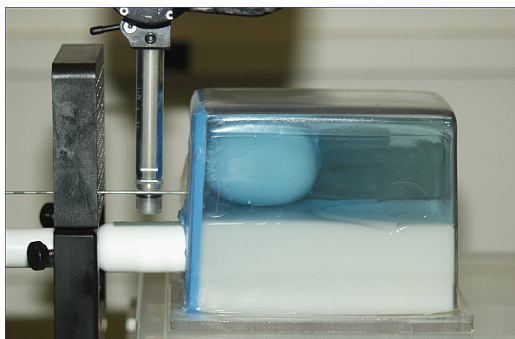
Egyik feladatom e két rendszer között egy kommunikációs réteg kialakítása volt. Ez a réteg a robot vezérlését az MRC függvénykönyvtár segítségével végzi, az Interplant rendszer felé pedig a robot inicializálásával, a tű térbeli mozgatásával, elforgatásával, beszúrásával,

valamint a koordináta-rendszerek közötti átszámítást végző transzformációk megadásával kapcsolatos függvényeket biztosítja (6.11. ábra).

A másik feladat az Interplant rendszer és a robot koordináta-rendszerei közötti kapcsolat megteremtése. Mivel az Interplant egy sablon segítségével végzi a szükséges tűszűrőes vezérlését, ezért az ötletünk az volt, hogy ehhez kalibráljuk a robot vezérelte tűt is (6.12. ábra). Alaphelyzetnek a sablon D2 furatát választottuk. A robotot manuális vezérléssel úgy állítottuk be, hogy a tű a sablon ezen pozícióján haladjon keresztül, hegye a sablon beteg felőli síkjában legyen. Szintén manuálisan állítottuk be, hogy a tű térbeli mozgása a sablonhoz rögzített koordináta rendszer tengelyeivel párhuzamosan történjen. Ennek pontosságát ellenőrizhetjük oly módon, hogy a kalibráció után az Interplant rendszerből úgy mozgathatjuk a tűt, hogy az más-más furatokon haladjon keresztül. Ha ez valóban teljesül, akkor a kalibrációt megfelelőnek fogadjuk el. A kalibráció után a sablon eltávolítható, hogy a robot segítségével tetszőleges irányú tűszűrőes végrehajthatók legyenek.



(a)



(b)

6.12. ábra. A brachyterápiás eljárásoknál általánosan használt sablon, amit mi a kalibrációhoz használunk (a), valamint a kalibrációs eljárás egy lépése a fantomkísérletek előtt (b).

A tűszűrőes pontosságát fantomokon végzett kísérletekkel vizsgáltuk, ellenőrzésre az ultrahang kép szolgált. 22 tűszűrőes eredményeként az átlagos pontosság az axiális síkon 2 mm, a sagittális síkon 2,5 mm körülnek adódott. Az eredmény biztató, de természetesen ez csak az első lépés a végső cél eléréséhez, a jobb dóziseloszlást biztosító műteti terv elkészítéséhez, ami egy rendkívül komplex feladat.

6.4. Összefoglalás

Az orvosi gyakorlatban manapság a regisztráció egyik leggyakoribb alkalmazása a számítógéppel támogatott műtettervezési és -végrehajtási feladattal kapcsolatos. Ez a feladat egyben talán az egyik talán legösszetettebb is: többféle tudományterület szakembereinek (sebészek, radiológusok, informatikusok, mérnökök) összehangolt munkája szükséges a sikeres megvalósításhoz. Sokszor már a szakemberek közötti eredményes kommunikáció sem egyszerű feladat.

Ebben a fejezetben a minimális beavatkozással járó, tűszűrőes végrehajtható terápiákat vizsgáltam. Kidolgoztam egy keretrendszert, amelyben lokalizációs keretek alkalmazásával oldjuk meg a fizikai tér és a képtér közötti illesztést. A keretrendszer felhasználásával egy konkrét, robottal segített tűszűrőes problémát oldottam meg, valamint ismertettem két kezdeti fázisban lévő munkát, amelyben részt vettem.

Irodalomjegyzék

- [1] *Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM)*. National Electrical Manufacturers Association, Rosslyn, USA, 2004.
- [2] R. Acharya, R. Wassermann, J. Stevens, and C. Hinojosa. Biomedical imaging modalities: a tutorial. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 19(1):3–25, 1995.
- [3] K. S. Arun, T. S. Huang, and S. D. Blostein. Least-squares fitting of two 3-D point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(5):698–703, 1987.
- [4] R. Bajcsy and S. Kovacic. Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 46(1):1–21, April 1989.
- [5] M. Balaskó, A. Kuba, A. Nagy, A. Tanács, and B. Schillinger. Comparison radiography and tomography possibilities of FMR-2 (20 MW) and Budapest (10 MW) research reactors. In *To Appear in the Proceedings of the 8th World Conference on Neutron Radiography*.
- [6] M. Balaskó, A. Kuba, A. Nagy, A. Tanács, and B. Schillinger. Comparison radiography and tomography possibilities of FMR-2 (20 MW) and Budapest (10 MW) research reactors. In *Book of Abstracts of the 8th World Conference on Neutron Radiography*, page 4, 2006.
- [7] E. Balogh, A. Deguet, R.C. Susil, A. Krieger, A. Viswanathan, C. Ménard, J.A. Coleman, and G. Fichtinger. Visualization, planning, and monitoring software for MRI-guided prostate intervention robot. In *Proceedings of MICCAI, Lecture Notes in Computer Science*, volume 3217 (2), pages 73–80, 2004.
- [8] P. J. Besl and N. D. McKay. A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14:239–256, 1992.
- [9] F. L. Bookstein. Principal warps: thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11:567–585, 1989.
- [10] G. Borgefors. An improved version of the chamfer matching algorithm. In *Proceedings of the 7th International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 1175–1177, 1984.
- [11] M. Bro-Nielsen. *Medical Image Registration and Surgery Simulation*. PhD thesis, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, DTU, Richard Petersens Plads, Building 321, DK-2800 Kgs. Lyngby, 1996. URL <http://www.imm.dtu.dk/bro/phd.html>. IMM-PHD-1996-25.

- [12] C. Broit. *Optimal registration of deformed images*. PhD thesis, Univ. Pennsylvania, 1981.
- [13] L. G. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 24(4):325–376, 1992.
- [14] R. A. Brown, T. S. Roberts, and A. G. Osborne. Stereotactic frame and computer software for CT-directed neurosurgical localization. *Investigative Radiology*, 15:308–312, 1980.
- [15] P. J. Burt and E. H. Adelson. The laplacian pyramid as a compact code. *IEEE Transactions on Communications*, 31:532–540, 1983.
- [16] A. Bzostek, R. Kumar, N. Hata, O. Schorr, R. Kikinis, and R.H. Taylor. Distributed modular computer-integrated surgical robotic systems: Implementation using modular software and networked systems. In *Proceedings of MICCAI, Lecture Notes in Computer Science*, pages 969–978, 2000.
- [17] J.A. Cadeddu, D. Stoianovici, R.N. Chen, R.G. Moore, and L.R. Kavoussi. Stereotactic mechanical percutaneous renal access. *Journal of Endourology*, 12:121–126, 1998.
- [18] H. Chang and J. M. Fitzpatrick. A technique for accurate magnetic resonance imaging in the presence of field inhomogeneities. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 11:319–329, 1992.
- [19] G. Christensen. *Deformable Shape Models for Anatomy*. PhD thesis, Washington University, 1994.
- [20] A. Collignon, F. Maes, D. Delaere, D. Vandermeulen, P. Suetens, and G. Marchal. Automated multi-modality image registration based on information theory. In *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*, pages 263–274, 1995.
- [21] J. Declerck, G. Subsol, J. P. Thirion, and N. Ayache. Automatic retrieval of anatomical structures in 3d medical images. *Technical Report No. 2485, INRIA Sophia-Antipolis, France*, 1995.
- [22] A.C. Evans, S. Marrett, D.L. Collins, and T.M. Peters. Anatomical–functional correlative analysis of the human brain using three dimensional imaging systems. *SPIE Proceedings*, 1092:236–246, 1989.
- [23] G. Fichtinger, K. Masamune, A. Patriciu, A. Tanács, J. H. Anderson, T. L. DeWeese, R. H. Taylor, and D. Stoianovici. Robotically assisted percutaneous local therapy and biopsy. In *Workshop proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Advanced Robotics*, pages 133–151, Budapest, 2001.
- [24] G. Fichtinger, D. Stoianovici, and R.H. Taylor. The surgical CAD/CAM paradigm and an implementation for robotically-assisted percutaneous local therapy. *Proceedings of the 30th on Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, page 3, 2001. doi: <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/AIPR.2001.991195>.
- [25] G. Fichtinger, T. L. DeWeese, A. Patriciu, A. Tanács, D. Mazilu, J. H. Anderson, K. Masamune, R. H. Taylor, and D. Stoianovici. System for robotically assisted prostate biopsy and therapy with intraoperative CT guidance. *Journal of Academic Radiology*, 9(1):60–74, 2002.

- [26] G. Fichtinger, A. Krieger, R.C. Susil, A. Tanács, L.L. Whitcomb, and E. Atalar. Transrectal prostate biopsy inside closed MRI scanner with remote actuation, under real-time image guidance. In *Proceedings of MICCAI, Lecture Notes in Computer Science*, volume 2488 (1), pages 91–98, 2002.
- [27] G. Fichtinger, A. Ergin, L.L. Whitcomb, R. Susil, A. Tanács, and A. Krieger. Apparatus for insertion of a medical device during a medical imaging process. World Patent Application #WO03088833 (Filing Date: 10/30/2003), 2003.
- [28] G. Fichtinger, E.C. Burdette, A. Tanács, A. Patriciu, D. Mazilu, L.L. Whitcomb, and D. Stoianovici. Robotically assisted prostate brachytherapy with transrectal ultrasound guidance — phantom experiments. *Brachytherapy*, 5:14–26, 2006.
- [29] G. Fichtinger, A. Ergin, L.L. Whitcomb, R. Susil, A. Tanács, and A. Krieger. Apparatus for insertion of a medical device during a medical imaging process. US Patent Application #US2006241368 (Filing Date: 10/26/2006), 2006.
- [30] J. M. Fitzpatrick, D. L. G. Hill, Y. Shyr, J.B. West, C. Studholme, and C. R. Jr Maurer. Visual assesment of the accuracy of retrospective registration of MR and CT images of the brain. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 17:571–585, 1998.
- [31] J. M. Fitzpatrick, J. B. West, and C. R. Maurer. Predicting error in rigid-body point-based registration. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 17:694–702, 1998.
- [32] J. D. Foley, A. van Dam, S. K. Feiner, and J. F. Hughes. *Computer Graphics — Principles and Practice*. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, 1991.
- [33] M. Fornefett, K. Rohr, and H. S. Stiehl. Radial basis functions with compact support for elastic registration of medical images. In *Proc. Int. Workshop on Biomedical Image Registration*, pages 173–185, 1999.
- [34] D.T. Gering, A. Nabavi, R. Kikinis, W.E.L. Grimson, N. Hata, P. Everett, F.A. Jolesz, and W.M. Wells III. An integrated visualization system for surgical planning and guidance using image fusion and interventional imaging. In *MICCAI*, pages 809–819, 1999.
- [35] A.A. Goshtasby. *2-D and 3-D Image Registration*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, 2005.
- [36] J.V. Hajnal, D.L.G. Hill, and D.J. Hawkes. *Medical Image Registration*. CRC Press, Reading, Massachusetts, 2001.
- [37] T. Hartkens, K. Rohr, and H.S. Stiehl. Evaluation of 3d operators for the detection of anatomical point landmarks in mr and ct images. *Computer Vision and Image Understanding*, 86:118–136, 2002.
- [38] D.L.G. Hill. *Combination of 3D Medical images from Multiple Modalities*. PhD thesis, Image Processing Group Radiological Sciences UMDS, London, 1993.
- [39] D.L.G. Hill, D.J. Hawkes, M.J. Gleeson, T.C.S. Cox, A.J. Strong, W. Wong, C.F. Ruff, N.D. Kitchen, D.G.T. Thomas, A. Sofat, J.E. Crossman, C. Studholme, A.J. Gandhe, S.E.M. Green, and G.P. Robinson. Accurate frameless registration of MR and CT images of the head: Applications in planning surgery and radiation therapy. *Radiology*, 191:447–454, 1994.

- [40] D.L.G. Hill, P.G. Batchelor, M. Holden, and D.J. Hawkes. Medical image registration. *Physics in Medicine and Biology*, 46(3):R1–R45, March 2001.
- [41] H.K. Huang, O. Ratib, A.R. Bakker, and G. Witte. *Picture Archiving and Communication Systems (PACS) in Medicine*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1990.
- [42] A. Krieger, R.C. Susil, G. Fichtinger, E. Atalar, and L.L. Whitcomb. Design of a novel MRI compatible manipulator for image guided prostate intervention. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(2):306–313, 2005.
- [43] S. Lavallée. Registration for computer-intergrated surgery: methodology, state of the art. In R. H. Taylor, S. Lavallée, G. C. Burdea, and R. Mösges, editors, *Computer-integrated surgery, Technology and clinical applications*, chapter 5, pages 77–97. MIT Press, Cambridge, MA, 1996.
- [44] S. Lee, G. Fichtinger, and S. Chirikjian. Novel algorithms for robust registration of fiducials in CT and MRI. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, volume 2208 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 717–724. Springer-Verlag, 2001.
- [45] L. Leksell and B. Jerenberg. Stereotaxis and tomography: a technical note. *Acta Neurochir*, 52:1–7, 1980.
- [46] A. Lorusso, D. Eggert, and R. Fisher. A comparison of four algorithms for estimating 3-D rigid transformations. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, pages 237–246, 1995.
- [47] D. H. Mahling. Coordinate systems and map projections for gis. In D. Maguire, M. F. Goodchild, and D. W. Rhind, editors, *Geographical information systems — Principles and Applications*. Longman Scientific and Technical, 1991.
- [48] J. B. A. Maintz and M. A. Viergever. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis*, 2(1):1–36, 1998.
- [49] V. R. Mandava, J. M. Fitzpatrick, C. R. Maurer, R. J. Maciunas, and G. S. Allen. Registration of multimodal volume head images via attached markers. *SPIE Proceedings*, 1652:271–282, 1992.
- [50] C. R. Maurer and J. M. Fitzpatrick. A review of medical image registration. In R. J. Maciunas, editor, *Interactive image-guided neurosurgery*. American Association of Neurological Surgeons, Park Ridge, IL, 1993.
- [51] C. R. Maurer, J. J. McCrory, and J. M. Fitzpatrick. Estimation of accuracy in localizing externally attached markers in multimodal volume head images. *SPIE Proceedings*, 1898:43–54, 1993.
- [52] C. R. Maurer, J. M. Fitzpatrick, M. Y. Wang, R. L. Galloway, R. J. Maciunas, and G. S. Allen. Registration of head volume images using implantable fiducial markers. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 16:447–462, 1997.
- [53] M. Menke, M. S. Atkins, and K. R. Buckley. A software compensation method for videometrically detected motion during head PET scans. *IEEE Trans. Nuclear Sci.*, 43(2):310–317, 1996.

- [54] J. Modersitzki. *Numerical Methods for Image Registration*. Oxford University Press, Reading, Massachusetts, 2004.
- [55] K. Ollé, B. Erdőhelyi, A. Kuba, Cs. Halmai, and E. Varga. Mededit: A computer assisted image processing and navigation system for orthopedic trauma surgery. *Acta Cybernetica*, 17:589–603, 2006.
- [56] V. Pekar, T. R. McNutt, and M. R. Kaus. Automated model-based organ delineation for radiotherapy planning in prostatic region. *Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys.*, 60(3):973–980, 2004.
- [57] C. A. Pelizzari, G. T. Chen, D. R. Spelbring, R. R. Weichselbaum, and C. T. Chen. Accurate three-dimensional registration of CT, PET, and/or MR images of the brain. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 13(1):20–26, 1989.
- [58] S.M. Pizer, P.T. Fletcher, S.C. Joshi, A. Thall, J.Z. Chen, Y. Fridman, D.S. Fritsch, A.G. Gash, J.M. Glotzer, M.R. Jiroutek, C. Lu, K.E. Muller, G. Tracton, P.A. Yushkevich, and E.L. Chaney. Deformable m-reps for 3d medical image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 55(2-3):85–106, 2003.
- [59] Gy. Popper and F. Csizmás. *Numerikus módszerek mérnököknek*. Akadémiai Kiadó, 1993.
- [60] F. P. Preparata and M. I. Shamos. *Computational Geometry*. Springer-Verlag, New York, NY, 1990.
- [61] W.H. Press, S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling, and B.P. Flannery. *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, New York, NY, 2nd edition, 1992.
- [62] K. Rohr, H. S. Stiehl, R. Sprengel, W. Beil, T. M. Buzug, J. Weese, and M. H. Kuhn. Point-based elastic registration of medical image data using approximating thin-plate splines. In *Proc. 4th Int. Conf. on Visualization in Biomedical Computing*, pages 297–306, 1996.
- [63] D. Stoianovici, J.A. Cadeddu, and R.D. Demaree. An efficient needle injection technique and radiological guidance method for percutaneous procedures. In *Proceedings of CVRMed-MRCAS*, pages 295–298, 1997.
- [64] K.C. Strasters, J.A. Little, J. Buurman, D.L.G. Hill, and D.J. Hawkes. Anatomical landmark image registration: validation and comparison. In *Proceedings of CVRMed-MRCAS'97*, volume 1205 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 161–170. Springer-Verlag, 1997.
- [65] C. Studholme, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, 32(1):71–86, Jan. 1999.
- [66] R. C. Susil, J. H., and Anderson R. H. Taylor. A single image registration method for CT-guided interventions. In *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing & Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, volume 1679 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 798–808. Springer-Verlag, 1999.

- [67] R.C. Susil, A. Krieger, J.A. Derbyshire, A. Tanács, L.L. Whitcomb, G. Fichtinger, and E. Atalar. System for MR image-guided prostate interventions: Canine study. *Journal of Radiology*, 228:886–894, 2003.
- [68] A. Tanács, K. Palágyi, and A. Kuba. Medical image registration based on interactively defined anatomical landmark points. *Int. J. Machine Graphics & Vision*, 7:151–158, 1998.
- [69] A. Tanács, K. Palágyi, and A. Kuba. Target registration error of point-based methods assuming rigid-body and linear motions. In *Proc. Int. Workshop on Biomedical Image Registration*, pages 223–233, 1999.
- [70] A. Tanács, G. Czédli, K. Palágyi, and A. Kuba. Point-based registration assuming affine motion. In *Proc. Int. Workshop Algebraic Frames for the Perception-Action Cycle, AFPAC 2000, Lecture Notes in Computer Science 1888, Springer*, pages 329–338, 2000.
- [71] A. Tanács, G. Czédli, K. Palágyi, and A. Kuba. Affine matching of two sets of points in arbitrary dimensions. *Acta Cybernetica*, 15:101–106, 2001.
- [72] A. Tanács. Kijelölt pontpárokon alapuló képregisztrációs módszerek. *Alkalmazott Matematikai Lapok*, 21:237–260, 2004.
- [73] A. Tanács and A. Kuba. Evaluation of a fully automatic medical image registration algorithm based on mutual information. *Acta Cybernetica*, 16:327–336, 2003.
- [74] A. Tanács, G. Fichtinger, and A. Kuba. An algorithm to register sets of 3D points to 3D lines for using arbitrary frame devices in image guided percutaneous therapies. In *Proceedings of the KEPAF conference on Image Analysis and Pattern Recognition*, pages 255–259, 2002.
- [75] A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Application of automatic image registration in a segmentation framework for pelvic CT images. In *Proceedings of CAIP, Lecture Notes in Computer Science*, volume 3691, pages 628–635, 2005.
- [76] A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Application of automatic image registration for pelvic CT images. In *Proceedings of the Joint Hungarian-Austrian Conference on Image Processing and Pattern Recognition*, pages 359–366, 2005.
- [77] A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Method and system for automatically transforming CT studies to a common reference frame. US Patent Application #20070002046 (Filing Date: 01/04/2007), 2007.
- [78] A. Tanács, A. Nagy, M. Balaskó, E. Máté, and A. Kuba. Képpontok hasonlóságán alapuló automatikus regisztrációs módszer orvosi és neutron tomográfiai alkalmazásának tapasztalatai. In *A Magyar Képfeldolgozók és Alakfelismerők Társasága Konferenciájának Kiadványa*, pages 25–32, 2007.
- [79] R.H. Taylor, P. Jensen, L.L. Whitcomb, and et al. A steady-hand robotic system for microsurgical augmentation. In *Proceedings of MICCAI, Lecture Notes in Computer Science*, volume 1679, pages 1031–1041, 1999.
- [80] S. Umeyama. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13: 376–380, 1991.

- [81] P. Viola and W. M. Wells III. Alignment by maximization of mutual information. In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 16–23, Los Alamitos, CA, Jun. 1995.
- [82] W.M. Wells, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima, and R. Kikinis. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis*, 1(1): 35–51, 1996.
- [83] J. West, M. Fitzpatrick, M.Y. Wang, and et al. Comparison and evaluation of retrospective intermodality image registration techniques. *SPIE Proceedings*, 2710:332–347, 1996.
- [84] J. B. West and et al. Retrospective intermodality registration techniques for images of the head: Surface-based versus volume-based. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 18(2):144–150, 1999.
- [85] J. B. West, J. M. Fitzpatrick, and et al. Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 21:554–566, 1997.
- [86] J. C. H. Wong, C. Studholme, D. J. Hawkes, and M. N. Maisey. Evaluation of the limits of visual detection of image misregistration in a brain fluorine-18 fluorodeoxyglucose PET-MRI study. *European Journal of Nuclear Medicine*, 24:642–650, 1997.
- [87] R.P. Woods, J.C. Mazziotta, and S.R. Cherry. MRI–PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 17(4):536–546, 2003.
- [88] Y. Zhan, D. Shen, and R. H. Taylor. Deformable registration of male pelvises in CT images. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, Arlington, VA, 15–18 April 2004.
- [89] T.D. Zuk and M.S. Atkins. A comparison of manual and automatic methods for registering scans of the head. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 15(5):732–744, 1996.

Összefoglalás

A képfeldolgozás számos problémájának megoldásakor szükség van olyan módszerre, ami különböző nézőpontból, különböző időpontban, vagy különböző képalkotó berendezésekkel készült képeket egymással fedésbe hoz. Három egymásra épülő feladatot különböztethetünk meg. *Képregisztrációnak* nevezzük a *bázis- vagy referenciakép* és az *illesztendő kép* közötti legjobb fedést biztosító geometriai transzformáció meghatározását. A *képillesztés* feladata a regisztráció során megtalált transzformáció alkalmazása az illesztendő képre, vagyis az *illesztett kép* előállítása. A *képfúzió* alkalmazásával a referencia- és az illesztett képből egy új képet állítunk elő, amelyen a képek eltérései, illetve az egymást kiegészítő képtartalmak együttesen vizsgálhatók.

Regisztrációs probléma nem csak képi adatok között merülhet fel. Amennyiben olyan tárgyról készül a felvétel, amelynek a pontos geometriai modelljét is ismerjük, a kép és a modell között is kapcsolatot tudunk teremteni. Ezek alapján megfogalmazhatjuk a regisztráció általános definícióját: A regisztráció feladata a különböző forrásokból származó képi és/vagy geometriai információtartalmak közötti geometriai kapcsolat megteremtése.

A regisztrációs, képfúziós technikák egyik fontos alkalmazási területe az orvosi képfeldolgozás. A különböző időpontokban készített felvételek illesztésével lehetőség van pl. egy daganat méretváltozásának megfigyelésére, a különböző képalkotó berendezések képeinek együttes megjelenítése (pl. az anatómiai és a funkcionális képek fúziója) pedig pontosabb diagnosztikai információt biztosít, illetve segíti a műtét és a terápia tervezését. Műtétevérehajtás közben a betegről készült kép és a műtőeszköz modelljének együttes megjelenítésével az eljárás vezérelhető illetve ellenőrizhető.

Bár a dolgozatban tárgyalt módszerek általánosíthatók más jellegű feladatok megoldására is, elsősorban az orvosi képfeldolgozás területén felmerülő problémákkal, és azok lehetséges megoldásaival foglalkozom. A regisztrációs módszerek tulajdonságait, csoportosítási lehetőségeit és a további fejezetekben szereplő fogalmakat a dolgozat 2. fejezetében ismerttettem.

Pont-alapú módszerek és hibaanalízisük

A 3. fejezetben a kijelölt pontpárokon alapuló algoritmusokat mutattam be. Ezen módszerek alapját a képeken kijelölt, jól látható, egymásnak megfelelő pontpárok alkotják. Az ezen pontthalmazokat legjobban illesztő transzformációt hajtjuk végre a képekre is. Ezek a módszerek stabilak, jól használhatók, hátrányuk, hogy a 3D-s pontpárok kijelölése orvosi képek esetében tapasztalt felhasználót és jó képmegjelenítő szoftvert feltételez. Ismerttettem a merev-test, a hasonlósági, az affin, a perspektív, a polinomális, és a TPS (thin-plate spline) transzformáció keresésének lépéseit. Az affin transzformáció esetében szükséges és elégséges feltételt adtunk az egyértelmű megoldás létezéséhez, valamint egy 3D példán keresztül rámutattunk a degenerált eset létezésére.

Mivel a képek illesztése így csak közvetetten valósul meg, felvetődik a kérdés, hogy a

pontpárok kijelölése hogyan befolyásolja a regisztrációs hibát? Ezt a kérdéskört jártuk végig a 4. fejezetben. A szakirodalomban számos cikket találunk a merev-test eset vizsgálatára. Numerikus szimulációk segítségével többen is megmutatták, hogy a várható regisztrációs hiba egyenes arányos a pontpárok kijelölésének pontatlanságával és fordítottan arányos a kijelölt pontpárok számának négyzetgyökével. Numerikus szimulációk segítségével az affin transzformációt vizsgáltam és azt tapasztaltam, hogy ebben az esetben is teljesülnek ezek a tulajdonságok. Merev-test és affin transzformációk esetén vizsgáltam a pontok által kifesztett tér térfogata és a regisztrációs hiba kapcsolatát. Az eredmények azt mutatták, hogy a hiba fordítottan arányos a pontok által kifesztett térfogattal. A vizsgálatok arra is választ adtak, miért fontos annak eldöntése, hogy egy adott probléma esetén milyen transzformáció típust használjunk, és milyen stratégiát érdemes követni a pontpárok kijelölésekor. Ebben a fejezetben részletesen ismertettem az alkalmazott numerikus szimuláció lépéseit és az eredményeket.

Automatikus képregisztráció és alkalmazásai

Az 5. fejezetben az automatikus regisztrációs algoritmusok tárgyalására került sor. Készítettünk egy gyors, teljesen automatikus regisztrációs algoritmust, amely alkalmas akár különböző képkalkító berendezésekből származó 2D vagy 3D orvosi képek merev-test illesztésére. Hasonlósági mértékként a Collignon és munkatársai valamint Viola és Wells által javasolt kölcsönös információtartalmat, valamint a Studholme és munkatársai által javasolt normalizált kölcsönös információtartalmat választottuk. A regisztrációs eljárás gyorsítása és a lokális optimumok elkerülése érdekében a képek ún. Gauss többfelbontású piramis reprezentációját használtuk. A hasonlósági mérték optimumának meghatározására Powell iteratív módszerét használtuk. A transzformáció végrehajtását úgy optimalizáltuk, hogy csak összeadást használtunk, valamint a hasonlósági mérték számításához a formulát átalakítottuk és keresőtáblát készítettünk. Módszerünkkel részt vettünk a Vanderbilt egyetem által vezetett, az automatikus módszerek validációját végző vizsgálatorozatban. A validáció eredményeként elmondhatjuk, hogy módszerünk alkalmas multimodális MR-CT, MR-PET vizsgálatpárok illesztésére.

A módszert átalakítottuk a GE Medical System számára készülő, a medencecsont-környéki szervek automatikus szegmentálását végző munka keretén belül. A regisztráció feladata itt előkészítő jellegű, cél a különböző betegekről készült felvételek esetén a szeméremcsont környékének (itt található a két célszerv, prosztata és hólyag) minél pontosabb illesztése. A módszert két feladatban is felhasználtuk. Az összegyűjtött vizsgálatokat egy közös referenciatérbe transzformáltuk egy arra alkalmas referenciakép kiválasztása után, majd létrehoztunk egy statisztikai atlaszt, amely azt mutatja, a referenciatér adott pontja milyen valószínűséggel tartalmazza a kiválasztott szervet. Az atlasz elkészítéséhez szükség van az összegyűjtött vizsgálatok kézi szegmentálására is, amit radiológusok végeztek el. A második feladat a tényleges klinikai szegmentáló programban merült fel, ahol a szegmentálandó kép terébe transzformáljuk az előzőleg elkészített statisztikai atlasz információt, ezzel segítve a szegmentáló algoritmus inicializálását. A statisztikai atlasz helyett egy deformálható szerv modell elkészítésére is lehetőség lenne, amely még pontosabb szegmentáló algoritmus kifejlesztését tenné lehetővé. Ez a rész viszont már nem kapcsolódik a jelen dolgozat témaköréhez, itt csak a regisztrációt, annak előkészítő szerepét tárgyaltuk, ami független a tényleges szegmentáló résztől. A fejezetben megmutattuk, hogy a szeméremcsont környéki lokális ráfinomítást megvalósító módszer statisztikailag szignifikánsan közelebb viszi egymáshoz a prosztata régiókat a közös referenciatérbe transzformáláskor. A munkánkhoz a GE Medical Systems által biztosított, 26 képből és a hozzájuk tartozó manuálisan szegmentált

proszтата és hólyag területekből álló adatbázist használtuk.

Egy érdekes, nem orvosi probléma megoldásakor is fel tudtuk használni az előző részekben tárgyalt regisztrációs algoritmust. A neutron radiográfia segítségével olyan pl. vasból, rézből, alumíniumból készült tárgyak belső felépítésének vizsgálatára nyílik lehetőség, ami röntgen-alapú technikák felhasználásával nehézkes lenne. A neutronsugárzás a tárgyakon áthaladva veszít az intenzitásából, amit egy, a tárgy mögött elhelyezkedő képalkotó lemezen rögzítenek. A tárgyat körkörösén elforgatva 2D vetületek sorozatához jutunk, amelyek segítségével előállítható a tárgy 3D modellje. A tomográfiai algoritmus megköveteli, hogy a kép egy adott pozícióján mindig ugyanazon sugárirányból érkező adat szerepeljen. A felvétel módja sajnos ezt nem garantálja, a kazetta mozgatása, a lemez kiemelése geometriai eltéréseket okoz a vetületi képeken. A regisztrációs algoritmus feladata ezeknek a különbözőségeknek a csökkentése. A képek illesztésre a normalizált kölcsönös információtartalmat felhasználó automatikus módszer 2D-s változatát használtuk, és merev-test transzformációt kerestünk. Kiválasztottunk egy referencia képet, amelyhez a többi illesztése történt. Az illesztés előtt szükséges volt annak a téglalap alakú területnek a meghatározása, ahol a tárgy vetületi képe megjelenik. Az ezen a területen található intenzitásértékeket figyelmen kívül hagytuk az illesztés során. Ez a kijelölt maszk a referencia képre vonatkozik, így elegendő azt erre a képre meghatározni. A regisztráció pontosságát vizuálisan vizsgáltuk. Ezek alapján elmondható, hogy az eredmény képeken a markerek jól illeszkednek, a regisztrált képeken végrehajtott rekonstrukció lényegesen jobb minőségű képeket eredményezett.

A tapasztalatunk az, hogy a képpontok hasonlóságán alapuló módszerek, jelen esetben a kölcsönös információtartalmon alapulóak jól használhatók multimodális orvosi és egyéb, nem orvosi jellegű képek illesztésére. Maga az illesztés teljesen automatikus, esetenként egy előfeldolgozó manuális maszkkijelölésre lehet szükség, illetve érdemes a regisztráció eredményét ellenőrizni. Különösen a markereket alkalmazó neutron tomográfiás alkalmazás esetében más megoldási mód is felmerülhet, például a markerek detektálásával és az így kinyert geometriai információ illesztésével. Egy ilyen megközelítés is teljesen automatizálható lenne, sőt ekkor maszkkijelölésre sem lenne szükség és az algoritmus is várhatóan gyorsabb lenne. Hátránya, hogy egyedi programozást igényel, így a detektáló és illesztő rész kifejlesztése több időbe telik. Amennyiben a futási idő nem kritikus szempont, az automatikus módszer különösebb módosítás nélkül képes a feladat megoldására.

Tűszűrásos műtéti beavatkozások kép-alapú tervezése és végrehajtása

Az utolsó fejezetben számítógéppel segített, tűszűrással végrehajtható műtéttervezési és műtétvégrehajtási feladatokat tárgyaltunk. A regisztráció ilyen esetekben is kulcsszerepet játszik: meg kell határozni a geometriai kapcsolatot a fizikai tér és a kép koordináta-rendszere között, így a műtőeszköz mozgása követhető a képtartalomhoz képest, vagy akár irányítható is a képen kijelölt célpontoknak megfelelően.

Kidolgoztam egy keretrendszert a lokalizációs keretet felhasználó műtétvégrehajtó eszközök egységes kezelésére. Az *absztrakt vezérlési szinten* történik a műtőeszköz mozgatásához szükséges paraméterek meghatározása, a *fizikai szint* feladata pedig az eszköz fizikai felépítésének és inverz kinematikájának ismeretében a művelet tényleges végrehajtása. A lokalizációs keret olyan rudakat tartalmaz, amelyek a betegről készült képen is jól azonosíthatók, valamint egymáshoz viszonyított elhelyezkedésük biztosítja a regisztráció egyértelmű megoldhatóságát. Bemutattam egy olyan regisztrációs algoritmust, amely a rudakat egyenes szakaszokkal modellezi, ezekhez történik a képszeleteken azonosított rúd keresztmetszeti képek illesztése. Numerikus szimulációkkal elvégeztem a módszer hibaanalízisét a kijelölés pontatlanságára vonatkozóan. Elkészítettem egy műtéttervező és -végrehajtó al-

kalmazást, amely erre az egységes keretrendszerre épül. A betegről CT képek készülnek, amelyen a Susil-féle lokalizációs keret is látható, a tű mozgását az RCM robotcsalád végzi.

Tanulmányutam során két olyan munka előkészítő lépéseiben vettem részt, amelyek a regisztráció további izgalmas alkalmazási lehetőségeit mutatják be. Az egyik esetében a klinikumban általánosan használt ultrahangon alapuló berendezések és az előzőleg ismertetett CT-alapú műtéttervező rendszer előnyös tulajdonságait igyekeztünk az MRI képalkotással egyesíteni a prosztatata tűszúrásos terápiáinak végrehajtásához. Az MRI képen jól azonosítható a célterület, ami alapján a robot-vezérelt műtétet megtervezhetjük és végrehajthatjuk. A robot a rektumon keresztül közelíti meg a célterületet. A művelet végrehajtása közben valós időben 2D MRI képeket kapunk, ahol követhetjük és ellenőrizhetjük a beavatkozást. A munka több részfeladatra oszlott. Az én munkám a valós idejű 2D kép megjelenítése, valamint a szkennerek és a műtétvezérlő számítógép közötti kommunikáció megtervezése volt. A másik munka során egy klinikumban használt, ultrahang képalkotáson alapuló brachyterápiás rendszer és egy tűszúrásos műtét végrehajtására képes robot között kellett a kommunikációt megteremteni, illetve a kép és a robot koordináta-rendszerei között a kalibrációt elvégezni.

A disszertáció eredményei

Az **első téziscsoport** eredményei a pont-alapú regisztrációs algoritmusok vizsgálatára vonatkoznak, részletes tárgyalásukra a dolgozat 3. és 4. fejezetében kerül sor. Az eredmények a [68, 71, 72] folyóiratokban és a [69, 70] konferenciakiadványokban jelentek meg.

- I/1. Egységes formában ismertettem a merev-test, a hasonlósági, az affin, a perspektív, a polinomiális, és a TPS transzformációk keresésének módszereit, összefoglaltam a tulajdonságaikat [72]. Új módszert adtunk az affin transzformáció keresésére a parciális deriváltak vizsgálatával [68], meghatároztuk a megoldás létezésének elégséges feltételét és 3-dimenziós példát adtunk a degenerált eset létezésére [70, 71, 72].
- I/2. Numerikus szimulációk alkalmazásával elvégeztem a pont-alapú módszerek hibaanalízisét [69, 70]. Megállapítottam, hogy a várható regisztrációs hiba
 - (a) affin elmozdulás esetén egyenesen arányos a kijelölés pontatlanságával,
 - (b) affin elmozdulás esetén fordítottan arányos a kijelölt pontpárok számának négyzetgyökével,
 - (c) merev-test és affin elmozdulás esetén fordítottan arányos a kijelölt pontok által kifeszített térfogattal,
 - (d) síkbeli eloszlása affin elmozdulás esetén olyan, hogy a várható hiba értéke a kijelölt pontok súlypontja körüli ellipsziseken állandó,

valamint egy rögzített helyzetű pontkonfiguráció esetén kijelölési stratégiát adtam a pontok számának és kijelölési sorrendjének meghatározására.

A **második téziscsoport** eredményei egy automatikus regisztrációs algoritmussal és alkalmazásaival kapcsolatosak. Részletes bemutatásukra a dolgozat 5. fejezetében kerül sor. Az eredmények a [73] folyóiratcikkben, valamint a [6, 75, 76, 78] konferenciakiadványokban jelentek meg. Ide kapcsolódik a [77] szabadalom is.

- II/1. Kidolgoztam egy képponthasonlóságon alapuló, többfelbontású piramis technikát alkalmazó, automatikus képregisztrációs eljárást. A kölcsönös információtartalom és a normalizált kölcsönös információtartalom hasonlósági mértékeket alkalmazó módszerekkel résztvettünk a Vanderbilt Egyetem által vezetett, multimodális orvosi képregisztrációs módszerek kiértékelését végző munkájában, ahol jó eredményt értünk el [73].
- II/2. Az eljárás egy módosított változatát alkalmaztam a medence környéki szervek szegmentálásának két előkészítő lépésénél: a szervmodellek készítésekor illetve a klinikai szoftverben ezen modellek kezdeti elhelyezésekor. Megmutattam, hogy a globális illesztés utáni lokális finomítás a szeméremcsont környezetében szignifikánsan közelebb viszi egymáshoz a prosztata régiókat [75, 76, 77].
- II/3. Az eljárás 2-dimenziós változatát alkalmaztam neutron tomográfiás vetületi képek geometriai különbözőségeinek csökkentésére, ami a tomográfiás algoritmus szükséges előkészítő lépése [6, 78].

A **harmadik téziscsoport** egy számítógéppel támogatott műtétvégrehajtási feladat, a minimális beavatkozással járó tűszúrásos terápiák megoldási lehetőségeihez kapcsolódik, mely területtel a Johns Hopkins Egyetemen foglalkoztam. A dolgozatban részletesen a 6. fejezetben tárgyalom ezeket. Az eredmények a [25, 28, 67] folyóiratcikkekben és a [23, 26, 74] konferenciakiadványokban jelentek meg. Társszerzőként a [27, 29] szabadalmakban szerepelek.

III/1. A lokalizációs kerettel támogatott eljárások esetén [23, 25, 74]

- (a) kidolgoztam egy egységes keretrendszert a célkiválasztás és kattintás paradigmára építve,
- (b) regisztrációs módszert adtam a rudak metszetének középpontjai és geometriai modelljeik illesztéséhez,
- (c) elvégeztem a kijelölés pontatlanságának vizsgálatát a Susil-féle keret esetében numerikus szimulációk alkalmazásával,
- (d) elkészítettem egy konkrét alkalmazást, amellyel a betegről készült CT képeken megtervezhető a beavatkozás, és az RCM robot segítségével az végre is hajtható.

III/2. Tanulmányutam alkalmával az alábbi két munkához járultam hozzá.

- (a) Egy komplex, MRI képalkotáson alapuló tűszúrásos rendszer fejlesztésekor kidolgoztam a 2D képek valós idejű megjelenítését, valamint megterveztük a szkennerek és a műtétvezérlő számítógép közötti kommunikációt [26, 27, 29, 67],
- (b) Egy ultrahang képalkotáson alapuló brachyterápiás rendszer és egy tűszúrásos műtét végrehajtására képes robot között dolgoztam ki a kommunikációt, illetve közreműködtem a kép és a robot koordináta-rendszerei közötti kalibráció megtervezésében [28].

Summary

There is an increasing number of applications that require accurate aligning of one image with another taken from different viewpoints, by different imaging devices, or at different times. Three consecutive tasks can be defined. The task of *image registration* is to find the geometrical transformation that maps a *floating image data set* in precise spatial correspondence with a *reference image data set*. *Image matching* means the applying of the found transformation to the floating image data set. By using *image fusion*, the complementary information contents of the images can be combined.

Registration can be defined in a more general sense. When the image is taken from an object with exactly known geometry, the mapping between the model and the image can also be established. By summarizing the previous definitions, the task of registration is to establish the geometrical correspondence between pictorial and/or geometrical information contents.

Registration and image fusion tasks are important in medical image processing. By aligning different images it is possible e.g., to monitor changes in size, shape, or image intensity over time, to combine information from multiple imaging modalities e.g., when relating functional information from nuclear medicine images to anatomy delineated in high-resolution MR or CT images. By relating preoperative images and surgical plans to the physical reality of the patient in the operating room, the surgical intervention can be controlled and monitored, the model of the operating tool can be displayed in the coordinate system of the image.

Although some of the methods discussed in this thesis could be used to solve problems of other fields, I primarily concentrated on problems arising in the field of medical image processing. The basic definitions, properties and groupings of registration methods were introduced and discussed in Chapter 2.

Pont-based methods and their error analysis

In Chapter 3, methods based on interactively identified point pairs were discussed. The transformation that aligns the point sets best is then used to align the images. These methods provide stable and easily applicable solutions. Their disadvantage is that identifying point pairs in 3D is a complex task, it usually requires a good image display software and an expert in the field. I reviewed the search steps of rigid-body, affine, perspective, polynomial, and thin-plate spline (TPS) transformations. In case of affine transformations, a sufficient existence condition for a unique solution is given and proven.

Since the alignment of the images is indirect when point-based methods are considered, it is important to determine how the identification of point-pairs influences the actual registration error. This topic is discussed in detail in Chapter 4. Many papers from several research groups investigate rigid-body transformations. By using numerical simulations, they showed that the expected target registration error is proportional to the point (or fidu-

cial) localization error, and that it is approximately inversely proportional to the square root of the number of point pairs used. We focused on affine transformations and found that these properties are fulfilled this case also. We investigated the relation of the volume spanned by the points to the target registration error. The results showed that the error is inversely proportional to that volume. The examinations also explained why it is important to select the proper transformation type, and what point selection strategy should be followed. The details of the numerical simulations and the results are also available in this chapter.

Automatic registration and its applications

In Chapter 5 automatic registration methods are discussed. We developed a fast, fully automatic registration method that is capable of solving 2D or 3D unimodal or multimodal registration problems. Many similarity measures were proposed in the past decade. We chose the measures based on the mutual information of the images proposed by Collignon et al. and Viola and Wells, and on the normalized mutual information of the images proposed by Studholme et al. To speed up the registration process and to avoid falling in local minima during search, we used the Gauss pyramid representation of the images. The search starts at the coarsest level. When an optimal result is reached, this is used to initialize the next, finest level. We use Powell's direction set, iterative, nonlinear optimization algorithm to find the optimum of the similarity measure. The most time consuming part of the process is the execution of the transformation. We utilized many optimizations, e.g., multiplications were superseded by summations, mutual information was reformulated for less computations and a look-up table was used to get logarithmic values. With methods based on mutual information and normalized mutual information, we took part in the retrospective image registration evaluation project conducted by Vanderbilt University (TN, USA). Based on the results we can conclude that our methods have the potential to solve multimodal MR-CT and MR-PET registration problems.

The method was tailored to the needs of a model-based segmentation framework of the pelvic area in CT studies in collaboration with GE Medical Systems. In this framework, registration is used in two preprocessing tasks: Transforming a selection of CT studies from different patients to a common reference frame before statistical atlas (or model) generation, and in the clinical application, establishing the voxel-to-voxel correspondence between the study and the model. In these cases precise alignment of all anatomical structures is not crucial, the focus is on proper alignment of the pubic bone area and fast execution. Manual segmentation was necessary to build the atlas, which was carried out by three experts. The scope of our discussion was the role of registration as a preprocessing step, we did not deal with deformable organ models. It was shown that our proposed two-step method (local refinement in the pubic bone area after a global registration) takes prostate regions significantly closer to each other when transforming to the common reference frame. GE Medical Systems provided us with an image database of 26 CT studies and their expert segmented prostate and bladder regions.

The registration method was used in an interesting, non-medical problem. Neutron radiography provides more contrasted images than conventional X-ray based techniques when examining the inner parts of objects made from iron, copper or aluminium. As it passes through the objects, the neutron ray is absorbed to some extent. The remaining intensity of the ray is measured by an imaging plate, thus we can get the projected image of the object. By rotating the object, a series of 2D projections is produced from which the 3D model of the object can be calculated using tomographic methods. The way the images are

taken introduces geometric differences between the consecutive projections. It means that the same projection directions from the source might pass the imaging plate at different pixel locations. Such geometric differences can degrade the result of the reconstruction. Image registration is applied to recover these geometric differences. We used the 2D version of our method based on normalized mutual information and searched for an optimal rigid-body transformation. Although the algorithm is fully automatic, a preprocessing step is necessary. The center region of the images, where the projection of the object is visible must be masked out and the similarity measure is evaluated only outside of it. To eliminate the rotational invariance, artificial markers are affixed in front of the imaging plate, the projections of which are visible in the top, bottom, left and right hand side of the images. One of the projection images is selected as the reference image and the others, including the open beam projection image, are registered against it one by one. Visual inspection confirmed that the markers aligned well after registration and that the reconstruction using the registered images produced 3D images of better quality.

Our observation is that voxel-similarity measures can be successfully applied to solve multimodal medical and other non-medical problems. Although the registration itself is fully automatic, sometimes a manual preprocessing step, identification of the region of interest is necessary. Visual inspection is also important, since the algorithm cannot judge whether the result is acceptable. Other approaches are also usable, especially in case of the neutron tomography application. Here the affixed markers could be detected and the geometrical information could be used for alignment. Such an approach could be fully automatic, not even mask selection is necessary. Its drawback is that it requires more development time — if running time is not crucial, a voxel similarity method could solve the problem without modification.

Image-guided planning and execution of percutaneous therapies

The last chapter deals with computer-aided percutaneous therapies. Registration plays an important role here also: The geometrical relationship between the physical space and the image coordinate systems must be determined, thus it is possible to track the movement of the device with respect to the image of the patient and it is even possible to control it to hit target points.

I developed a unified framework for devices utilizing localization frames. At the *abstract level* the necessary movement parameters are determined, while the task at the *physical level* is to perform these movements for devices with known geometry and inverse kinematics. The localization frames contain rods which are well visible in the image together with the patient and their geometry provides that the solution is unique. I presented a registration algorithm where the rods are modelled with line segments. The centroids of the rod intersections in the images are identified and registered to the line segment models. I examined the effect of point localization error to the registration error using numerical simulations. I developed a therapy planning and controlling application based on this framework. CT scans are taken from the patient, the RCM robot family is controlling the needle to which the Susil-frame is rigidly attached.

During my study trip I took part in two other projects in which registration plays an interesting and important role. In the first one we unified the advantages of three systems: ultrasound-based systems that are generally used in clinical settings, computer-assisted 3D therapy planning systems using robots and MR imaging, for percutaneous therapies of the prostate. The target area is well visible in the MR images upon which the therapy is planned and the robot is controlled. The robot approaches the prostate via the rectum. During the

therapy, 2D MRI images are taken and displayed in real-time. The work was divided into several parts. My task was the displaying of the 2D real-time images and I took part in the planning of the communication layer between the scanner and the planning computer. In the second project my task was to develop the communication layer between a commercially available ultrasound-based brachytherapy system and a robot capable of executing percutaneous therapies, and I took part in the planning of calibration between the two systems.

Contributions of the Thesis

Contributions in the first group are related to the examinations of point-based methods. Their detailed discussion can be found in Chapter 3 and Chapter 4. The results were published in journal articles [68, 71, 72] and conference proceedings papers [69, 70].

- I/1. I reviewed the search steps of rigid-body, affine, perspective, polynomial, and TPS transformations in a unified framework and summarized their properties [72]. We proposed a new affine search method based on the examination of the partial derivatives of the cost function [68], and gave and proved a sufficient existence condition for the unique solution. We also gave a 3-dimensional example for the existence of the degenerated case.
- I/2. I performed the error analysis of the point-based methods using numerical simulations. I determined that the expected target registration error is
 - (a) proportional to the fiducial localization error assuming affine motion,
 - (b) approximately inversely proportional to the square root of the number of point pairs assuming affine motion,
 - (c) inversely proportional to the volume spanned by the points assuming rigid-body and affine motions,
 - (d) constant in iso-ellipses around the centroid of the point sets in 2D assuming affine motion,

and I gave a strategy for determining the number of point pairs to be used and their selecting order.

Contributions in the second group are related to automatic registration and its applications. Their detailed discussion can be found in Chapter 5. The results were published in a journal article [73] and conference proceedings papers [6, 75, 76, 78]. There is also a related patent application [77].

- II/1. I proposed an automatic, voxel similarity-based multiresolution registration algorithm. With methods based on mutual information and normalized mutual information, we took part in the retrospective image registration evaluation project conducted by Vanderbilt University and achieved good results [73].
- II/2. The method was tailored to the needs of two preprocessing steps of a segmentation algorithm of the pelvic area: in determination of statistical organ models and their initial placement in the clinical software. It was shown that the local refinement of the global registration result in the neighbourhood of the pubic bone takes the prostate regions significantly closer to each other [75, 76, 77].

II/3. We used the 2D version of the algorithm to reduce the geometrical differences of neutron radiographic projection images, which is a necessary preprocessing step of the tomographic reconstruction [6, 78].

Contributions in the third group are related to a computer assisted surgery planning and controlling task. During my study trip to Johns Hopkins University I worked on minimal invasive percutaneous therapies.

III/1. In case of therapies utilizing localization frames

- (a) I proposed a unified framework based on the point-and-click paradigm,
- (b) I proposed a registration method for registering rod intersections identified in the image and their models,
- (c) I performed the examination of the effect of the localization error in case of the Susil-frame using numerical simulations,
- (d) I prepared a treatment planning and execution application that utilizes CT imaging and a robot with the Susil-frame rigidly attached for percutaneous procedures of the prostate and abdominal organs.

III/2. I contributed to the initial work of the following projects.

- (a) In a transrectal percutaneous system utilizing MRI imaging I elaborated the visualization of the real-time 2D images and we planned the communication between the scanner and the planning computer.
- (b) I elaborated the communication between an ultrasound-based brachytherapy system and a percutaneous robot and participated in the planning of the calibration of their coordinate systems.

A szerzőnek a disszertáció témájában megjelent válogatott közleményei

Folyóíratcikkek

A. Tanács, K. Palágyi, and A. Kuba. Medical image registration based on interactively defined anatomical landmark points. *Int. J. Machine Graphics & Vision*, 7:151–158, 1998.

A. Tanács, G. Czédli, K. Palágyi, and A. Kuba. Affine matching of two sets of points in arbitrary dimensions. *Acta Cybernetica*, 15:101–106, 2001.

A. Tanács and A. Kuba. Evaluation of a fully automatic medical image registration algorithm based on mutual information. *Acta Cybernetica*, 16:327–336, 2003.

A. Tanács. Kijelölt pontpárokon alapuló képregisztrációs módszerek. *Alkalmazott Matematikai Lapok*, 21:237–260, 2004.

G. Fichtinger, T. L. DeWeese, A. Patriciu, A. Tanács, D. Mazilu, J. H. Anderson, K. Masamune, R. H. Taylor, and D. Stoianovici. System for robotically assisted prostate biopsy and therapy with intraoperative CT guidance. *Journal of Academic Radiology*, 9(1):60–74, 2002.

R.C. Susil, A. Krieger, J.A. Derbyshire, A. Tanács, L.L. Whitcomb, G. Fichtinger, and E. Atalar. System for MR image-guided prostate interventions: Canine study. *Journal of Radiology*, 228:886–894, 2003.

G. Fichtinger, E.C. Burdette, A. Tanács, A. Patriciu, D. Mazilu, L.L. Whitcomb, and D. Stoianovici. Robotically assisted prostate brachytherapy with transrectal ultrasound guidance — phantom experiments. *Brachytherapy*, 5:14–26, 2006.

Nemzetközi konferenciakiadványokban megjelent közlemények

A. Tanács, K. Palágyi, and A. Kuba. Target registration error of point-based methods assuming rigid-body and linear motions. In *Proc. Int. Workshop on Biomedical Image Registration*, pages 223–233, 1999.

A. Tanács, G. Czédli, K. Palágyi, and A. Kuba. Point-based registration assuming affine motion. In *Proc. Int. Workshop Algebraic Frames for the Perception-Action Cycle, AFPAC 2000, Lecture Notes in Computer Science 1888, Springer*, pages 329–338, 2000.

A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Application of automatic image registration in a segmentation framework for pelvic CT images. In *Proceedings of CAIP, Lecture Notes in Computer Science*, volume 3691, pages 628–635, 2005.

G. Fichtinger, A. Krieger, R.C. Susil, A. Tanács, L.L. Whitcomb, and E. Atalar. Transrectal prostate biopsy inside closed MRI scanner with remote actuation, under real-time image guidance. In *Proceedings of MICCAI, Lecture Notes in Computer Science*, volume 2488 (1), pages 91–98, 2002.

G. Fichtinger, K. Masamune, A. Patriciu, A. Tanács, J. H. Anderson, T. L. DeWeese, R. H. Taylor, and D. Stoianovici. Robotically assisted percutaneous local therapy and biopsy. In *Workshop proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Advanced Robotics*, pages 133–151, Budapest, 2001.

M. Balaskó, A. Kuba, A. Nagy, A. Tanács, and B. Schillinger. Comparison radiography and tomography possibilities of FMR-2 (20 MW) and budapest (10 MW) research reactors. In *To Appear in the Proceedings of the 8th World Conference on Neutron Radiography*.

Magyar konferenciakiadványokban megjelent közlemények

A. Tanács, G. Fichtinger, and A. Kuba. An algorithm to register sets of 3D points to 3D lines for using arbitrary frame devices in image guided percutaneous therapies. In *Proceedings of the KEPAF conference on Image Analysis and Pattern Recognition*, pages 255–259, 2002.

A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Application of automatic image registration for pelvic CT images. In *Proceedings of the Joint Hungarian-Austrian Conference on Image Processing and Pattern Recognition*, pages 359–366, 2005.

Tanács A., Nagy A., Balaskó M., Máté E., Kuba A. Képpontok hasonlóságán alapuló automatikus regisztrációs módszer orvosi és neutron tomográfiai alkalmazásának tapasztalatai. *A Magyar Képfeldolgozó és Alakfelismerők Társasága Konferenciájának Kiadványa*, 25–32, 2007.

Szabadalmak

G. Fichtinger, A. Ergin, L.L. Whitcomb, R. Susil, **A. Tanács**, and A. Krieger. Apparatus for insertion of a medical device during a medical imaging process. *World Patent Application #WO03088833* (Filing Date: 10/30/2003), 2003.

G. Fichtinger, A. Ergin, L.L. Whitcomb, R. Susil, **A. Tanács**, and A. Krieger. Apparatus for insertion of a medical device during a medical imaging process. *United States Patent Application #US2006241368* (Filing Date: 10/26/2006), 2006.

A. Tanács, E. Máté, and A. Kuba. Method and system for automatically transforming CT studies to a common reference frame. *United States Patent Application #20070002046* (Filing Date: 01/04/2007), 2007.

Köszönetnyilvánítás

A disszertációm témájának jellegéből adódóan igen sok emberrel kerültem kapcsolatba munkám során, akik kisebb-nagyobb mértékben hozzájárultak annak sikerességéhez.

Szeretettel emlékezem témavezetőmre, Kuba Attilára, aki bár a dolgozatban szereplő eredményeket ismerte, a kész dolgozatot már nem láthatta. Egyetemi hallgató korom óta tagnak éreztem magam a képfeldolgozó csapatában, és irányítása alatt számos olyan segítséget és lehetőséget kaptam Tőle, amit eléggé megköszönni nem tudok.

A regisztráció témakörét Palágyi Kálmán ismertette meg velem. Számtalan kézirat alapos és fáradhatatlan átolvasásával nagyon sokat segített, folytonos biztatásának is köszönhető, hogy a dolgozatom elkészült.

Köszönöm Fichtinger Gábornak a rengeteg önzetlen baráti és szakmai segítséget, amit Tőle tanulmányutam során kaptam. Vidám és közvetlen természete nagymértékben hozzájárult ahhoz, hogy a Baltimore-i időszak igazán jó élményként maradjon meg bennem.

Több jó ötlet is született Nyúl László kollégámmal való beszélgetéseink alkalmával. Tőle és Nagy Antaltól sok segítséget kaptam a dolgozat megírása során felmerült technikai problémáim kapcsán is. Nagy segítségemre volt Máté Eörs a dolgozatom egyes fejezeteinek igen alapos átolvasásával. Mellettük köszönöm a többi kollégámnak is, Dudásné Nagy Mariannának, Erdőhelyi Baláznak, Balázs Péternek és Kató Zoltánnak, hogy észrevételeikkel segítettek munkámat, valamint hogy baráti légkörben dolgozhattam az utóbbi években.

A dolgozatom 4. és 5. fejezetében felhasznált MRI képekért és az anatómiai pontpárok kijelöléséért köszönettel tartozom dr. Csernay Lászlónak és dr. Nagy Endrének. Köszönetet mondok Fitzpatrick professzornak, hogy részt vehettünk a kiértékelő munkájukban, valamint Jay Westnek és Ramya Balachandrannak a kiértékelésben nyújtott segítségükért. Örömmel teszek eleget azon kérésüknek, hogy szerepeltessem az alábbi nyilatkozatot: „A képek és a standard transzformációk a National Institute of Health által támogatott 1 R01 NS33926-01 számú, J. Michael Fitzpatrick (Vanderbilt Egyetem, Nashville, TN, USA) által vezetett, 'Evaluation of Retrospective Image Registration' elnevezésű projekt keretében kerültek felhasználásra.” A medencecsont-környéki szervek szegmentálásához kapcsolódó munkát a General Electric Medical System támogatta, és biztosította számunkra a képi adatbázist. Köszönöm a szervek körvonalainak meghatározásában nyújtott nélkülözhetetlen segítségét Dr. Gion Katalinnak, Dr. Csenkey-Sinkó Istvánnak és Dr. Szabó Endrének.

Legnagyobb hálával családomnak tartozom. Szüleim a hosszúra nyúlt tanulmányaim során végig támogattak. Köszönöm feleségem és kislányom türelmét, hogy a dolgozat írásának hónapjaiban gyakran még hétfévente is a munkámra koncentrálhattam.

A munkám egyes részeit a következő pályázatok támogatták: Felsőoktatási Kutatási és Fejlesztési Pályázatok (FKFP) 0908/1999, Országos Tudományos Kutatási Alapprogram (OTKA) T023804, OTKA T026243, OTKA T023186, OTKA T048476, Mecenatúra pályázatok konferenciárésztétel támogatására.