

Vrednotenje mer podobnosti med strukturnimi tenzorji za poravnavo 3D in 2D slik

Žiga Špiclin^{1,2}

¹Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška 25, 1000 Ljubljana, Slovenija

²Sensum, sistemi z računalniškim vidom, Tehnološki park 21, 1000 Ljubljana, Slovenija

E-pošta: ziga.spiclin@fe.uni-lj.si

Povzetek. Ključni gradnik sistema za slikovno vodenje kirurških posegov je prostorska poravnava predoperativnih slik, ki so običajno tridimenzionalne (3D) in namenjene diagnostiki in načrtovanju posega, z medoperativno zajetimi slikami, ki so zaradi potrebe po hitrem in preprostem zajemu omejene na dvodimenzionalne (2D) slikovne tehnike, kot npr. rentgen. Za klinično uporabo poravnave v sistemih vodenja sta pomembni lastnosti predvsem računski čas in zanesljivost poravnave, natančnost pa mora biti na ravni koraka vzorčenja slik. Na te lastnosti pomembno vpliva mera podobnosti (MP) med 3D in 2D slikami. V članku obravnavamo postopek poravnave, ki temelji na merjenju ujemanja strukturnih tenzorjev med 3D in 2D slikami. Vrednotenje lastnosti devetih različnih MP med strukturnimi tenzorji je pokazalo, da z izjemo skalarnega produkta tenzorjev in Kullback-Leibler divergence vse vrednotene MP dosegajo zadostno natančnost. Na 3D in 2D slikah ledvenih vretenc je bila poravnava najbolj zanesljiva s štirimi MP, in sicer z mero Bhattacharrya in merami na podlagi Riemannove geometrije, kot so Jensen-Bregmanova divergenca, afina invariantna in log-Evklidska razdalja s 85-odstotnim deležem uspešnih poravnav in konvergenčnim območjem od 9 do 10 mm glede na optimalni položaj 3D slike. Od zadnjih štirih MP sta prvi dve računsko več kot dvakrat učinkovitejši, s časi poravnave $\sim 0,4$ sekunde. Izkazane lastnosti teh MP omogočajo natančno in zanesljivo poravnavo 3D in 2D slik v realnem času in so zato primerne za implementacijo v sisteme za slikovno vodenje kirurških posegov.

Ključne besede: slikovno vodeni posegi, ortopedska kirurgija, hrbtenica, računalniška tomografija, rentgen, poravnava 3D in 2D slik, strukturni tenzor, mera podobnosti, kvantitativno vrednotenje

Evaluation of similarity measures for 3D-2D image registration based on matching structure tensors

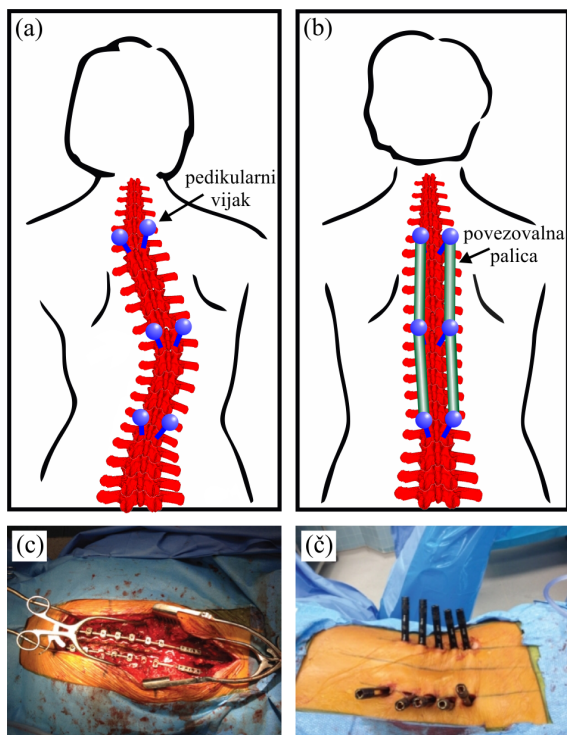
Technology for spatial co-registration of pre-operative and intra-operative images is a crucial part of surgical image guidance systems. The pre-operative images are usually 3D, i.e. computed tomography, and used for diagnosis and planning, whereas the intra-operative imaging needs to be fast and unobtrusive, which renders the 2D X-ray fluoroscopy as the only suitable technique. The most important properties required for implementation of 3D-2D image registration into image-guidance systems are its computational time and robustness, while the accuracy of spatial alignment should be in the order of the image sampling step. These properties are mainly determined by a similarity measure (SM) between the 3D and 2D images. In this paper, we evaluate a 3D-2D registration method based on matching structural tensors with nine different SMs. The majority of evaluated SMs enable sufficiently accurate 3D-2D registration, while the most robust SMs were Bhattacharrya, Jensen-Bregman divergence, affine invariant and log-Euclidean distance. These four SMs achieved a registration success rate of 85% and capture range from 9 to 10 mm with respect to optimal 3D-2D registration. The first two of the four SMs enabled the fastest registration times around 0.4 seconds. Registration of 3D and 2D images based on these two SMs is accurate, robust and fast and, thus, feasible for implementation into surgical image-guidance systems.

Prejet 24. november, 2014
Odobren 5. februar, 2015

1 UVOD

Uvajanje naprednih slikovnih tehnologij, kot je integracija predoperativnih slik in načrtov zdravljenja z medoperativnimi slikami je v zadnjih letih gibal napredka v operativnem zdravljenju najrazličnejših bolezenskih stanj. Za ortopedske kirurške posege so napriimer značilne dolge dobe okrevanja, predvsem zaradi visoke invazivnosti teh posegov. Slika 1c prikazuje tradicionalno (invazivno) zdravljenje degenerativnega stanja hrbtenice (npr. skolioza na sliki 1a). Pri tem posegu se hrbtenica stabilizira z vstavljanjem pedikularnih vijakov, ki jih medsebojno pritrdimo s povezovalnimi palicami (slika 1b). Za skrajšanje dobe okrevanja, zmanjšanje verjetnosti medoperativnih zapletov in kasnejših neželenih stranskih učinkov, posredno pa tudi za nižanje stroškov postoperativne oskrbe pacienta, se v kirurgijo pospešeno uvajajo minimalno invazivni slikovno vodeni posegi.

Ključni gradnik sistema za slikovno vodenje kirurških posegov je prostorska poravnava predoperativnih slik, ki so običajno tridimenzionalne (3D) in namenjene diagnostiki in načrtovanju posega, z medoperativno zajetimi slikami, ki so zaradi potrebe po hitrem in preprostem zajemu omejene na dvodimenzionalne (2D) slikovne tehnike, kot npr. rentgen. Pred posegom za prej ome-

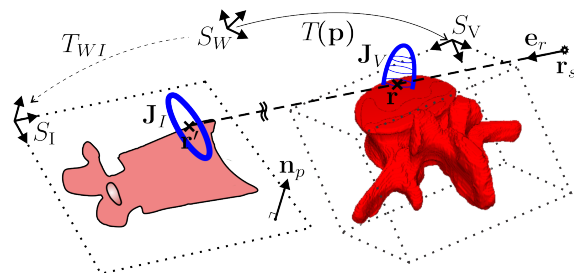


Slika 1: Oseba s skoliotično hrbtenico a) pred posegom in b) po njem z vstavljanjem pedikularnih vijakov v vretenca in stabilizacijo hrbtenice s povezovalnimi palicami med vijaki. Vstavljanje vijakov v pedikle vretenc c) s tradicionalnim ali č) slikovno vodenim minimalno invazivnim kirurškim posegom.

njeno stabilizacijo hrbtenice se običajno zajame 3D računalniška tomografija (CT*), na podlagi katere kirurg prouči stanje hrbtenice in določi optimalno trajektorijo vstavljanja pedikularnih vijakov. Med operacijo kirurg poseg izvaja skozi drobno zarezo v koži in mišičju ob vretencu (slika 1č), za pripravo izvrtine in vstavljanje pedikularnega vijaka pa potrebuje informacijo o natančni legi vretenca v 3D ter prenos načrta operacije iz predoperativne 3D CT v medoperativno 2D rentgensko sliko. Že manjše odstopanje smeri izvrtine od načrtane trajektorije lahko poškoduje živčevje ob pediklu, kar ima lahko resne posledice za pacientovo zdravje. Informacijo o natančni legi vretenca, ki je kritična za izvedbo posega, kirurg pridobi s prostorsko poravnavo slik.

Za klinično uporabo poravnave v sistemih slikovnega vodenja sta poleg natančnosti pomembni lastnosti predvsem še računski čas in zanesljivost poravnave. Na omenjene lastnosti pomembno vpliva mera podobnosti med 3D in 2D slikami. V članku obravnavamo postopek poravnave, ki temelji na merjenju ujemanja strukturnih tenzorjev med 3D in 2D slikami. Na 3D CT in 2D rentgenskih slikah ledvene hrbtenice objektivno vrednotimo lastnosti devetih mer podobnosti med strukturnimi tenzorji in zmogljivosti 3D-2D poravnave slik.

*CT: ang. *computed Tomography*



Slika 2: Geometrijske razmere pri poravnavi 3D in 2D slik.

2 PORAVNAVA 3D IN 2D SLIK

Poravnava 3D in 2D slik je numeričen postopek iskanja optimalne geometrijske preslikave $T : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$, ki 3D sliko $V(x, y, z)$ preslika v lego, v kateri je projekcija 3D objekta na 2D ravnino detektorja skladna s projekcijo istega objekta na zajeti 2D sliki $I(u, v)$. Na splošno obliko geometrijske preslikave izberemo glede na fizikalne lastnosti anatomskih struktur, ki jih želimo prostorsko poravnati. V tem delu smo poravnavali kostne strukture, zato smo uporabili togo preslikavo $T(\mathbf{p})$ s parametri $\mathbf{p} = [t_x \ t_y \ t_z \ \alpha_x \ \alpha_y \ \alpha_z]^T$. Toga preslikava koordinatnega sistema (k.s.) 3D slike S_V je definirana glede na referenčni k.s. S_W , položaj k.s. 2D slikovnega sistema (S_I) in položaj izvora rentgenskih žarkov $\mathbf{r}_s$ pa sta fiksna in natančno določena z vnaprejšnjo kalibracijo slikovnega sistema. Geometrijske razmere, veličine in oznake prikazuje slika 2.

Glavni izziv pri poravnavi 3D in 2D slik je prostorska neskladnost slikovnih značilnic (3D vs. 2D), ki jo lahko odpravimo na dva načina: 1. s preslikavo 3D značilnic v 2D slikovni prostor ali 2. s povratno preslikavo 2D značilnic v 3D prostor. Najpogosteje uporabljene slikovne značilnice za poravnavo so intenzitete slik [6], prvi odvodi [16], [8], [10] in oslonilne točke [5], [3], idr., izbira značilnice pa kritično pogojuje tudi izvedbo (direktna oz. povratna preslikava) in lastnosti postopka poravnave 3D in 2D slik [9].

Pred kratkim so Špiclin in sod. [12] predlagali natančen, zanesljiv in hiter postopek poravnave, ki temelji na primerjavi strukturnih tenzorjev med 3D in 2D slikami. Strukturni tenzor 3D slike V v točki $\mathbf{r} = [x \ y \ z]^T$ je definiran kot:

$$\mathbf{J}_V(\mathbf{r}) = G_\sigma \star [\nabla V(\mathbf{r}) \nabla V(\mathbf{r})^T], \quad (1)$$

kjer je G_σ izotropično 3D Gaussovo jedro s standardno deviacijo σ in $\nabla V(\mathbf{r}) \in \mathbb{R}^3$ prvi odvod slike V . Izraz v oglatem oklepaju tvori matriko $H(\mathbf{r}) = \nabla V(\mathbf{r}) \nabla V(\mathbf{r})^T$ z dimenzijami 3×3 v vsaki točki slike $\mathbf{r}$, $\star$ pa je operator konvolucije v prostoru slike $\mathbf{r}$ nad posameznimi elementi matrik $H(\mathbf{r})$. Strukturni tenzor $\mathbf{J}_V(\mathbf{r})$ je pozitivno semi-definitna matrika ($\mathbf{J}_V \in \text{Sym}^+$) z dimenzijami 3×3 .

V 2D sliki I je strukturni tenzor $\mathbf{J}_I(\mathbf{r}')$ definiran analogno enačbi (1) in ima dimenzije 2×2 . Korespondenco med strukturnima tenzorjema $\mathbf{J}_V(\mathbf{r})$ in $\mathbf{J}_I(\mathbf{r}')$ dobimo

s povratno preslikavo tenzorja $\mathbf{J}_I(\mathbf{r}')$ iz 2D slikovne ravnine v 3D prostor. V nadaljevanju zaradi preglednosti opustimo odvisnost tenzorjev od položaja $\mathbf{r}$ oz. $\mathbf{r}'$ tako, da pišemo $\mathbf{J}_V = \mathbf{J}_V(\mathbf{r})$ in $\mathbf{J}_I = \mathbf{J}_I(\mathbf{r}')$. Preslikavo izpeljemo iz povratne preslikave prvega odvoda $\nabla I \in \mathbb{R}^2$ [16]:

$$P_b = -(\mathbf{e}_r \circ \mathbf{n}_p)^{-1} [\mathbf{e}_r]_{\times} [\mathbf{n}_p]_{\times} T_{WI}, \quad (2)$$

kjer je $\mathbf{e}_r$ enotski vektor v smeri projekcije, $\mathbf{n}_p$ pa normala na 2D ravnino detektorja, simbol $\circ$ označuje skalarni produkt vektorjev, matrika T_{WI} pa je 3×2 matrika, ki označuje preslikavo iz prostora 2D slike v referenčni k.s. (slika 2). Matriko T_{WI} dobimo z vnaprejšnjo kalibracijo 2D slikovnega sistema. Simbol $[\mathbf{a}]_{\times}$ označuje poševno simetrično matriko, ki jo dobimo iz trivrstičnega vektorja $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ a_3]^T$:

$$[\mathbf{a}]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -a_3 & a_2 \\ a_3 & 0 & -a_1 \\ -a_2 & a_1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

P_b ima dimenzije 3×2 in opisuje poševno projekcijo prvega odvoda 2D slike iz 2D ravnine detektorja v 3D prostor glede na referenčni k.s. Povratno preslikani tenzor $\mathbf{J}_I$ izračunamo kot:

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_{I,b} &= G_{\sigma} \star \left[P_b \nabla I (P_b \nabla I)^T \right] \\ &\approx P_b \left[G_{\sigma} \star (\nabla I \nabla I^T) \right] P_b^T, \end{aligned} \quad (4)$$

kjer zadnji izraz v oglatem oklepaju predstavlja $\mathbf{J}_I$ (enačba (1)). Povratna preslikava je sicer odvisna od položaja $\mathbf{r}$ v 3D prostoru, a smo v zadnjem izrazu enačbe (4) predpostavili, da se le-ta ne spreminja $P_b(\mathbf{r}) = P_b(\mathbf{r} + \delta)$, $\mathbf{r} + \delta < 3\sigma$ pri zadostno majhni vrednosti parametra σ .

V geometričnem pogledu tenzor $\mathbf{J}_{I,b}$ predstavlja elipso v ravnini, ki je pravokotna na smer projekcije. V to ravnino s pravokotno projekcijo $P_f = \mathbf{Id}_{3 \times 3} - \mathbf{e}_r \mathbf{e}_r^T$ preslikamo tudi tenzor $\mathbf{J}_V$, in sicer kot:

$$\mathbf{J}_{V,f} = P_f T(\mathbf{p}) \mathbf{J}_V T(\mathbf{p})^T P_f^T. \quad (5)$$

Predlagana poravnava 3D in 2D slik temelji na optimizaciji mere podobnosti med pripadajočimi pari strukturnih tenzorjev $\mathbf{J}_{I,b}$ in $\mathbf{J}_{V,f}$. V nadaljevanju podajamo pregled mer podobnosti med strukturnimi tenzorji.

2.1 Mere podobnosti med strukturnimi tenzorji

Podobnost (ali pa razdaljo) med dvema strukturnima tenzorjema $\mathbf{A}$ in $\mathbf{B}$ ($\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \text{Sym}_3^+$) numerično ovrednotimo z mero podobnosti (MP), ki je definirana kot:

$$\text{MP} : \text{Sym}_3^+ \times \text{Sym}_3^+ \rightarrow \mathbb{R}_0^+. \quad (6)$$

Za določanje podobnosti oz. razdalje med pozitivno semidefinitnimi matrikami so bile razvite številne MP. Peeters in sod. [11] so podali obsežen pregled MP med difuzijskimi tenzorji, ki so pozitivno semidefinitne matrike (Sym^+) tako kot strukturni tenzorji.

Strukturne tenzorje lahko pretvorimo v vektorje in za MP uporabimo vektorske norme iz linearne algebre, npr. skalarni produkt (LINALG), ali pa tenzorje obravnavamo kot matrike in podobnost določimo z (normaliziranim) skalarnim produktom matrik (NTSP). Geometrična podobnost strukturnih tenzorjev lahko temelji na določanju kota med lastnima vektorjema največjih lastnih vrednosti (ANG), ali pa s primerjavo vseh lastnih vektorjev in lastnih vrednosti (CW) [13]. Za določanje razdalje med pozitivno semidefinitnimi matrikami so zelo uporabne MP v Riemannovi geometriji kot sta afina invariantna Riemannova MP (AIR) in logevklidska MP (LOGEUCLE) [2]. Ti dve meri zahtevata izračun vseh lastnih vrednosti in vektorjev vhodnih tenzorjev, zato kot alternativo lahko uporabimo učinkovitejšo Jensen-Bregmanovo LogDet divergenco (JB) [4]. Za primerjavo porazdelitvenih funkcij, izraženih s kovariančnimi matrikami, ki so tudi pozitivno semidefinitne matrike, so bile razvite t. i. statistične MP, npr. Bhattacharyya (BHAT) in simetrična Kullback-Leibler divergenca (KL). Matematične izraze omenjenih MP podaja tabela 1.

Tabela 1: Mere podobnosti (MP) med strukturnima tenzorjema $\mathbf{A}$ in $\mathbf{B}$ ($\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \text{Sym}_3^+$). Lastni vektorji tenzorja $\mathbf{A} \in \text{Sym}_3^+$ so označeni z $\mathbf{e}_1^{\mathbf{A}}, \mathbf{e}_2^{\mathbf{A}}, \mathbf{e}_3^{\mathbf{A}}$ s pripadajočimi lastnimi vrednostmi $\lambda_1^{\mathbf{A}} > \lambda_2^{\mathbf{A}} > \lambda_3^{\mathbf{A}} \geq 0$. Sled tenzorja označuje $\text{tr}(\mathbf{A})$, determinanto pa $\det(\mathbf{A})$.

MP	Enačba
LINALG	$\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \mathbf{A}_{ij} \cdot \mathbf{B}_{ij}$
NTSP	$\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B}) [\text{tr}(\mathbf{A}) \text{tr}(\mathbf{B})]^{-1}$
ANG	$\arccos(\mathbf{e}_1^{\mathbf{A}} \circ \mathbf{e}_1^{\mathbf{B}})$
JB	$\log[\det(\frac{\mathbf{A}+\mathbf{B}}{2})] - \frac{1}{2} \log[\det(\mathbf{A}\mathbf{B})]$
BHAT	$\exp(-\frac{1}{2} \ln \frac{\det(\frac{\mathbf{A}+\mathbf{B}}{2})}{\sqrt{\det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{B})}})$
KL	$\frac{1}{2} \sqrt{\text{tr}(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{A}\mathbf{B}^{-1})} - 6$
CW	$c_l^{\mathbf{A}} c_l^{\mathbf{B}} s_l(\mathbf{A}, \mathbf{B}) + c_p^{\mathbf{A}} c_p^{\mathbf{B}} s_p(\mathbf{A}, \mathbf{B}) + c_s^{\mathbf{A}} c_s^{\mathbf{B}} s_s(\mathbf{A}, \mathbf{B})/2$, kjer so $s_l(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{e}_1^{\mathbf{A}} \circ \mathbf{e}_1^{\mathbf{B}} $, $s_p(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{e}_3^{\mathbf{A}} \circ \mathbf{e}_3^{\mathbf{B}} $, $s_s(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = 1 - \frac{ \text{tr}(\mathbf{A}) - \text{tr}(\mathbf{B}) }{\max(\text{tr}(\mathbf{A}), \text{tr}(\mathbf{B}), 1)}$ in $c_l = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}$, $c_p = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}$, $c_s = \frac{\lambda_3}{\lambda_1}$
AIR	$\mathcal{N}(\mathbf{A}^{1/2} \mathbf{B} \mathbf{A}^{1/2})$, kjer je $\mathcal{N}(\mathbf{X}) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \log(\lambda_i^{\mathbf{X}})^2}$
LOGEUCLE	$\sqrt{\text{tr}([\log(\mathbf{A}) - \log(\mathbf{B})]^2)}$

3 POSKUSI

Zmogljivosti MP za 3D-2D poravnavo smo ovrednotili na javno dostopni bazi slik *ex vivo* ledvene hrbtne

nice [15], ki vsebuje 3D CT slike ledvenih vretenc L1–5 in prečne 2D rentgenske projekcije ledvene hrbtenice iz 18 pogledov (0° – 170° s korakom 10°). S poravnavo krogličnih markerjev, ki so bili med zajemom slik pritrjeni na ogrodje *ex vivo* ledvene hrbtenice, je bila določena referenčna toga preslikava $T(\mathbf{p}_{ref})$. Referenčno togo preslikavo smo uporabili za oceno lastnosti MP med strukturnimi tenzorji 3D in 2D slik in za vrednotenje postopka 3D-2D poravnave slik z optimizacijo MP. Vse 3D in 2D slike so bile vzorčene s korakom 0.75 mm. Vrednotenje smo izvedli na desetih parih 3D in 2D slik tako, da smo za vsako od petih 3D CT slik ledvenih vretenc naključno izbrali dve različni 2D rentgenski projekciji. V naslednjih podpoglavjih sta opisana dva načina vrednotenja MP, in sicer neodvisno in v odvisnosti od optimizacijskega postopka.

3.1 Lastnosti mer podobnosti

Škerl in sod. [17] so predlagali protokol za oceno lastnosti MP za poravnavo slik neodvisno od postopka optimizacije. Protokol glede na referenčno preslikavo $T(\mathbf{p}_{ref})$ določi množico točk (oz. preslikav) vzdolž daljic v normaliziranem parametričnem prostoru (6D za togo preslikavo), v katerih izračunamo MP med 3D in 2D slikama. Iz dobljenih potekov MP izračunamo naslednje lastnosti MP:

- natančnost položaja optimuma (ACC^*),
- konvergenčno območje ($CR^\dagger$),
- izrazitost optimuma ($DO^\ddagger$),
- tveganje nekonvergentnosti ($RON^\S$),
- število lokalnih optimumov ($NOM^\P$).

Želene lastnosti MP so čim manjše vrednosti ACC , RON in NOM ter čim večje vrednosti CR in DO . Vrednosti DO , RON in NOM so odvisne od razdalje r v parametričnem prostoru od optimuma mere podobnosti. Merili smo tudi čase izračuna MP (t_{MP}).

3.2 Vrednotenje 3D-2D poravnave

Vrednotili smo sposobnost postopka poravnave, da iz simuliranega začetnega položaja oz. začetne toge preslikave z optimizacijo MP določi končno togo preslikavo, ki naj bo čim bližje referenčni togi preslikavi. Za vsak par 3D in 2D slik smo ustvarili 40 začetnih položajev 3D slike z naključnim vzorčenjem translacij ($t_x, t_y, t_z \in \mathbf{p}$) v območju 0–20 mm in rotacij ($\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z \in \mathbf{p}$) v območju 0 – 10° tako, da so dobljeni začetni položaji pomenili napako poravnave ($mTRE^\parallel$) v območju 0–20 mm z dvema začetnima položajema na vsak mm celotnega območja $mTRE$. Za vseh 10 parov 3D in 2D slik smo tako dobili 400 začetnih položajev, iz katerih smo zagnali 3D-2D poravnavo oz. optimizacijo MP.

Strukturne tenzorje v 3D in 2D slikah smo izračunali z vrednostjo parametra $\sigma = 1$ mm (1). Postopek poravnave z različnimi MP (tabela 1) smo implementirali v programskem jeziku CUDA-C++ in izvedli na NVidia 450GTS GPE z uporabo optimizacije s kvadratično aproksimacijo brez odvodov (BOBYQA) [14].

Napako končne toge preslikave ($mRPD^{**}$) smo izračunali glede na referenčno togo preslikavo kot povprečje najmanjših razdalj med tarčami na 3D objektu v referenčnem položaju in premicami, ki povezujejo položaj pripadajočih tarč v 2D sliki v poravnanim položaju in vir rentgenskih žarkov $\mathbf{r}_s$. Tarče na 3D objektu določimo glede na zahteve klinične aplikacije 3D-2D poravnave. Pri vstavljanju pedikularnih vijakov je treba zagotoviti zadostno natančnost 3D-2D poravnave v okolici pediklov, zato smo na vsakem vretencu ročno izbrali štiri tarče na pediklih [15]. Metrika $mRPD$ je standardna metrika za vrednotenje poravnave 3D slike na eno 2D sliko [7]. Poravnavo slik je uspešna, če je $mRPD < 2$ mm.

Natančnost poravnave smo določili kot povprečno napako $mRPD$ uspešnih poravnav, konvergenčno območje (CR) kot vrednost začetne napake $mTRE$, pri kateri je v pripadajočem 1 mm intervalu $mTRE$ uspešnih vsaj 95 % poravnav (tj. 19/20), skupno uspešnost ($SR^{\dagger\dagger}$) kot delež uspešnih poravnav, merili pa smo tudi čase poravnave (t_{POR}).

4 REZULTATI

4.1 Lastnosti mer podobnosti

Vrednotenje lastnosti mer podobnosti prikazuje slika 3. Z izjemo LINALG in KL je natančnost vseh MP pod 1 mm, najbolj natančna in krepko pod vzorčnim korakom 0,75 mm pa je bila mera NTSP s povprečno napako 0,46 mm. Slednja je imela tudi najbolj izrazit optimum (DO), a hkrati veliko lokalnih optimumov ($NOM > 100$) in s tem povečano tveganje nekonvergentnosti. Največje konvergenčno območje od 10 do 20 mm imajo mere na podlagi Riemannove geometrije (JB, AIR in LOGEUC) in statistična mera BHAT, kar se odraža tudi v majhnih vrednostih metrik RON in NOM . Računski časi mer AIR, LOGEUC, KL in CW so približno $2,5\times$ daljši od preostalih mer, ker te mere zahtevajo računanje vseh lastnih vrednosti in lastnih vektorjev (npr. operacije log, $\sqrt{}$) ali inverz tenzorja. Računski časi MP so bili od 1,5 do 4 ms (tj. 650–250 izračunov MP na sekundo), kar ob ustrezni izbiri optimizacijskega postopka omogoča 3D-2D poravnavo v manj kot sekundi.

4.2 Vrednotenje 3D-2D poravnave

Rezultati vrednotenja 3D-2D poravnave so podani v tabeli 2. Statistična mera BHAT (0,58 mm) je imela najmanjšo povprečno napako $mRPD$, medtem ko so

* ACC : ang. accuracy of optimum's position

$^\dagger CR$: ang. capture range

$^\ddagger DO$: ang. distinctiveness of optimum

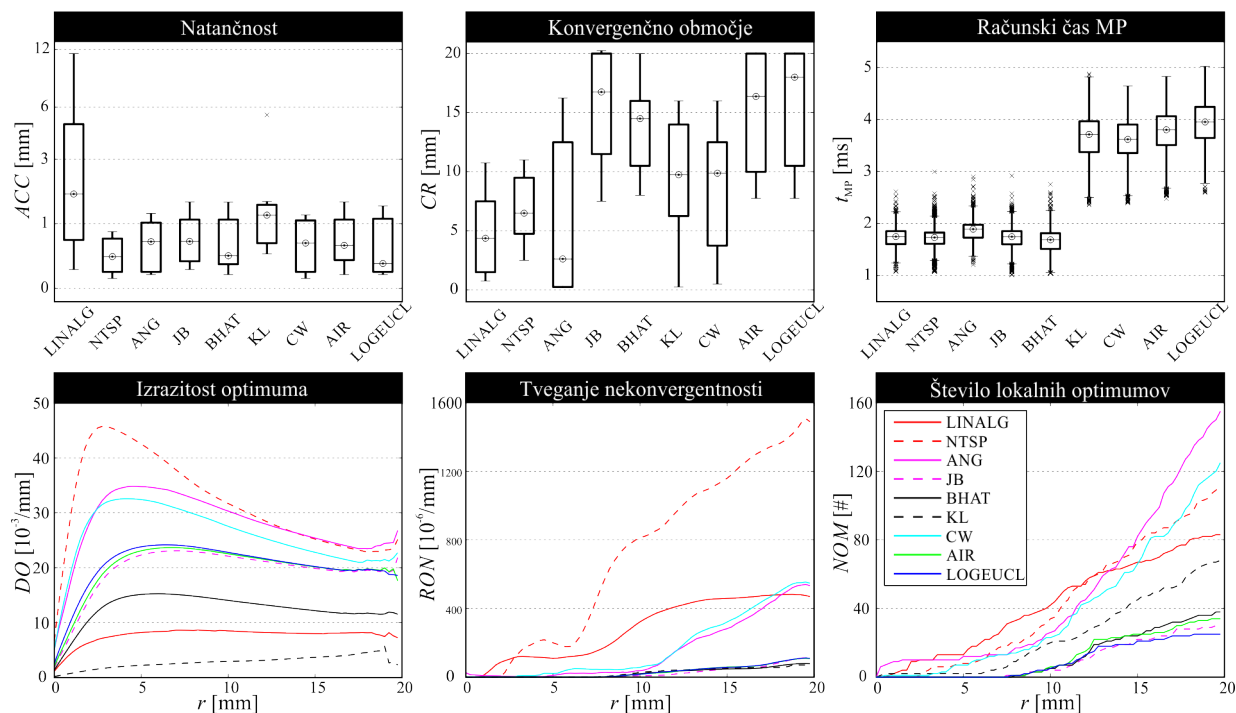
$^\S RON$: ang. risk of nonconvergence

$^\P NOM$: ang. number of local optima

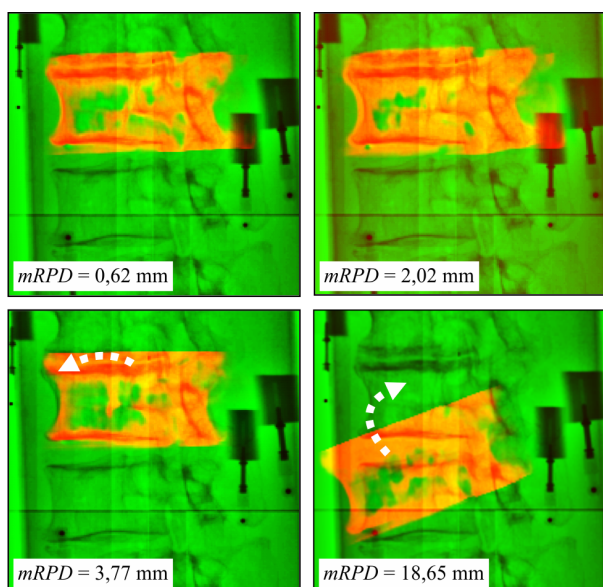
$^\parallel mTRE$: ang. mean target registration error

** $mRPD$: ang. mean reprojection distance

$^{\dagger\dagger} SR$: ang. success rate



Slika 3: Vrednotenje lastnosti devetih mer podobnosti (MP) med strukturnimi tenzorji na desetih parih 3D CT in 2D rentgenskih slikah ledvenih vretenc. V grafih v spodnji vrstici oznaka abscisne osi r pomeni razdaljo v parametričnem prostoru od položaja optimuma MP.



Slika 4: Projekcija vretenca (rdeča) na rentgensko sliko (zeleno) po 3D-2D poravnavi in pripadajoča vrednost napake poravnave $mRPD$. Poravnava je uspešna, če je $mRPD < 2$ mm. Puščici označujeta smer popravka do ustrezne poravnave.

bile preostale mere s povprečno napako pod korakom vzorčenja slik 0,75 mm še NTSP, JB, CW, AIR in LOGEUC. Primer uspešne poravnave ($mRPD < 2$ mm) in trije primeri neuspešne poravnave 3D in 2D slik ledvenih vretenc so prikazani na sliki 4.

Največje konvergenčno območje (9–10 mm) so, skladno z rezultati vrednotenja lastnosti mer v 4.1, dosegli mera BHAT in mere na podlagi Riemannove geometrije JB, AIR in LOGEUC. Omenjene štiri mere so imele tudi največjo skupno uspešnost SR okoli 85 %, preostale mere pa so imele vsaj 20 % nižji SR . Presenetljivo dolg računski čas poravnave ($> 1,5$ s) smo izmerili z uporabo mere LINALG, in sicer zaradi večjega števila korakov v optimizaciji, ki je posledica visokega tveganja nekonvergentnosti in velikega števila lokalnih optimumov (cf. RON in NOM v sliki 3). Časi poravnave z računsko kompleksnejšimi merami KL, CW, AIR in LOGEUC so bili okoli ene sekunde, z računsko enostavnejšimi merami pa $\sim 0,4$ sekunde.

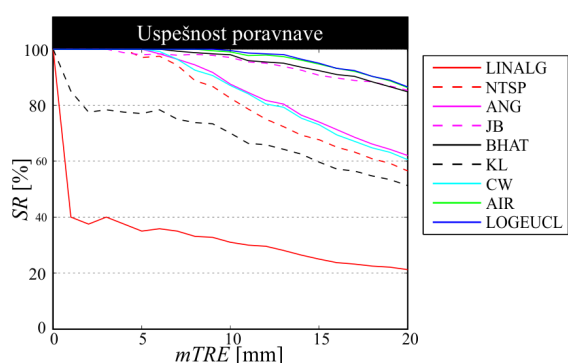
Slika 5 prikazuje kumulativen potek skupne uspešnosti 3D-2D poravnave v odvisnosti od napake $mTRE$ začetnega položaja. Meri JB in BHAT dosežeta $SR \geq 95$ % do $mTRE < 12$ mm, medtem ko AIR, LOGEUC dosežeta $SR \geq 95$ % celo do $mTRE < 15$ mm. Ta rezultat predstavlja visoko verjetnost uspešne 3D-2D poravnave z merami AIR in LOGEUC, čeprav je začetni položaj 3D slike lahko relativno daleč od optimalnega položaja (slika 4).

5 SKLEP

Potencial za uporabo postopkov 3D-2D poravnave slik v slikovno vodenih (minimalno invazivnih) posegih določata predvsem njihov računski čas in zanesljivost poravnave, natančnost pa mora biti na ravni koraka

Tabela 2: Vrednotenje 3D-2D poravnave z optimizacijo devetih mer podobnosti med strukturnimi tenzorji na desetih parih 3D CT in 2D rentgenskih slikah ledvenih vretenc: natančnost ($mRPD$), konvergenčno območje (CR), uspešnost (SR) in čas poravnave t_{POR} . Pri lastnostih ACC in t_{POR} sta dana srednja aritmetična vrednost (SV) in standardni odklon (SO).

MP	$mRPD (SV \pm SO)$ [mm]	CR [mm]	SR [%]	$t_{POR} (SV \pm SO)$ [s]
LINALG	$1,24 \pm 0,38$	0,0	21,3	$1,52 \pm 1,37$
NTSP	$0,68 \pm 0,44$	4,0	56,5	$0,43 \pm 0,16$
ANG	$0,76 \pm 0,37$	5,0	62,0	$0,33 \pm 0,06$
JB	$0,75 \pm 0,39$	9,0	85,3	$0,46 \pm 0,15$
BHAT	$0,58 \pm 0,24$	10,0	84,8	$0,43 \pm 0,15$
KL	$0,96 \pm 0,50$	0,0	51,3	$1,06 \pm 0,39$
CW	$0,67 \pm 0,33$	6,0	60,5	$0,73 \pm 0,20$
AIR	$0,70 \pm 0,39$	10,0	86,3	$1,01 \pm 0,34$
LOGEUCL	$0,63 \pm 0,30$	10,0	86,5	$1,12 \pm 0,41$



Slika 5: Kumulativni potek skupne uspešnosti 3D-2D poravnave SR v odvisnosti od napake $mTRE$ začetnega položaja.

vzorčenja slik. Vrednotenje lastnosti devetih različnih mer podobnosti (MP) je pokazalo, da z izjemo MP s skalarnim produktom tenzorjev (LINALG) in Kullback-Leibler divergence (KL), vse vrednotene MP dosegajo zadostno natančnost poravnave. Poravnava slik z optimizacijo mer podobnosti je bila najbolj zanesljiva (visok SR in CR) s štirimi MP, in sicer Bhattacharrya (BHAT) in MP na podlagi Riemannove geometrije, to so Jensen-Bregmanova divergenca (JB), afina invariantna (AIR) in logevklidska (LOGEUCL) MP, z uspešnostjo SR okoli 85 % in konvergenčnim območjem CR od 9 do 10 mm od optimalnega položaja. Od zadnjih MP sta bili meri BHAT in JB računsko najučinkovitejši, z računskimi časi $\sim 0,4$ sekunde.

Osvežitvena frekvenca 2D rentgenskih slik med slikovno vodenim posegom je tipično sedem slik na sekundo, zato je na prvi pogled predstavljeni postopek 3D-2D poravnave z računskimi časi $\sim 0,4$ sekunde neprimeren za izvajanje v realnem času. Predstavljene računske čase je mogoče bistveno skrajšati že z uporabo naprednejše grafične procesne enote. Poleg tega pride pri frekvenci sedem slik na sekundo med zaporednimi slikami običajno le do majhnih premikov pacienta oz. anatomskih struktur, na katere je osredinjeno slikovno vodenje, npr. zaradi dihanja (periodični premiki) in ob morebitnih zunanjih silah (delo kirurga). Za to kompen-

zacijo majhnih premikov med 3D in 2D slikama zado-
stuje le nekaj korakov optimizacije MP, večje, a zvezne
premike pa lahko učinkovito kompenziramo z uporabo
Kalmanovega filtra, s čimer je mogoče še skrajšati
računske čase in se približati teku 3D-2D poravnave v
realnem času.

Zanesljivost poravnave je odvisna predvsem od tega,
kako daleč (glede $mTRE$) je začetni položaj 3D slike
glede na položaj, pri katerem sta 3D in 2D sliki opti-
malno poravnani. V interventni radiologiji se v zadnjih
letih povečuje uporaba robotiziranih 2D rentgenskih
slikovnih sistemov z mehansko zasnovo v obliki črke
C, ki jih zato imenujemo tudi C-roke. Slikovni sistemi
s C-roko poleg zajema 2D slik iz poljubnega pogleda
omogočajo tudi zajem 3D slik, in sicer s polkrožno
rotacijo okoli pacienta, zajemom več 2D slik ter njihovo
rekonstrukcijo v 3D sliko. Če tako 2D kot tudi 3D
sliko zajamemo s C-roko, potem je začetni položaj 3D
slike z napako $mTRE$ do 20 mm mogoče določiti
z vnaprejšnjo kalibracijo C-roke. Če pa je 3D slika
zajeta z drugim slikovnim sistemom (npr. CT), potem
začetni položaj z napako $mTRE < 20$ mm lahko
zanesljivo ocenimo s posebej prirojenimi postopki 3D-
2D poravnave slik [1].

Če 3D-2D poravnava slik odpove med slikovno vode-
nim minimalno invazivnim posegom, se poseg začasno
prekine in operater ročno ali z uporabo avtomatskih
orodij določi nov začetni položaj 3D slike in zažene
3D-2D poravnavo. Šele ko je poravnava uspešna, se
poseg lahko nadaljuje. Uspešnost postopka 3D-2D po-
ravnave (SR) lahko na dolgi rok interpretiramo tudi
kot frekvenco potrebnega ročnega poseganja v sistem
slikovnega vodenja in, posredno, tudi kot stopnjo av-
tomatizacije slikovnega vodenja. Pri začetnih položajih
z napako $mTRE < 20$ mm smo v rezultatih poročali
o uspešnosti poravnave okoli $SR = 85$ % z merami
BHAT, JB, AIR in LOGEUCL. Če je bila začetna napaka
do 10 mm, sta meri BHAT in JB dosegli $SR > 97$ %, na
račun daljših časov poravnave pa lahko z uporabo mer
AIR ali LOGEUCL pri $mTRE < 10$ mm dosežemo
celo $SR > 99$ %, kar se v praksi preslika v visoko

stopnjo avtomatizacije slikovnega vodenja.

Vrednotenje mer podobnosti je pokazalo, da z merami podobnosti na podlagi primerjave strukturnih tenzorjev med 3D in 2D slikami lahko načrtamo natančen, zanesljiv in hiter postopek 3D-2D poravnave, ki je primeren za implementacijo v sisteme za slikovno vodenje kirurških posegov.

ZAHVALA

Raziskavo sta omogočila Ministrstvo za visoko šolstvo, znanost in tehnologijo Republike Slovenije v okviru programa P2-0232 in Javna agencija za raziskovalno dejavnost Republike Slovenije v okviru projektov L2-5472, J2-5473 in J7-6781.

LITERATURA

- [1] Aksoy, T., Unal, G., Demirci, S., Navab, N., Degertekin, M.: Template-based CTA to X-ray angio rigid registration of coronary arteries in frequency domain with automatic X-ray segmentation. *Medical Physics* 40(10), 101903 (2013).
- [2] Arsigny, V., Fillard, P., Pennec, X., Ayache, N.: Log-Euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors. *Magnetic resonance in medicine* 56(2), 411–421 (2006).
- [3] Baka, N., Metz, C., Schultz, C., van Geuns, R.J., Niessen, W., van Walsum, T.: Oriented gaussian mixture models for nonrigid 2D/3D coronary artery registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 33(5), 1023–1034 (2014).
- [4] Cherian, A., Sra, S., Banerjee, A., Papanikolopoulos, N.: Efficient similarity search for covariance matrices via the Jensen-Bregman LogDet divergence. V: *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. str. 2399–2406 (2011).
- [5] Groher, M., Zikić, D., Navab, N.: Deformable 2D-3D registration of vascular structures in a one view scenario. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 28(6), 847–860 (2009).
- [6] Hipwell, J., Penney, G., McLaughlin, R., Rhode, K., Summers, P., Cox, T., Byrne, J., Noble, J., Hawkes, D.: Intensity-based 2-D-3-D registration of cerebral angiograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22(11), 1417–1426 (2003).
- [7] van de Kraats, E., Penney, G., Tomaževič, D., van Walsum, T., Niessen, W.: Standardized evaluation methodology for 2-D-3-D registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24(9), 1177–1189 (2005).
- [8] Markelj, P., Tomaževič, D., Pernuš, F., Likar, B.: Robust gradient-based 3-D/2-D registration of CT and MR to X-Ray images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 27(12), 1704–1714 (2008).
- [9] Markelj, P., Tomaževič, D., Likar, B., Pernuš, F.: A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions. *Medical Image Analysis* 16(3), 642–661 (2012).
- [10] Mitrović, U., Špiclin, Ž., Likar, B., Pernuš, F.: 3D-2D registration of cerebral angiograms: a method and evaluation on clinical images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 32(8), 1550–1563 (2013).
- [11] Peeters, T., Rodrigues, P.R., Vilanova, A., ter Haar Romeny, B.M.: Analysis of distance/similarity measures for diffusion tensor imaging. V: *Visualization and Processing of Tensor Fields*, str. 113–136. Springer (2009).
- [12] Špiclin, Ž., Likar, B., Pernuš, F.: Fast and robust 3D to 2D image registration by backprojection of gradient covariances. V: *Workshop on Biomedical Image Registration (WBIR)*, str. 124–133. št. 8545 v *Lecture Notes in Computer Science*, Springer (2014).
- [13] Pollari, M., Neuvonen, T., Lötjönen, J.: Affine registration of diffusion tensor MR images. V: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI*, str. 629–636. št. 4191 v *Lecture Notes in Computer Science*, Springer (2006).
- [14] Powell, M.J.D.: The BOBYQA algorithm for bound constrained optimization without derivatives. Department of Applied Mathematics and Theoretical Physics, Cambridge England, technical report NA2009/06 (2009).
- [15] Tomaževič, D., Likar, B., Pernuš, F.: Gold standard data for evaluation and comparison of 3D/2D registration methods. *Computer Aided Surgery* 9(4), 137–144 (2004).
- [16] Tomaževič, D., Likar, B., Slivnik, T., Pernuš, F.: 3-D/2-D registration of CT and MR to X-ray images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22(11), 1407–1416 (2003).
- [17] Škerl, D., Likar, B., Pernuš, F.: A protocol for evaluation of similarity measures for rigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22(6), 779–791 (2006).

Žiga Špiclin je leta 2011 doktoriral na Fakulteti za elektrotehniko Univerze v Ljubljani, kjer je trenutno zaposlen kot raziskovalec. Ukvarja se z razvojem in vrednotenjem numeričnih postopkov za prostorsko poravnavo slik, izboljšanje kakovosti slik in razgradnjo slik za uporabo v biomedicini in aplikacijah računalniškega vida.