

Večmodalna netoga poravnava medicinskih slik

Peter Rogelj, Stanislav Kovačič

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška 25, 1000 Ljubljana, Slovenija
E-pošta: peter.rogelj@fe.uni-lj.si

Povzetek. Poravnava slik je postopek za ugotavljanje in odpravljanje geometrijskih neskladij med več slikami istega ali sorodnega objekta. Predvsem je pomembna v sodobnih medicinskih aplikacijah, kjer omogoča enotno in hkratno uporabo več slik, ki podajajo različne informacije o slikani anatomiji. Geometrijska neskladja medicinskih slik so lahko posledica različne lege pacienta, delovanja organov in patoloških sprememb ter so pogosto izrazito lokalne narave. Predvsem pri večmodalni poravnavi, ko so slike zajete z različnimi slikovnimi postopki, je te geometrijske razlike zaradi majhne količine skupne informacije težko zaznati in odpraviti. V tem članku je predstavljen postopek večmodalne netoge poravnave slik, ki omogoča poravnavo slik, zajetih z različnimi slikovnimi postopki, in to tudi pri kompleksnih geometrijskih neskladjih. Postopek temelji na uporabi simetričnega postopka poravnave in točkovnih merah podobnosti, ki so plod naših predhodnih raziskav. Prednost uporabljenih postopkov pred navadnimi postopki je v uporabi večje količine skupne informacije slik, kar izboljša pravilnost poravnave. Postopek poravnave slik smo kvantitativno ovrednotili na sintetičnih in realnih magnetnoresonančnih (MRI) slikah glave.

Ključne besede: poravnava slik, mere podobnosti, modeli deformacij, simetričnost

Multi-modality non-rigid medical image registration

Extended abstract.

This paper is concerned with the problem of multi-modality registration of images with complex geometrical relationship. We propose a high-dimensional approach based on point similarity measures and symmetric registration concept combined with a convolution-based geometric model.

The high-dimensional registration approach follows the principles of elasticity as known from the physics. This is an iterative approach that consists of two steps (Fig. 1): estimation of forces that tend to deform the target image by making images more similar, and geometric model that realistically maps these forces into the actual transformation. The result of registration is transformation that maps the target image with the space of the reference image (Fig. 2).

Measuring the image similarity is one of the main difficulties of non-rigid multi-modality registration approaches due to their limitations related to evaluation of local image differences. In our approach, point similarity measures are used to solve the problem. They enable a computationally effective measurement of the image similarity on arbitrary small image regions. We use a S_{UH} point similarity measure with the point similarity function shown in Eq. 2 and measure the similarity of individual point pairs (Eq. 3). The similarities are employed to compute forces using the symmetric registration approach (Eq. 1) which estimates geometric differences in both registration directions. An increased amount of information obtained in the method improves registration consistency and correctness.

The geometric model based on the convolution

approach consists of four components (Fig. 3). The first component is a model of forces used to improve realism of forces. These forces are then mapped into transformation of independent voxels using the Hook's law. The last two components are a combined convolution model consisting of the incremental and absolute part. Such combined model reduces the systematic error of elasticity and error related to nonlinearity of forces.

The overall registration approach is implemented in multi-resolution and is evaluated on images of the human head. The results indicate that the approach is suitable for solving practical clinical problems.

Key words: image registration, non-rigid registration, multi modality, similarity measures, symmetry

1 Uvod

Medicinske slike upodabljaajo stanje in/ali dogajanje v telesu ter s tem pomembno pripomorejo k odkrivanju in razumevanju bolezenskih stanj, sledenju učinkovitosti zdravljenja ter načrtovanju terapij in kirurških posegov. Pogosto se pokaže potreba po uporabi več slik, ki prinašajo različno informacijo o slikani anatomiji. Ker so takšne slike ponavadi zajete neodvisno, v različnem času, pri različnih pogojih ali z različnimi slikovnimi postopki, jih je treba za enotno obravnavo geometrijsko

uskladiti, kar dosežemo s slikovno poravnavo.

Poravnava slik je postopek ugotavljanja geometrijske soodvisnosti dveh slik. Njen rezultat je transformacija, ki eno od slik, t. i. poravnava sliko, preslika v prostor druge, t. i. referenčne slike, tako da ima vsaka anatomsko točka na obeh slikah isto lego. Poleg tega, da s tem omogočimo enotno obravnavo slik, pridobimo tudi dodatno informacijo o soodvisnosti slik, ki je prav tako lahko pomembna za izločanje medicinsko pomembne slikovne vsebine. Uporabo postopkov poravnave slik na splošno lahko razdelimo v tri skupine: analizo slikovne informacije, analizo geometrijske informacije in segmentacijo. Z analizo slikovne informacije lahko ugotavljamo časovne spremembe in združujemo informacijsko vsebino več slik. Slednje je pomembno predvsem pri večmodalni poravnavi, to je takrat, ko so slike zajete z različnimi slikovnimi postopki in torej dajejo komplementarno informacijo o slikani anatomiji. Takšno informacijo s poravnavo združimo v enoten opis slikane anatomije, kar omogoča enotno nadaljnjo obravnavo in vizualizacijo. Z analizo geometrijske informacije, pridobljene s poravnavo slik, lahko ugotavljamo lego pacienta in morebitnih dodatnih objektov ter geometrijske razlike oziroma spremembe tkiv, ki so lahko posledica delovanja organov, patoloških sprememb in podobno. S poravnavo več slik, ki tvorijo časovni niz, je mogoča tudi časovna analiza geometrijskih sprememb. Segmentacija slik s postopki poravnave poteka tako, da obdelovano sliko poravnamo z modelom (atlasom), ki vsebuje podatke o segmentaciji. V poravnanim stanju postanejo vsi segmentacijski podatki modela (označene pomembne anatomske točke, krivulje, površine ali volumni) veljavni tudi za poravnano sliko.

Postopek poravnave slik temelji na predpostavki, da so slike, ki so bolj poravnane, med seboj tudi bolj podobne. Pri tem je slikovna podobnost določena kot matematični kriterij, ki meri ujemanje svetlosti istoležnih slikovnih točk glede na pričakovan ali implicitno statistično določen model svetlostne odvisnosti slik. S to predpostavko se postopek poravnave prevede v optimizacijski proces, kjer iščemo takšne parametre transformacije slik, ki optimirajo podobnost med slikama.

Postopke poravnave delimo glede na modalnost slik in glede na vrsto iskane geometrijske transformacije. Glede na modalnost slik ločimo enomodalno in večmodalno poravnavo. O enomodalni poravnavi govorimo takrat, ko so slike zajete z istim slikovnim postopkom, če je postopek zajemanja slik različen, pa govorimo o večmodalni poravnavi. Obe možnosti se med seboj razlikujeta glede na pričakovano svetlostno odvisnost med

slikama, ki je pri enomodalni poravnavi linearna, pri večmodalni poravnavi pa njene zakonitosti vnaprej niso poznane. Večmodalna svetlostna odvisnost se ponavadi ugotavlja statistično.

Glede na vrsto iskane transformacije slik na splošno ločimo togo in netogo poravnavo. Toga poravnava omogoča le ugotavljanje medsebojne lege slik, t. j. translacije in rotacije, kar lahko v 3D prostoru zapišemo s šestimi parametri. Ponavadi pa soodvisnost med slikami ni toga, saj zaradi delovanja organov, elastičnosti tkiv ter morebitnih patoloških sprememb v praksi vedno prihaja tudi do deformacij. Te lahko odpravimo s t. i. netogo poravnavo, ki pa je lahko bolj ali manj detajlna, kar je povezano s številom parametrov transformacije. Posebna vrsta netoge poravnave je visokodimenzijska ali neparametrična poravnava. Tipičen predstavnik je elastična poravnava slik, ki posnema fizikalne procese deformacije teles. V tem primeru transformacija ni več opisana parametrično, pač pa eksplicitno s podajanjem premika vsakega voksla (trodimenzionalnega slikovnega elementa, ang. voxel). Pri tem za (fizikalno) pravilno medsebojno odvisnost vokslov skrbi dodaten geometrijski model. Ta način poravnave omogoča najnatančnejšo poravnavo slik, v smislu odpravljanja tudi najmanjših geometrijskih razlik med slikama, hkrati pa je ta način poravnave tudi najzahtevnejši.

V nadaljevanju je predstavljen postopek visokodimenzijske večmodalne poravnave slik, ki temelji na dveh novih metodah, to sta simetrična poravnava in točkovne mere podobnosti, ki sta obe plod naših predhodnih raziskav. Prednost predlaganega postopka poravnave pred drugimi postopki je v uporabi večje količine skupne informacije slik, kar izboljša pravilnost poravnave.

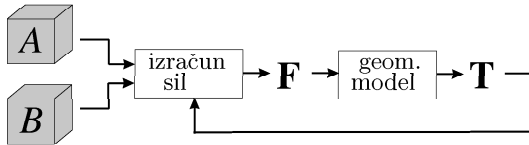
2 Visokodimenzijska večmodalna poravnava slik

Postopki večmodalne poravnave slik, ki jih lahko zasledimo v literaturi, so v veliki večini vezani na uporabo medsebojne informacije kot mere podobnosti med slikama in parametričnih modelov transformacij, ki s pomočjo mreže kontrolnih točk modelirajo lokalne deformacije slik. Visokodimenzijski postopki večmodalne poravnave slik so redki in neučinkoviti [1], vzrok pa je v izredno visoki računski zahtevnosti, ki je posledica lokalnega ocenjevanja skladnosti slik z medsebojno informacijo. V predlaganem postopku smo problem rešili z uporabo točkovnih mer podobnosti [2]. Točkovne mere omogočajo večmodalno merjenje podobnosti poljubno majhnih področij slik, vključno s področji velikosti posameznih vokslov. Uporaba

tako majhnih področij ima vrsto prednosti, poleg majhne računske zahtevnosti omogoča tudi izogibanje napakam interpolacije [3], vplivu merjenja podobnosti na lastnosti deformacij in možnost uporabe predhodnega znanja o svetlostni odvisnosti slik. Hkrati omogoča učinkovito uporabo simetričnega postopka poravnave [4], ki poveča količino uporabljene informacije o odvisnosti med slikami, ter tako pripomore h kakovosti končne poravnave. Končno je v predstavljenem postopku poravnave slik uporabljen tudi napreden konvolucijski model deformacij [5], ki tudi sledi potrebam po majhni računski zahtevnosti.

2.1 Visokodimenzijska poravnava slik

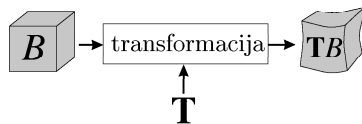
V naravi se objekti deformirajo zaradi delovanja zunanjih sil, končna deformacija pa je odvisna tudi od fizikalnih lastnosti materiala, kot so na primer elastičnost, viskoznost ali plastičnost. Postopek visokodimenzijske poravnave slik posnema te fizikalne procese in je shematično prikazan na sliki 1.



Slika 1. Shema visokodimenzijske poravnave slik. A in B predstavljata referenčno in poravnavano sliko, \mathbf{F} in \mathbf{T} pa sile in transformacijo poravnave slike.

Fig. 1. Block scheme of high-dimensional image registration. A and B denote the reference and target images, \mathbf{F} are forces that drive the registration and \mathbf{T} is transformation of the target image.

Postopek visokodimenzijske poravnave je iterativen postopek, pri čemer vsaka iteracija sestoji iz dveh korakov. Prvi je določitev sil \mathbf{F} , drugi pa preslikava teh sil z geometrijskim modelom v novo (izboljšano) transformacijo poravnave slike \mathbf{T} . Rezultat poravnave je transformacija \mathbf{T} , ki ustreza ustaljenemu stanju in omogoča preslikavo poravnave slike B v prostor referenčne slike A (slika 2).



Slika 2. Preslikava poravnave slike B v prostor slike A . Fig. 2. Transformation of target image B into the space of reference image A .

2.2 Izračun zunanjih sil po simetričnem postopku

Zunanje sile $\mathbf{F}^{(n)}$ za n -ti korak poravnave morajo biti določene tako, da delujejo v smeri povečanja podobnosti med slikama. Ponavadi so izračunane kot gradient podobnosti S za vse voksle poravnave slike B , glede na referenčno sliko A , pri že doseženi transformaciji $\mathbf{T}^{(n-1)}$. Ta način določitve zunanjih sil ima pomembno slabost nesimetričnosti, ki je vzrok za inverzno nekonsistentnost poravnave [6], zato smo v naši implementaciji uporabili simetrični postopek [4], ki ta problem rešuje. Zaradi upoštevanja gradienta obeh slik pripomore tudi k izboljšanju pravilnosti poravnave. Zunanje sile, določene po simetričnem postopku, vsebujejo dve komponenti, ki ustrezata obema smerema primerjave slik:

$$\mathbf{F}^{(n)} = \left. \frac{\partial S(A, \mathbf{T}B)}{\partial \mathbf{T}} \right|_{\mathbf{T}=\mathbf{T}^{(n-1)}} - \left. \frac{\partial S(\mathbf{T}'A, B)}{\partial \mathbf{T}'} \right|_{\mathbf{T}'=\mathbf{T}^{(n-1)-1}}. \quad (1)$$

Pri tem je $\mathbf{T}^{(n-1)-1}$ inverz transformacije $\mathbf{T}^{(n-1)}$. Zaradi lokalnega določanja sil, za vsak voksle slike neodvisno, v našem primeru računanje inverzne transformacije ni potrebno, saj ga nadomestimo z odmikom posameznega voksela iz ravnovesne lege [4]. Gradient izračunamo numerično z merjenjem podobnosti pri majhnih spremembah transformacije oziroma temu ustreznih premikih posameznih vokslov.

2.3 Točkovne mere podobnosti

Število potrebnih izračunov podobnosti med slikama je pri visokodimenzijski poravnavi slik zelo veliko. V našem primeru je treba v eni iteraciji izračunati $27 \times N_x \times N_y \times N_z$ podobnosti, kjer so N_x , N_y in N_z dimenzije slike. Običajne večmodalne mere podobnosti, kot je na primer medsebojna informacija (MI), zato niso praktične, saj so časovno preveč potratne. Postopek njihovega izračuna je kompleksen in omejen na velika območja slik, kar za oceno lokalnih slikovnih razlik ni optimalno. Omenjeno preblematiko rešujejo točkovne mere podobnosti [2], ki omogočajo preprosto in časovno nepotratno merjenje podobnosti med posameznimi točkami slik, na podlagi globalno ocenjene svetlostne odvisnosti med slikama. Postopek merjenja točkovnih podobnosti sestoji iz dveh korakov. Prvi je ocena svetlostne odvisnosti med slikama, ki jo opisuje tako imenovana funkcija točkovne podobnosti $f(\mathbf{i})$, kjer je $\mathbf{i} = (i_A, i_B)$ svetlostni par. Na splošno je treba funkcijo $f(\mathbf{i})$ v celotnem postopku poravnave izračunati enkrat samkrat, ker pa je kakovost ocene

svetlostne odvisnosti odvisna od poravnosti slik, je izračun smiselno ponoviti v vsaki novi iteraciji poravnave. Svetlostno odvisnost je mogoče oceniti na več načinov, ki pripadajo različnim točkovnim meram podobnosti. Točkovne mere podobnosti lahko izpeljemo iz večine običajnih mer podobnosti, vključno z MI [7]. Primerjava različnih točkovnih mer [2] je pokazala, da je na splošno najprimernejša mera S_{UH} , katere funkcija točkovne podobnosti je definirana takole:

$$f_{UH}(\mathbf{i}) = \log \frac{p(\mathbf{i})^2}{p(i_A) \cdot p(i_B)}. \quad (2)$$

Pri tem sta $p(i_A)$ in $p(i_B)$ ocenjeni verjetnosti svetlosti na posameznih slikah, $p(\mathbf{i})$ pa je vezana verjetnost svetlostnega para. Vse verjetnosti so ocenjene iz celotnih slik z interpolacijo delnih volumnov (ang. partial volume interpolation).

Drugi korak merjenja podobnosti s točkovnimi merami podobnosti je merjenje podobnosti med posameznimi točkami slik. Podobnost za točkovni par $(\mathbf{x}_A, \mathbf{x}_B)$ je določena kot vrednost funkcije točkovne podobnosti $f(\mathbf{i})$ pri vrednosti intenzitet, ki ustrežajo temu točkovnemu paru:

$$S(\mathbf{x}_A, \mathbf{x}_B) = f(i_A(\mathbf{x}_A), i_B(\mathbf{x}_B)). \quad (3)$$

Ena pomembnejših prednosti točkovnih mer podobnosti pred običajnimi merami podobnosti je majhna računaska zahtevnost, saj funkcijo točkovne podobnosti izračunamo v vsaki iteraciji poravnave le enkrat, nato pa jo uporabimo kot pregledovalno tabelo za določitev vseh točkovnih podobnosti. Datatna prednost postopka je v tem, da lahko namesto interpolacije svetlosti uporabimo interpolacijo točkovnih podobnosti, s tem pa se izognemo napakam interpolacije. Napake interpolacije so sicer pereč problem, saj so vzrok za nastajanje lokalnih ekstremov funkcije podobnosti, ki otežijo pravilno poravnavo slik [3].

2.4 Geometrijski model

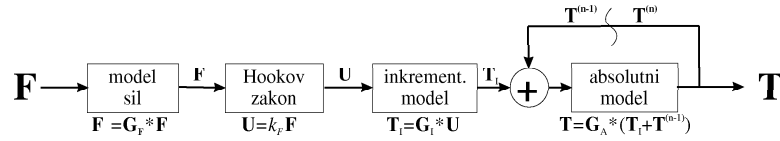
Geometrijski model se uporablja za preslikavo sil v njim ustrezno transformacijo poravnane slike. Ker želimo s poravnavo doseči transformacijo slike, ki se čim bolj ujema z realno transformacijo slikanega objekta, se geometrijski modeli ponavadi zgledujejo po fizikalnih lastnostih, kot sta naprimer elastičnost in viskoznost [8]. Kljub temu je zagotavljanje realne transformacije težavno, predvsem zaradi dveh vzrokov. Prvi je težavno modeliranje deformabilnih lastnosti kompleksnih anatomskih struktur, zato se večinoma uporablja jo kar homogeni modeli deformacij. Drugi vzrok pa je nerealnost sil, izračunanih v postopku poravnave, ki so izrazite

le na mestih, kjer je slika informacijsko bogata, na homogenih območjih slike pa so sile šibke. Oba vzroka omejujeta realističnost transformacije predvsem na informacijsko manj bogatih območjih slik, medtem ko na informacijsko bogatih delih slik lahko pričakujemo dobre rezultate. Da bi ta problem čim bolj omejili, smo pri geometrijskem modeliranju poleg realnih lastnosti različnih bioloških tkiv poskušali upoštevati tudi lastnosti realnih sil, ki so vzrok za anatomsko geometrijska neskladja in na splošno niso omejena le na informacijsko bogate dele slik.

Celoten uporabljen geometrijski model je prikazan na sliki 3. Za modeliranje lastnosti realnih sil smo uporabili konvolucijski filter z Gaussovimi jedrom \mathbf{G}_F , s katerim vhodne sile \mathbf{F} preslikamo v sile \mathbf{F}' , ki ne delujejo več le na robove anatomskih struktur, pač pa so enakomerneje porazdeljene po sliki. Nadalje smo izhajali iz konvolucijskega modela linearne elastičnosti [5]. Takšen model realiziramo s konvolucijskim filtriranjem neodvisnih odmkov posameznih vokslov slike iz ravnovesne lege, pri čemer konvolucijsko jedro ustreza impulznemu odzivu materiala. Ker je takšen *absolutni* pristop izpostavljen sistematski napaki, se pogosto uporablja *inkrementalni* pristop, ki namesto odmkov vokslov iz ravnovesne filtrira premike v vsaki iteraciji poravnave posebej. Slabost tega pristopa je akumulacija napak, ki so posledica nelinearnosti sil. V našem primeru smo uporabili *kombiniran* model, ki je kompromis med sistematsko napako in napako nelinearnosti sil in smo ga sestavili iz obeh prej omenjenih pristopov [9]. Preslikavo sil \mathbf{F}' v neodvisne premike posameznih vokslov \mathbf{U} podaja Hookov zakon. Parameter k_F je enoten za celotno sliko in v vsaki iteraciji določen glede na amplitudo sil \mathbf{F}' , tako da je največji premik omejen na velikost enega voksla poravnane slike. Sledi inkrementalna komponenta geometrijskega modela, po prištevanju že doseženih premikov iz prejšnje iteracije poravnave pa še absolutna komponenta modela. Obe komponenti skupaj določata medsebojne geometrijske odvisnosti vokslov in sta realizirani z Gaussovima konvolucijskima filtroma z jedroma \mathbf{G}_I in \mathbf{G}_A . Gaussova jedra so preprost približek elastičnosti brez upoštevanja lastnosti stisljivosti materiala. Njihova prednost je v razmeroma majhni računski zahtevnosti, ki raste linearno s širino konvolucijskih jeder.

2.5 Izvedba

Iterativni postopek visokodimenzijske poravnave je primerljiv z optimizacijskim postopkom najbolj strmega spusta. Omenjena optimizacijska metoda ima pomembno slabost, da zahteva razmeroma veliko



Slika 3. Shema geometrijskega modela. Fig. 3. Block scheme of the proposed geometric model.

iteracij ter je občutljiva na lokalne ekstreme. Ta slabost se sicer kaže tudi v iterativnem postopku visokodimenzijske poravnave, vendar pa se ji lahko izognemo z uporabo večločljivostnega pristopa. Poravnava slik se tako začne s poravnavo L -krat podvzorčenih slik, transformacija, ki je rezultat poravnave, pa se nato uporabi kot začetno stanje poravnave $(L - 1)$ -krat podvzorčenih slik. Postopek se nadaljuje, dokler niso poravnane slike osnovne ločljivosti.

Zaradi zagotavljanja dobre statistične ocene verjetnostnih porazdelitev svetlosti slik poteka poravnava v 8-bitnem svetlostnem prostoru, določanje verjetnostnih porazdelitev pa z uporabo Parzenove cenilke. Slike z več kot 8-bitno svetlostno ločljivostjo so v 8-bitni svetlostni prostor preslikane z linearno kvantizacijo. Rezultat poravnave je transformacija \mathbf{T} , ki pa omogoča transformiranje osnovnih slik, ne glede na njihovo svetlostno ločljivost (slika 2). Opisani postopek poravnave slik ima malo parametrov, ki so v večini povezani z uporabljenim geometrijskim modelom, njihova nastavitve pa z lastnostmi slikanih objektov. Tipične nastavitve za poravnavo 3D anatomskih slik so: $\sigma(\mathbf{G}_F) = 1$, $\sigma(\mathbf{G}_I) = 3,5$ in $\sigma(\mathbf{G}_A) = 2$. Za poravnavo zadostujejo štirje nivoji ločljivosti ($L = 3$), na vsakem nivoju pa 20 iteracijskih korakov poravnave ($N = 20$).

3 Rezultati

Netogo poravnavo slik je težko nepristransko ovrednoti, kajti realnih transformacij tkiv nikoli ne poznamo in jih lahko le ocenimo. Poleg tega je vrednotenje povezano tudi s praktičnimi zahtevami končne aplikacije. Vrednotenje postopkov poravnave slik bi torej lahko razdelili na dva dela. Prvi je splošno ovrednotenje postopkov, v katerem ugotavljamo pravilnost in konsistentnost poravnave in poteka pa na primerih s širšega področja uporabe. Drugi del je vrednotenje postopka za natančno določen primer uporabe, kjer so kriteriji določeni izključno z zahtevami praktične aplikacije. Pri ocenjevanju pravilnosti poravnave moramo zaradi nepoznavanja transformacij realnih medicinskih slik uporabiti postopke, s katerimi ocenimo realno transformacijo (na primer z uporabo segmentacije slik), ali pa postopke sintetičnih transformacij slik,

s katerimi transformacijo slik povzročimo sami, pozneje. Pri ocenjevanju realnih transformacij se moramo zanašati na kakovost ocene, ki ima na splošno podobne lastnosti kot poravnava sama - dobra je le na informacijsko bogatih območjih slike, drugje pa je manj zanesljiva. Takšen način vrednotenja je zato problematičen in manj zanesljiv. Pri sintetičnih transformacijah slik tega problema ni, saj transformacijo dobro poznamo. Kljub temu pa dobljeni rezultati ne kažejo nujno resnične kakovosti poravnave, ki bi jo dosegli v praktičnih primerih, saj vrednotenje poteka na (bolj ali manj) nerelanih transformacijah.

Zaradi prednosti postopka sintetičnih transformacij smo tega uporabili tudi za ovrednotenje predlaganega postopka poravnave slik. Uporabili smo pet različnih sintetičnih transformacij $\mathbf{T}_0^{(1)}$ do $\mathbf{T}_0^{(5)}$, pridobljenih z vsoto petih tridimenzionalnih Gaussovih funkcij z naključno izbranimi parametri, z amplitudo v območju 0 do 26 mm ter standardnim odklonom v območju 5 do 50 mm. Vrednotenje je potekalo na sintetičnih slikah glave Brainweb z velikostjo voksla $1 \times 1 \times 1$ mm. Poravnavali smo sliko, ki smo jo pridobili s sintetično transformacijo slike MRI-T1, referenca pa je bila slika MRI-PD. Poznavanje sintetične transformacije \mathbf{T}_0 je omogočilo izračun srednje kvadratne napake poravnave E_{RMS} , s katero ovrednotimo odstopanje med pričakovano transformacijo \mathbf{T}_0^{-1} in transformacijo, pridobljeno s poravnavo slik \mathbf{T} ,

$$E_{RMS}(\mathbf{T}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x}} (\mathbf{T}(\mathbf{x}) - \mathbf{T}_0^{-1}(\mathbf{x}))^2}, \quad (4)$$

kjer je N število vokslov slike. Slike smo poravnali tudi v drugi smeri, tako da smo med seboj zamenjali poravnavano in referenčno sliko. Tako pridobljeno transformacijo \mathbf{T}' smo uporabili za izračun nekonsistentnosti poravnave C_{RMS} ,

$$C_{RMS}(\mathbf{T}, \mathbf{T}') = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x}} (\mathbf{T}(\mathbf{x}) - \mathbf{T}'^{-1}(\mathbf{x}))^2} \quad (5)$$

\mathbf{T}'^{-1} je inverz transformacije \mathbf{T}' , ki povzroči enako medsebojno ujemanje slik v nasprotni smeri poravnave. Večja nekonsistentnost C_{RMS} pomeni slabšo poravnavo. Oceno pravilnosti poravnave

dobimo z izračunom povprečnih vrednosti rezultatov vseh poravnav. Dobljeni vrednosti sta naslednji:

$$\overline{E_{RMS}} = 1.116 \text{ mm}, \quad \overline{C_{RMS}} = 0.433 \text{ mm}$$

Poravnavo smo ovrednotili tudi za praktični primer medsebojne poravnave slik glave MRI-T1 različnih oseb. Uporabili smo podoben postopek, le da napake poravnave zaradi nepoznavanja dejanskih geometrijskih odvisnosti ni bilo mogoče izračunati in smo se omejili le na izračun nekonsistentnosti. Uporabili smo šest realnih slik glave MRI-T1, med katerimi je bila ena referenca, na katero smo poravnali vse druge slike. Povprečna vrednost ocenjene nekonsistentnosti za dani primer poravnave je:

$$\overline{C_{RMS}} = 1.068 \text{ mm}$$

Rezultati kažejo na slabšo konsistentnost realne poravnave slik različnih pacientov kot poravnave sintetično transformiranih slik. Razlog je v visoki kompleksnosti poravnave slik različnih pacientov, ki mora odpraviti ne le dejanske transformacije, temveč tudi anatomske razlike med različnimi pacienti. Pravilne poravnave slik anatomske različnih področij namreč na splošno ni mogoče nedvoumno definirati.

Na splošno je kakovost poravnave odvisna ne le od kompleksnosti geometrijskih razlik med slikama, temveč tudi od kakovosti in vsebine slik. Slike so najboljše poravnane na informacijsko bogatih območjih, predvsem na prehodih med različnimi tkivi, medtem ko je na homogenih območjih kakovost poravnave slabša. Predvsem se moramo zavedati, da transformacij, ki so omejene na homogena območja tkiv, na slikah ni mogoče zaznati in jih torej tudi ni mogoče odpraviti. Na srečo so to z medicinskega stališča manj pomembne komponente transformacij. Povprečna napaka, ki je primerljiva z velikostjo slikovnega voksla, je torej za večino praktičnih aplikacij dober in sprejemljiv rezultat.

4 Sklep

V članku je predstavljen nov postopek visokodimenzijske večmodalne poravnave slik, ki temelji na uporabi že predstavljenih metod [2; 4; 7] in novega izboljšanega geometrijskega modela. Postopek poravnave je ovrednoten na dveh primerih poravnave slik glave. Dobljeni rezultati kažejo na ustrezno kakovost poravnave, zato ocenjujemo, da je postopek primeren tudi za uporabo v praktičnih medicinskih aplikacijah. Doslej smo ga že uporabili za vrsto različnih medicinskih raziskav, ki so vključevale poravnavo slik PET in CT za napredno odkrivanje in pozicioniranje rakastih tvorb, poravnavo slik glave f-MRI različnih

pacientov za analizo možganskih funkcij, poravnavo časovnih nizov slik prsnega koša MRI za analizo gibanja pri dihanju ter poravnavo nizov slik MRI za odpravljanje gibanja pri analizi delovanja ledvic. Možnosti za uporabo tovrstnih postopkov so velike, na najrazličnejših področjih medicine in so del želja za naše nadaljnje delo.

References

- [1] J. P. W. Pluim, J. B. A. Maintz, M. A. Viergever, Mutual information based registration of medical images: a survey, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22 (8) (2003) 986–1004.
- [2] P. Rogelj, S. Kovačič, J. Gee, Point similarity measures for non-rigid registration of multi-modal data, *Computer vision and image understanding* 92 (1) (2003) 112–140.
- [3] J. P. W. Pluim, J. B. A. Maintz, M. A. Viergever, Interpolation artefacts in mutual information based image registration, *Computer Vision and Image Understanding* 77 (2) (2000) 211–232.
- [4] P. Rogelj, S. Kovačič, Symmetric image registration, *Medical image analysis* 10 (3) (2006) 484–493.
- [5] M. Bro-Nielsen, C. Gramkow, Fast fluid registration of medical images, *Springer Lecture Notes in Computer Science* 1131 (1996) 267–276.
- [6] G. Christensen, H. Johnson, Consistent image registration, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20 (7) (2001) 568–582.
- [7] P. Rogelj, S. Kovačič, Point similarity measure based on mutual information, in: J. Gee, J. Maintz, M. Vannier (Eds.), *Biomedical Image Registration*, Vol. 2717 of *Lecture Notes In Computer Science (LNCS)*, Springer, 2003, pp. 112–121.
- [8] R. Bajcsy, S. Kovačič, Multiresolution elastic matching, *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 46 (1989) 1–21.
- [9] P. Rogelj, Non-rigid registration of multi-modality images, Ph.D. thesis, University of Ljubljana, Faculty of Electrical Engineering (2003).

Peter Rogelj je leta 2003 doktoriral na Fakulteti za elektrotehniko Univerze v Ljubljani. Njegovo glavno področje raziskav je obdelava biomedicinskih slik.

Stanislav Kovačič je profesor na Fakulteti za elektrotehniko Univerze v Ljubljani. Njegovo področje raziskav zaobjema obdelavo biomedicinskih slik, industrijski vid ter postopke sledenja in razpoznavanja.