روشی جدید برای تطبیق تصاویر پزشکی هم‌نوع برپایه مدل‌های دگردیس‌پذیر و کاربرد آن برای تصاویر CT قفسه سینه

وحید سارانی راد[1] شیوا صنعتی[2] زهرا شیخ‌الاسلامی[3] مهدی سعادتمند طرزجان[4]

۱- کارشناسی ارشد (مهندسی پزشکی)، گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
va_sa884@um.ac.ir

۲- کارشناسی ارشد (هوش مصنوعی)، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
shiva.sanati@stu.um.ac.ir

۳- کارشناسی ارشد (هوش مصنوعی)، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
z.sheikholeslami@mail.um.ac.ir

۴- استادیار (مهندسی پزشکی)، آزمایشگاه تصویربرداری پزشکی، گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
saadatmand@um.ac.ir

چکیده: در تصاویر CT چهاربعدی، ثبت تغییر شکل قفسه سینه در اثر حرکات بافت و تنفس امکان‌پذیر می‌باشد. لذا، برای ارزیابی تغییرات شکل قفسه سینه لازم است تا تصاویر ثبت شده در زمان‌های مختلف با یکدیگر تطبیق داده شوند. در این مقاله یک الگوریتم جدید برپایه مدل‌های دگردیس‌پذیر برای تطبیق غیرسخت تصاویر پزشکی ارائه شده است. تابعی انرژی روش پیشنهادی از دو جمله انرژی‌های داخلی و خارجی تشکیل شده که از کمینه‌سازی آنها میدان برداری بهینه (برای توصیف جابجایی پیکسل‌ها) بدست خواهد آمد. انرژی خارجی بر پایه معیار پرکاربرد کمترین مربعات خطا (با در نظر گرفتن ضریب مقیاس روشنایی) توسعه داده شده است. از آنجا که انتظار می‌رود الگوریتم تطبیق بتواند تبدیل‌های انتقال، تغییر مقیاس و دوران محلی را پیاده‌سازی نماید، برای انرژی خارجی (منظم کننده) معیار کمینه‌سازی اندازه مشتق دوم میدان جابجایی پیشنهاد گردیده است. برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از تصاویر CT سه‌بعدی (موجود در پایگاه داده **http://www.dir-lab.com**) در دو وضعیت بیشترین دم و بیشترین بازدم استفاده شده است. در تصاویر مورد استفاده مختصات تعدادی از نقاط متناظر در دو تصویر مشخص بوده و می‌توان دقت تطبیق را از لحاظ مکانی مورد بررسی قرار داد. برای ارزیابی روش پیشنهادی از یک پایگاه داده شامل تصاویر CT چهاربعدی ۵ فرد سالم استفاده شده است. نتایج تجربی نشان داد که میانگین خطای روش پیشنهادی در مقایسه با ۱۱ روش رقیب، حداقل ۸٪ بهبود داشته است.

کلمات کلیدی: تطبیق تصاویر، مدل‌های دگردیس‌پذیر، تصاویر CT چهار بعدی

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۷/۲۴

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۱۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۷/۱۹

نام نویسنده‌ی مسئول: مهدی سعادتمند طرزجان

نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران – مشهد – بلوار وکیل آباد – دانشگاه فردوسی مشهد – دانشکده مهندسی – گروه مهندسی برق – صندوق پستی ۱۱۱۱-۹۱۷۷۵

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.15- No.2-Summer 2018

۱- مقدمه

امروزه از روش‌های تصویربرداری مختلفی همچون CT[۱]، MRI[۲]، PET[۳]، SPECT[۴] و تصویربرداری فراصوت[۵] برای شناسایی ساختار آناتومیکی و نیز عملکرد فیزیولوژیکی بدن انسان استفاده می‌شود؛ به طوری که هر یک اطلاعات خاصی را در اختیار پزشکان قرار می‌دهد [۱-۲]. تصاویر پزشکی معمولا بر یکدیگر منطبق نبوده و برای استفاده توام از اطلاعات آنها، بکارگیری روش‌های تطبیق تصاویر[۶] ضروری است [۳-۷].

تطبیق تصاویر فرآیند جهت‌دهی مکانی دو تصویر از یک صحنه است به نحوی که بتوان ویژگی‌های آنها را به سادگی به هم مربوط ساخت. این تصاویر ممکن است توسط حسگرهای مختلف و یا یک حسگر در زمان‌های مختلفی ایجاد شده باشند.

از دیدگاه نوع تصاویر مورد استفاده، می‌توان تطبیق تصاویر پزشکی را به دو نوع ۱) تطبیق هم‌نوع[۷] و ۲) تطبیق غیرهم‌نوع[۸] تقسیم‌بندی نمود [۳]. در تطبیق هم‌نوع، تصاویر مورد استفاده، توسط یک نوع حسگر تهیه شده‌اند. به عنوان مثال برای بررسی نحوه‌ی عملکرد دارو بر تومورهای سرطانی، در فواصل زمانی مشخص از بیمار تصویر MRI ثبت می‌شود. با تطبیق این تصاویر می‌توان مراحل پیشرفت بیماری یا بهبود آن را بررسی نمود [۸]. ولی در تطبیق غیرهم‌نوع، هدف انطباق تصاویری است که توسط دو نوع حسگر مختلف ثبت شده‌اند. به عنوان مثال، می‌توان به تطبیق تصویر آناتومیکی MR با تصویر عملکردی (فیزیولوژیکی) PET اشاره کرد. با تطبیق این دو نوع تصاویر می‌توان به هر دو ویژگی آناتومیکی و عملکردی در یک تصویر دست یافت [۹].

تطبیق تصاویر پزشکی از نظر کاربرد به دو دسته تقسیم می‌شود: ۱) تطبیق تصاویر اشخاص مختلف[۹] و ۲) تطبیق دو تصویر از یک شخص[۱۰]، تطبیق تصاویر اشخاص مختلف، برای مقایسه آناتومیکی/فیزیولوژیکی آنها و همچنین، در تهیه اطلس‌های پزشکی کاربرد دارد. در مقابل، تطبیق تصاویر یک شخص، بیشتر به منظور ادغام اطلاعات تصاویر مختلف یا ارزیابی درمان (با مشاهده تغییرات تصاویر ثبت شده در زمان‌های مختلف) کاربرد دارد [۳].

در فرآیند تطبیق تصاویر، تصویر متحرک $I_M(\boldsymbol{x})$ $(I_M:\Omega\rightarrow\mathrm{R})$ که در آن Ω دامنه تصویر I_M است) تغییر شکل پیدا می‌کند تا بر تصویر ثابت $I_F(\boldsymbol{x})$ $(I_F:\Omega\rightarrow\mathrm{R})$ منطبق گردد (که در آن $\boldsymbol{x}=(x,y,z)\in\Omega$ مختصات مکانی پیکسل‌ها است). به عبارت دیگر، در تطبیق تصاویر، هدف یافتن تبدیل $\boldsymbol{y}=T(\boldsymbol{x})$ $(T:\Omega\rightarrow\Omega)$ به نحوی است که نقاط متناظر در دو تصویر $I_M(\boldsymbol{y})$ و $I_F(\boldsymbol{x})$ بر هم منطبق گردند. برای این منظور، می‌توان از تبدیلات مختلفی استفاده نمود که از نظر پیچیدگی محاسباتی و نیز قابلیت انعطاف با یکدیگر متفاوتند [۴].

تبدیل‌های به کار رفته در تطبیق تصاویر به دو دسته کلی تبدیل‌های سخت[۱۱] و غیرسخت[۱۲] تقسیم می‌شوند. تبدیل‌های سخت (مانند تبدیل‌های متداول و پرکاربرد هندسی شامل تبدیل افاین[۱۳]، جسم سخت[۱۴]، انتقال، دوران، تغییر مقیاس، پیچش و ...) به صورت پارامتری قابل تعریف بوده و برای همه پیکسل‌های تصویر یکسان هستند. از این نوع تبدیل‌ها معمولا در تهیه اطلس‌های پزشکی و تطبیق کلی تصاویر پزشکی استفاده می‌شود [۵-۷، ۹-۱۴].

در مقابل، تبدیل‌های غیرسخت (در مقایسه با تبدیل‌های سخت) از انعطاف بیشتری برای تطبیق تصاویر برخوردار می‌باشند. در این نوع تبدیل، برای توصیف تغییرات بین دو تصویر ثابت و متحرک از یک میدان برداری انتقال می‌شود؛ به طوری که با استفاده از آن می‌توان نقطه متناظر با هر پیکسل تصویر ثابت را در تصویر متحرک مشخص نمود. معمولا برای دستیابی به یک تطبیق مناسب بین دو تصویر استفاده از تبدیل‌های سخت و غیرسخت به صورت توام ضروری است. به این ترتیب که ابتدا با یافتن تبدیل سخت مناسب تصاویر به صورت عمومی با یکدیگر تطبیق داده می‌شوند و سپس با بهینه‌سازی تبدیل غیرسخت، تفاوت‌های محلی باقیمانده بین آنها جبران می‌گردد [۱۵].

در این مقاله، از یک تبدیل غیرسخت مبتنی بر مدل‌های دگردیس‌پذیر[۱۵] برای تطبیق تصاویر همنوع استفاده شده است. برای این منظور، با فرض مشتق‌پذیر بودن تصاویر، یک تابعی انرژی جدید بر مبنای تفاضل وزن‌دار دو تصویر ثابت و متحرک معرفی شده و از کمینه کردن آن، یک معادله دیفرانسیل جدید برای تطبیق آنها بدست آمده است. از روش پیشنهادی برای تطبیق تصاویر CT چهار بعدی استفاده شد که نتایج تجربی از دقت تطبیق مکانی بالای آن در مقایسه با روش‌های رقیب بوده است.

در ادامه، ابتدا در بخش ۲، ادبیات و پیشینه علمی مرتبط با تطبیق تصاویر براساس تبدیل‌های غیرسخت، مورد بررسی قرار گرفته است. بخش ۳ به شرح مبانی روش پیشنهادی شامل تابعی انرژی[۱۶]، پیاده‌سازی عددی و پیچیدگی محاسباتی اختصاص یافته است. بخش ۴ به بحث و بررسی درباره نتایج تجربی بدست آمده می‌پردازد. همچنین، در این بخش، پایگاه تصویر مورد استفاده برای ارزیابی روش پیشنهادی نیز معرفی شده است. در نهایت، بخش ۵ به نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

۲- ادبیات و پیشینه علمی

تاکنون، محققین در کارهای مختلف از تبدیل‌های غیرسخت برای تطبیق تصاویر پزشکی استفاده نموده‌اند. به عنوان مثال، Horn و Schunck [۱۶] برای اولین بار از مدل شار نوری[۱۷] برای تطبیق غیرسخت تصاویر استفاده نمودند. این مدل با اقتباس از حرکت نسبی اجسام و بیننده پیشنهاد گردیده است. در این روش، فرض می‌شود که شدت روشنایی پیکسل‌های متناظر در تصاویر ثابت و متحرک تفاوت قابل توجهی نداشته باشند. به این ترتیب، با نوشتن بسط تیلور[۱۸] بر روی تابع شدت روشنایی تصویر متحرک، می‌توان رابطه شار نوری برای

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

تخمین و تکامل میدان برداری انتقال (تبدیل غیرسخت) را بدست آورد [۱۶]:

$$\nabla I.\boldsymbol{u} + I_t = 0 \qquad (۱)$$

که $\nabla=[\partial/\partial x,\partial/\partial y,\partial/\partial z]^T$ عملگر گرادیان است. همچنین، $I(\boldsymbol{x},t)$ (که $\boldsymbol{x}=[x,y,z]^T$ مختصات و t زمان است) بیانگر یک سری از فریم‌های متوالی بوده و $\boldsymbol{u}(\boldsymbol{x})=[u_1(\boldsymbol{x}),u_2(\boldsymbol{x}),u_3(\boldsymbol{x})]^T$ $(\boldsymbol{u}:\Omega\rightarrow \mathrm{R}^3)$ میدان برداری جابجایی است (که باید به صورت بهینه تنظیم گردد). باید توجه شود که در اینجا $u_1(\boldsymbol{x})$، $u_2(\boldsymbol{x})$ و $u_3(\boldsymbol{x})$ بیانگر مولفه‌های بردار جابجایی به ترتیب، در راستای محورهای x، y و z (و در مختصات $\boldsymbol{x}$) می‌باشند. در کاربرد روش شار نوری برای تطبیق تصاویر، فرض می‌شود I_F و I_M دو فریم زمانی متوالی از I باشند (یعنی، $I(\boldsymbol{x},0)=I_F(\boldsymbol{x})$ و $I(\boldsymbol{x},1)=I_M(\boldsymbol{x})$)؛ در این حالت، مشتق زمانی $I_t=\partial I/\partial t$ (در $t=0$) پس از گسسته‌سازی برابر با تفاضل دو تصویر ثابت و متحرک خواهد بود (یعنی، $I_t(\boldsymbol{x},0)\approx I_M(\boldsymbol{x})-I_F(\boldsymbol{x})$). بدیهی است که با حل معادله فوق تحت شرایط اخیر، میدان برداری $\boldsymbol{u}$ در جهت بیشینه‌سازی شباهت بین وکسل‌های متناظر در I_F و I_M بهینه خواهد شد.

مدل شار نوری در تطبیق غیرسخت تصاویر پزشکی کاربرد فراوانی یافته است که از آنجمله می‌توان به تحقیق Palos و همکارانش [۱۵] اشاره نمود. آنها پس از تطبیق عمومی تصاویر براساس تبدیل سخت افاین، برای تطبیق جزئیات، از تابع سرعت تفاضل سطوح خاکستری در مدل شار نوری استفاده نمودند. همچنین، Hou و همکاران [۱۷] یک روش تطبیق جدید بین تصاویر تشدید مغناطیسی و سونوگرافی ارائه نمودند. آن‌ها به منظور کاهش نویز speckle در فرآیند تطبیق، از روش بخش‌بندی نیمه خودکار تصاویر تشدید مغناطیسی و سونوگرافی به وسیله مدل کانتور فعال استفاده کردند. سپس، یک مدل شار نوری قوی بین تصاویر بخش‌بندی‌شده سونوگرافی و تشدید مغناطیسی ساختند و بردار میدان جریان را به وسیله هرم گاوسی تخمین زدند. Cooper و Ritter [۱۸] برای ارزیابی تطبیق در تصاویر پزشکی دو بعدی و سه بعدی و همچنین محاسبه تفاوت‌ها در تصویر ثابت و متحرک از مدل شار نوری استفاده نمودند. همچنین، Cao و همکاران [۱۹] برای مقابله با مشکلات تطبیق تصاویر (ناشی از تنوع شدت روشنایی محلی و جابجایی‌های بزرگ) از مدل شارنوری متقارن برای تطبیق تصاویر CT چهاربعدی قفسه سینه استفاده نمودند.

در کار دیگری، Bajcsy و Kovačič [۲۰] از مدل کشسان[۱۹] برای تطبیق تصاویر مغز انسان استفاده نمودند:

$$\mu\Delta\boldsymbol{u} + (\lambda+\mu)\nabla(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) + \boldsymbol{f} = 0 \qquad (۲)$$

که λ و μ ثابت‌های الاستیسیته بوده و $\boldsymbol{f}$ یک نیروی خارجی است. مدل فوق بر مبنای رابطه خطی کشسان ناویر برای میدان جابجایی $\boldsymbol{u}$ توسعه یافته و تغییر شکل یک ماده کشسان دگردیس‌پذیر تحت تاثیر نیروی خارجی $\boldsymbol{f}$ را توصیف می‌نماید (برای مطالعه بیشتر درباره $\boldsymbol{f}$ به بخش ۲-۲ مراجعه شود).

مدل کشسان نیز به صورت گسترده برای تطبیق تصاویر پزشکی به خدمت گرفته شده است که به عنوان نمونه می‌توان به کار Marami و همکاران [۲۱] اشاره نمود. آن‌ها با استفاده از مدل مبتنی بر المان محدود و مدل کشسان تغییر شکل پروستات ناشی از سرطان پروستات را تخمین زدند. بدین منظور تصویر تشدید مغناطیسی T_2-Weighted تومور پروستات قبل از شروع درمان با تصویر تشدید مغناطیسی T_2-Weighted در حین درمان تطبیق داده شد. Mahapatra و Sun [۲۲] برای بهبود تطبیق تصاویر پزشکی از مدل کشسان به همراه میدان تصادفی مارکوف و یکپارچه‌سازی اطلاعات تقسیم‌بندی استفاده نمودند. Cordero و همکاران [۲۳] نیز برای همتراز کردن توالی پرفیوژن تصاویر تشدید مغناطیسی قلبی از مدل کشسان استفاده نمودند. آن‌ها با توجه به این فرض که منحنی زمانی همتراز شده باید خاصیت تنک بودن را دارا باشد، یک چهارچوب برای همترازی پدیده‌های فیزیکی وابسته به زمان ارائه نمودند. روش معرفی‌شده نتایج رضایت‌بخشی در تغییر شکل کشسان داشت و عملکرد روش بهبود معناداری نسبت به روش‌های قبلی داشت. Khallaghi و همکاران [۲۴] یک الگوریتم تطبیق سه‌بعدی پویا مبتنی بر مدل کشسان ارائه نمودند و کارایی آن را با استفاده از روش شباهت مبتنی بر شدت و همپوشانی حجمی، بر روی سه مجموعه داده‌ی بالینی مختلف (شامل شریان، کبد و کلیه)، نشان دادند. الگوریتم مبتنی بر ویژگی آن‌ها دارای زمان و دقت مناسب بود.

در کار دیگری، Christensen [۲۵] با استفاده از رابطه ناویر-استوکس[۲۰] مدل سیال چسبناک[۲۱] را برای تطبیق تصاویر، مطابق با رابطه زیر، معرفی نمود:

$$\mu\Delta\boldsymbol{v} + (\lambda+\mu)\nabla(\nabla\cdot\boldsymbol{v}) + \boldsymbol{f} = 0 \qquad (۳)$$

که میدان سرعت $\boldsymbol{v}(\boldsymbol{x})=[v_1(\boldsymbol{x}),v_2(\boldsymbol{x}),v_3(\boldsymbol{x})]^T$ $(\boldsymbol{v}:\Omega\rightarrow \mathrm{R}^3)$ به عنوان مشتق زمانی میدان جابجایی $\boldsymbol{u}$ مطابق رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{v} = \frac{d\boldsymbol{u}}{dt} = \frac{\partial\boldsymbol{u}}{\partial t} + v_1\frac{\partial\boldsymbol{u}}{\partial x} + v_2\frac{\partial\boldsymbol{u}}{\partial y} + v_3\frac{\partial\boldsymbol{u}}{\partial z} \qquad (۴)$$

در این روش، به منظور دستیابی به دگردیسی‌های[۲۲] بزرگ (با حفظ پیوستگی تصویر)، به جای میدان جابجایی، از میدان سرعت استفاده شده است. به طور کلی، در مدل‌های کشسان و سیال چسبناک، نیروی خارجی موجب تغییر شکل تصویر متحرک در جهت تطبیق با تصویر ثابت می‌شود. این نیرو با توجه به کاربرد و نوع تصویر انتخاب شده و می‌تواند گرادیان معیار شباهت، تفاضل سطوح خاکستری یا فاصله بین منحنی‌های متناظر در دو تصویر باشد. به عنوان نمونه‌ای دیگر، می‌توان به کار Agostino و همکارانش [۲۶] اشاره نمود. آنها از گرادیان معیار اطلاعات مشترک[۲۳] به عنوان نیروی خارجی در مدل سیال چسبناک، برای تطبیق تصاویر مغزی غیرهم‌نوع، استفاده نمودند.

در سال ۲۰۰۹ Castillo و همکارانش [۲۷] یک پایگاه داده استاندارد برای ارزیابی دقت تطبیق در روش‌های مبتنی بر تبدیل

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.15- No.2-Summer 2018

غیرسخت معرفی نمودند. آنها مجموعه‌ای از نقاط شاخص[۲۴] را در تصاویر CT چهار بعدی از قفسه سینه ۵ بیمار، در دو حالت بیشترین دم و بیشترین بازدم، با دقت بالا مشخص نمودند. بدیهی است که هرچه تطبیق دو تصویر از مجموعه فوق دقیق‌تر باشد، نقاط شاخص متناظر در دو تصویر، به یکدیگر نزدیکتر خواهد بود. در ادامه، آنها روش MLS[۲۵] را برای تطبیق تصاویر معرفی نمودند. در این روش، ابتدا تناظریابی نقاط شاخص براساس معیار همبستگی بیشینه انجام شده و سپس، تبدیل افاین بهینه با استفاده از روش کمترین مربعات خطا بدست می‌آید.

از پایگاه داده فوق در تحقیقات متعددی برای ارزیابی دقت تطبیق تصاویر استفاده شده است. به عنوان مثال، همان گروه در کار دیگری به نام 4DLTM[۲۶] ، با تطبیق تصاویر یک دوره دم و بازدم، مسیر حرکت هر پیکسل شاخص را به صورت یک تابع چندجمله‌ای تخمین زدند. آنها برای این منظور، از فرض مدل شار نوری مبنی بر ثابت بودن شدت روشنایی پیکسل‌ها طی جابجایی استفاده نمودند [۲۸]. آنها در تحقیق دیگری، با ارائه روش ALK[۲۷]، عملکرد الگوریتم قبلی را با استفاده از تخمین چندجمله‌ای شدت روشنایی تصویر و منظم‌کننده Tikhonov بهبود دادند [۲۹]. همچنین، در روش CCLG[۲۸] بجای شار نوری از معادله بقای جرم برای مدل‌سازی حرکت وکسل‌ها استفاده شد [۳۰]. در روش LFC[۲۹] نیز حرکت وکسل با استفاده از شار تراکم‌پذیر مبتنی بر جمع مربعات غیرخطی مدل شده است [۳۱]. به دلیل استفاده از اطلاعات زمانی، سه الگوریتم اخیر را می‌توان روش‌هایی چهاربعدی دانست.

همچنین، روش Demons از تصویر ثابت به عنوان نیروی محلی برای جابجایی وکسل‌های تصویر متحرک به منظور تطبیق با تصویر ثابت استفاده می‌کند [۳۲]. روش‌های PF[۳۰]، EPF[۳۱]، AF[۳۲] ، DF[۳۳]، ADF[۳۴] و IC[۳۵] همگی نسخه‌های بهبودیافته‌ای از الگوریتم Demons برای تطبیق تصاویر براساس اختلاف سطح خاکستری آنها می‌باشند [۳۳]. Li و همکاران [۳۴] با استفاده از روش تطبیق قابی و نسخه بهبودیافته معیار جمع مربعات خطا، الگوریتمی (که BM[۳۶] نامیده می‌شود) برای تطبیق دگردیس‌پذیر تصاویر ارائه داده‌اند.

۳- روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی از مفهوم مدل‌های دگردیس‌پذیر در بخش‌بندی تصاویر [۳۵-۳۹] برای تطبیق استفاده شده است. طبق تعریف، یک مدل دگردیس‌پذیر منحنی در حوزه تصویر است که می‌تواند در جهت کمینه‌سازی انرژی‌های داخلی و خارجی تغییر شکل داده و به مرز مطلوب همگرا گردد. کمینه‌سازی انرژی خارجی موجب حفظ پیوستگی مرز شده و آن را در طول تکامل مشتق‌پذیر نگاه می‌دارد؛ در حالی که منحنی در اثر کمینه‌سازی انرژی خارجی به سوی مرز مطلوب حرکت می‌کند [۴۰].

۳-۱- تابعی انرژی و معادله تکامل

در حالت کلی، فرض کنید که میدان برداری بهینه برای تطبیق تصویر ثابت I_F با تصویر متحرک I_M از کمینه‌سازی تابعی انرژی[۳۷] زیر بدست آید [۴۱]:

$$\psi(\boldsymbol{u})=\int C(\boldsymbol{u},\boldsymbol{u}_x,\boldsymbol{u}_y,\boldsymbol{u}_z,\boldsymbol{u}_{xx},\boldsymbol{u}_{yy},\boldsymbol{u}_{zz},\boldsymbol{u}_{xy},\boldsymbol{u}_{xz},\boldsymbol{u}_{yz})d\boldsymbol{x} \qquad (۵)$$

که $\boldsymbol{u}_x=\partial\boldsymbol{u}/\partial x$ و $\boldsymbol{u}_{xx}=\partial^2\boldsymbol{u}/\partial x^2$ است. مطابق قضیه اویلر-لاگرانژ، پاسخ بهینه تابعی انرژی فوق در معادله دیفرانسیل زیر صدق می‌کند [۴۱]:

$$\frac{\partial\psi}{\partial\boldsymbol{u}}=\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}}-\left(\frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_x}+\frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_y}+\frac{\partial}{\partial z}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_z}\right)+$$
$$\left(\frac{\partial^2}{\partial x^2}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{xx}}+\frac{\partial^2}{\partial y^2}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{yy}}+\frac{\partial^2}{\partial z^2}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{zz}}+\right. \qquad (۶)$$
$$\left.\frac{\partial^2}{\partial x\partial y}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{xy}}+\frac{\partial^2}{\partial x\partial z}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{xz}}+\frac{\partial^2}{\partial y\partial z}\frac{\partial C}{\partial\boldsymbol{u}_{yz}}\right)=0$$

برای حل معادله فوق، فرض می‌شود که $\boldsymbol{u}$ علاوه بر مکان ($\boldsymbol{x}$) تابعی از زمان (در اینجا منظور از زمان، تکرارهای الگوریتم بهینه‌سازی است) نیز باشد. در این حالت، با استفاده از روش بیشترین شیب می‌توان نوشت:

$$\eta\frac{\partial\boldsymbol{u}}{\partial t}=-\frac{\partial\psi}{\partial\boldsymbol{u}} \qquad (۷)$$

که η بیانگر نرخ همگرایی بوده و داریم:

$$\partial\boldsymbol{u}/\partial t=[\partial u_1/\partial t,\partial u_2/\partial t,\partial u_3/\partial t]^T \qquad (۸)$$

$$\partial\psi/\partial\boldsymbol{u}=[\partial\psi/\partial u_1,\partial\psi/\partial u_2,\partial\psi/\partial u_3]^T \qquad (۹)$$

در معادله (۷)، هرگاه $\boldsymbol{u}$ به پاسخ بهینه همگرا گردد (در این حالت، تکامل $\boldsymbol{u}$ متوقف می‌شود)، عبارت سمت راست صفر شده و در نتیجه، پاسخ معادله (۵) بدست خواهد آمد. اصطلاحا، رابطه (۷) را معادله تکامل مدل $\boldsymbol{u}$ در جهت کمینه‌سازی تابعی انرژی (۵) می‌نامیم.

۳-۲- معادله تکامل مدل کشسان

در این بخش، نشان می‌دهیم که معادله مدل کشسان، تحت شرایطی، پاسخ بهینه یک تابعی انرژی مشخص را (برپایه نظریه حساب تغییرات) ارائه می‌دهد. فرض کنید که تابعی انرژی برای تطبیق تصاویر I_F و I_M به صورت زیر تعریف شده باشد [۲۱]:

$$\psi_{Elastic}(\boldsymbol{u})=\frac{\mu}{2}\int\left(|\nabla u_1|^2+|\nabla u_2|^2+|\nabla u_3|^2\right)d\boldsymbol{x}+$$
$$\frac{\lambda+\mu}{2}\int(u_{1,x}+u_{2,y}+u_{3,z})^2d\boldsymbol{x}+\int P(\boldsymbol{u}(\boldsymbol{x}))d\boldsymbol{x} \qquad (۱۰)$$

که $u_{i,s}=\partial u_i/\partial s$ ($s\in\{x,y,z\}$ و $i=1,2,3$) بوده و تابع پتانسیل $P:\Omega\rightarrow\mathrm{R}$ چنان تعریف می‌شود که هرچه $I_F(\boldsymbol{x})$ به $I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u})$ نزدیک‌تر باشد، مقادیر کمتری را اختیار نماید. همچنین، داریم:

$$|\nabla u_i|^2=(u_{i,x})^2+(u_{i,y})^2+(u_{i,z})^2,\qquad i=1,2,3 \qquad (۱۱)$$

میدان جابجایی بهینه از کمینه‌سازی تابعی (۱۰) بدست می‌آید:

$$\boldsymbol{u}_{opt}=\mathrm{index}\left(\min_{\boldsymbol{u}}(\psi_{Elastic}(\boldsymbol{u}))\right) \qquad (۱۲)$$

از مقایسه معادله (۱۰) با معادله (۵)، می‌توان نوشت:

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

$$C_{Elastic}(\boldsymbol{u}) = \frac{\mu}{2}(|\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2 + |\nabla u_3|^2) + \frac{\lambda+\mu}{2}(u_{1,x}+u_{2,y}+u_{3,z})^2 + P(\boldsymbol{u}) \quad (۱۳)$$

بنابراین، با توجه به معادله (۶)، معادله اویلر-لاگرانژ برای تابعی انرژی (۱۰) عبارت است از:

$$\frac{\partial \psi_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}} = \frac{\partial C_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}} - (\frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}_x} + \frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}_y} + \frac{\partial}{\partial z}\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}_z}) = 0 \quad (۱۴)$$

از آنجا که $\boldsymbol{u}$ یک بردار سه مولفه‌ای است، معادله فوق بیانگر یک دستگاه معادلات با سه معادله می‌باشد. برای بدست آوردن معادله اول (برحسب u)، می‌توان نوشت:

$$\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial u_1} = \frac{\partial P(\boldsymbol{u})}{\partial u_1} = \frac{\partial P(u_1,u_2,u_3)}{\partial u_1} = \frac{\partial P}{\partial x}(\boldsymbol{u}) \quad (۱۵)$$

$$\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial u_{1,x}} = \mu u_{1,x} + (\lambda+\mu)(u_{1,x}+u_{2,y}+u_{3,z}) \quad (۱۶)$$

$$\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial u_{1,y}} = \mu u_{1,y} \quad (۱۷)$$

$$\frac{\partial C_{Elastic}}{\partial u_{1,z}} = \mu u_{1,z} \quad (۱۸)$$

با جایگزاری روابط فوق در معادله (۱۴)، معادله دیفرانسیل اویلر-لاگرانژ برحسب u_1 به صورت زیر بدست خواهد آمد:

$$\frac{\partial \psi_{Elastic}}{\partial u_1} = \frac{\partial P}{\partial x}(\boldsymbol{u}) - \mu\Delta u_1 - (\lambda+\mu)\frac{\partial}{\partial x}(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) = 0 \quad (۱۹)$$

که Δ عملگر لاپلاس بوده (یعنی $\Delta u_1 = u_{1,xx}+u_{1,yy}+u_{1,zz}$) و داریم $\nabla\cdot\boldsymbol{u} = u_{1,x}+u_{2,y}+u_{3,z}$. به روش مشابه، برای مولفه‌های u_2 و u_3 نیز می‌توان، به ترتیب، معادلات دیفرانسیل زیر را بدست آورد:

$$\frac{\partial \psi_{Elastic}}{\partial u_2} = \frac{\partial P}{\partial y}(\boldsymbol{u}) - \mu\Delta u_2 - (\lambda+\mu)\frac{\partial}{\partial y}(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) = 0 \quad (۲۰)$$

$$\frac{\partial \psi_{Elastic}}{\partial u_3} = \frac{\partial P}{\partial z}(\boldsymbol{u}) - \mu\Delta u_3 - (\lambda+\mu)\frac{\partial}{\partial z}(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) = 0 \quad (۲۱)$$

از ترکیب معادله‌های (۱۹)-(۲۱)، خواهیم داشت:

$$\frac{\partial \psi_{Elastic}}{\partial \boldsymbol{u}} = \nabla P(\boldsymbol{u}) - \mu\Delta\boldsymbol{u} - (\lambda+\mu)\nabla(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) = 0 \quad (۲۲)$$

به طوری که $\Delta\boldsymbol{u} = [\Delta u_1, \Delta u_2, \Delta u_3]^T$. از مقایسه رابطه فوق با معادله (۲) نتیجه می‌شود که معادله مدل کشسان، در حقیقت، پاسخ بهینه تابعی انرژی (۱۰) را بدست می‌آورد؛ اگر $\boldsymbol{f}$ یک میدان نیروی پتانسیل مطابق رابطه زیر باشد:

$$\boldsymbol{f} = -\nabla P(\boldsymbol{u}) \quad (۲۳)$$

در معادله (۲۲)، دو جمله اول (که تنها به میدان برداری $\boldsymbol{u}$ وابسته هستند) را نیروی داخلی و جمله سوم (که براساس اطلاعات تصاویر ثابت و متحرک تعیین می‌شود) را نیروی خارجی می‌نامیم:

$$\boldsymbol{f}_{Elastic} = \boldsymbol{f}^{\text{int}}_{Elastic} + \boldsymbol{f}^{\text{ext}}_{Elastic} \quad (۲۴)$$

به طوری که،

$$\boldsymbol{f}^{\text{int}}_{Elastic} = \mu\Delta\boldsymbol{u} + (\lambda+\mu)\nabla(\nabla\cdot\boldsymbol{u}) \quad (۲۵)$$

$$\boldsymbol{f}^{\text{ext}}_{Elastic} = -\nabla P(\boldsymbol{u}) \quad (۲۶)$$

به صورت متناظر، می‌توان تابعی انرژی معادله (۱۰) را به صورت جمع تابعی انرژی داخلی و تابعی انرژی خارجی نوشت:

$$\psi_{Elastic} = \psi^{\text{int}}_{Elastic} + \psi^{\text{ext}}_{Elastic} \quad (۲۷)$$

به طوری که:

$$\psi^{\text{int}}_{Elastic} = \frac{\mu}{2}\int(|\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2 + |\nabla u_3|^2)d\boldsymbol{x} + \frac{\lambda+\mu}{2}\int(u_{1,x}+u_{2,y}+u_{3,z})^2 d\boldsymbol{x} \quad (۲۸)$$

$$\psi^{\text{ext}}_{Elastic} = \int P(\boldsymbol{u}(\boldsymbol{x}))d\boldsymbol{x} \quad (۲۹)$$

با کمینه‌سازی تابعی انرژی داخلی، میدان برداری $\boldsymbol{u}$ پیوسته و مشتق‌پذیر باقی می‌ماند؛ در حالی که کمینه‌سازی تابعی انرژی خارجی موجب تطبیق تصویر متحرک با تصویر ثابت می‌گردد. با استفاده از معادله‌های (۷)، (۲۲) و (۲۴)-(۲۶)، می‌توان معادله تکامل مدل کشسان را به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$\eta\frac{\partial \boldsymbol{u}}{\partial t} = \boldsymbol{f}^{\text{int}}_{Elastic} + \boldsymbol{f}^{\text{ext}}_{Elastic} \quad (۳۰)$$

مطابق معادله (۲۳)، تنها زمانی می‌توان معادله مدل کشسان (معادله ۲) را با تئوری حساب تغییرات (و کمینه‌سازی تابعی انرژی) تطبیق داد که نیروی خارجی $\boldsymbol{f}$ یک میدان برداری پتانسیل باشد. اگرچه می‌توان مشابه روش Xu و Prince [۴۲] معادله (۲۲) را با استفاده قوانین دوم و سوم نیوتن به معادله مدل کشسان تعمیم داد؛ اما باید توجه داشت که میدان‌های نیروی غیرپتانسیل[۳۸] شامل حلقه‌های بسته نیرو بوده که می‌توانند منجر به نتایج غیرقابل قبول گردند.

۳-۳- تابعی انرژی پیشنهادی

مطابق تئوری ارائه شده در بخش قبل، تابعی انرژی پیشنهادی نیز شامل دو بخش انرژی داخلی و انرژی خارجی است:

$$\psi_{new} = \psi^{\text{int}}_{new} + \psi^{\text{ext}}_{new} \quad (۳۱)$$

کمینه‌سازی انرژی داخلی باید موجب منظم و هموار شدن میدان جابجایی $\boldsymbol{u}$ گردد؛ در حالی که تنظیم بهینه $\boldsymbol{u}$، برای تطبیق تصاویر ثابت و متحرک، با کمینه‌سازی انرژی خارجی حاصل می‌شود.

۱-۳-۳- تابعی انرژی خارجی

با توجه به اینکه هدف ما در این تحقیق تطبیق تصاویر سه‌بعدی هم‌نوع می‌باشد، می‌توان فرض نمود که سطوح خاکستری پیکسل‌های متناظر در دو تصویر ثابت و متحرک با یکدیگر قابل مقایسه هستند. در بدترین حالت، ممکن است که مقیاس سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر ثابت در مقایسه با پیکسل‌های متناظر در تصویر متحرک با ضریب اسکالر w تغییر یافته باشد. بنابراین، تابع پتانسیل پیشنهادی را مطابق رابطه زیر تعریف می‌کنیم:

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.15- No.2-Summer 2018

$$P(\boldsymbol{u}) = (I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x}))^2 \quad (۳۲)$$

به این ترتیب، مطابق معادله (۲۹)، تابعی انرژی خارجی پیشنهادی عبارت است از:

$$\psi_{new}^{\text{ext}}(\boldsymbol{u}) = \frac{\mu}{2}\int_\Omega (I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x}))^2 d\boldsymbol{x} \quad (۳۳)$$

که μ ضریب وزن تابعی انرژی خارجی در روش پیشنهادی است. زمانی تابعی انرژی فوق کمینه می‌شود که اختلاف بین سطوح خاکستری پیکسل‌های متناظر در تصاویر ثابت و متحرک حداقل باشد.

مطابق با معادله (۲۶)، نیروی خارجی متناظر با تابعی انرژی خارجی پیشنهادی فوق عبارت است از:

$$\boldsymbol{f}_{new}^{\text{ext}}(\boldsymbol{u}) = \mu\big(I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x})\big)\nabla I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) \quad (۳۴)$$

همانطور که مشاهده می‌شود، نیروی خارجی برابر با حاصلضرب تفاضل تصاویر ثابت و متحرک در گرادیان تصویر متحرک است. جمله اول تا زمانی که دو تصویر به طور کامل بر هم منطبق نشده باشند، غیرصفر خواهد بود. اما جمله دوم در نواحی هموار تصویر متحرک صفر خواهد شد. به عبارت دیگر، نیروی خارجی پیشنهادی قابلیت تکامل میدان برداری را در نواحی هموار تصویر متحرک نخواهد داشت. برای حل این ابهام باید از مزایای یک نیروی داخلی مناسب استفاده نمود. به عبارت دیگر، با افزودن قیدهایی چون حفظ پیوستگی و مشتق‌پذیری میدان برداری می‌توان ابهام نیروی خارجی در نواحی هموار را برطرف نمود.

۲-۳-۳- تابعی انرژی داخلی

تابعی انرژی داخلی باید چنان تنظیم گردد که بتواند در نواحی هموار (در غیاب نیروی خارجی موثر)، میدان جابجایی $\boldsymbol{u}$ را براساس ویژگی‌هایی چون پیوستگی و مشتق‌پذیری تخمین بزند. به عنوان مثال، مطابق با معادله (۲۸)، تابعی انرژی داخلی مدل کشسان بر مبنای کمینه‌سازی اندازه گرادیان مولفه‌های میدان برداری (و ترکیب خطی آنها) ارائه شده است. کمینه‌سازی اندازه گرادیان موجب نرم شدن مولفه‌های میدان برداری $\boldsymbol{u}$ در نواحی هموار می‌گردد.

اما کیمنه‌سازی اندازه گرادیان ممکن است کارایی مناسبی در تطبیق تصاویر نداشته باشد. زیرا، کمترین اندازه گرادیان وقتی حاصل می‌شود که میدان برداری ثابت (و متناظر با تبدیل انتقال) باشد. این در حالی است که تقریب خطی برای تبدیل‌های تغییر مقیاس و دوران بسیار به واقعیت نزدیک‌تر است. بنابراین، ما انرژی داخلی را بر اساس کمینه‌سازی اندازه مشتق دوم مولفه‌های میدان جابجایی مطابق رابطه زیر پیشنهاد می‌کنیم:

$$\psi_{new}^{\text{int}} = \frac{\lambda}{2}\int_\Omega \left|\frac{\partial^2 u_1}{\partial \boldsymbol{x}^2}\right|^2 + \left|\frac{\partial^2 u_2}{\partial \boldsymbol{x}^2}\right|^2 + \left|\frac{\partial^2 u_3}{\partial \boldsymbol{x}^2}\right|^2 d\boldsymbol{x} \quad (۳۵)$$

که λ ضریب تابعی انرژی داخلی بوده و داریم:

$$\left|\frac{\partial^2 u_i}{\partial \boldsymbol{x}^2}\right|^2 = (u_{i,xx})^2 + (u_{i,yy})^2 + (u_{i,zz})^2, \qquad i = 1,2,3 \quad (۳۶)$$

بنابراین، معادله (۳۵) را می‌توان به صورت زیر نیز بازنویسی نمود:

$$\psi_{new}^{\text{int}} = \frac{\lambda}{2}\sum_{i=1}^{3}\int_\Omega (u_{i,xx})^2 + (u_{i,yy})^2 + (u_{i,zz})^2 d\boldsymbol{x} \quad (۳۷)$$

با استفاده از قضیه اویلر-لاگرانژ (مشابه با روش محاسبه معادله ۲۵)، نیروی داخلی متناظر با تابعی انرژی داخلی پیشنهادی مطابق رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\boldsymbol{f}_{new}^{\text{int}} = -\lambda\left(\frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial x^4} + \frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial y^4} + \frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial z^4}\right) \quad (۳۸)$$

به طوری که،

$$\frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial s^4} = \frac{\partial^4}{\partial s^4}[u_1, u_2, u_3]^T = \left[\frac{\partial^4 u_1}{\partial s^4}, \frac{\partial^4 u_2}{\partial s^4}, \frac{\partial^4 u_3}{\partial s^4}\right]^T, \quad s \in \{x, y, z\} \quad (۳۹)$$

اکنون، مشابه با روش مورد استفاده در رابطه (۳۰)، می‌توان معادله تکامل روش پیشنهادی را، با استفاده از معادله‌های (۳۴) و (۳۸)، به صورت زیر نوشت:

$$\eta\frac{\partial \boldsymbol{u}}{\partial t} = -\lambda\left(\frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial x^4} + \frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial y^4} + \frac{\partial^4 \boldsymbol{u}}{\partial z^4}\right) + \mu\big(I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x})\big)\nabla I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) \quad (۴۰)$$

در معادله فوق، افزایش نسبی ضریب μ (در مقایسه با λ) سرعت تطبیق را افزایش می‌دهد؛ اما به دلیل کاهش اثر نیروهای داخلی، ممکن است گسستگی‌هایی در میدان برداری نهایی ایجاد شود. در مقابل، انتخاب مقداری بسیار کوچک برای μ (در مقایسه با λ) می‌تواند موجب کندی فرآیند تطبیق و حتی توقف زودرس آن گردد (در این مقاله، ضرایب مذکور به صورت تجربی $\mu=\lambda=\eta=1$ انتخاب شده‌اند).

برای تنظیم بهینه w نیز کافی است از تابعی انرژی ψ_{new} برحسب w مشتق گرفته و برابر صفر قرار دهیم. لذا، می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \psi_{new}}{\partial w} = \frac{\partial}{\partial w}\int_\Omega (I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x}))^2 d\boldsymbol{x} = 0 \Rightarrow \\ \int_\Omega (I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}) - wI_F(\boldsymbol{x}))I_F(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x} = 0 \Rightarrow \\ w\int_\Omega I_F(\boldsymbol{x})^2 d\boldsymbol{x} = \int_\Omega I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u})I_F(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x} \Rightarrow \\ w = \frac{\int_\Omega I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u})I_F(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x}}{\int_\Omega I_F(\boldsymbol{x})^2 d\boldsymbol{x}}\end{aligned} \quad (۴۱)$$

۳-۱-۱- پیاده‌سازی عددی

با توجه به ماهیت گسسته برنامه‌های کامپیوتری، اجرای الگوریتم پیشنهادی مستلزم گسسته‌سازی معادله‌های (۴۰) و (۴۱) می‌باشد. لذا، براساس روش تفاضلات محدود [۴۳]، برای تابع u_1 می‌توان نوشت:

$$\frac{\partial u_1(\boldsymbol{x}, t)}{\partial t} = u_1^{n+1}(\boldsymbol{x}) - u_1^n(\boldsymbol{x}) \quad (۴۲)$$

$$\frac{\partial^4 u_1(x, y, z, t)}{\partial x^4} \approx u_1^n(x-2, y, z) - 3u_1^n(x-1, y, z) + 4u_1^n(x, y, z) - 3u_1^n(x+1, y, z) + u_1^n(x+2, y, z) \quad (۴۳)$$

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

به روش مشابه با معادله (۴۳)، معادل گسسته عبارت‌های $\partial^4 u_1/\partial y^4$ و $\partial^4 u_1/\partial z^4$ نیز قابل محاسبه می‌باشد. بنابراین، حاصل گسسته‌سازی رابطه $\frac{\partial u_1}{\partial t}=-\lambda\left(\frac{\partial^4 u_1}{\partial x^4}+\frac{\partial^4 u_1}{\partial y^4}+\frac{\partial^4 u_1}{\partial z^4}\right)$ عبارت است از:

$$\begin{aligned}u_1^{n+1}(x,y,z)-u_1^n(x,y,z)=&-\lambda[u_1^n(x-2,y,z)-3u_1^n(x-1,y,z)+\\&4u_1^n(x,y,z)-3u_1^n(x+1,y,z)+u_1^n(x+2,y,z)]+\\&-\lambda[u_1^n(x,y-2,z)-3u_1^n(x,y-1,z)+4u_1^n(x,y,z)-\\&3u_1^n(x,y+1,z)+u_1^n(x,y+2,z)]+\\&-\lambda[u_1^n(x,y,z-2)-3u_1^n(x,y,z-1)+4u_1^n(x,y,z)-\\&3u_1^n(x,y,z+1)+u_1^n(x,y,z+2)]\end{aligned} \quad (۴۴)$$

با ساده‌سازی و مرتب‌سازی رابطه فوق، می‌توان نوشت:

$$u_1^{n+1}(x,y,z)=K_\lambda * u_1^n(x,y,z) \quad (۴۵)$$

که * عملگر کانوولوشن بوده و K_λ یک ماسک سه‌بعدی گسسته شامل ضرایب u_1 در معادله (۴۴) می‌باشد:

جدول (۱): مراحل فرآیند بهینه‌سازی در الگوریتم تطبیق پیشنهادی

۱- مولفه‌های میدان جابجایی شامل u_1، u_2 و u_3 را در قالب ماتریس‌های سه‌بعدی هم‌اندازه تصویر I_F ایجاد نموده و با صفر مقداردهی اولیه نمایید:
$u_i^0(\boldsymbol{x})=0, \quad i=1,2,3, \quad \boldsymbol{x}\in\Omega$
همچنین، w^0=1 می‌باشد.

۲- شمارنده تکرارهای الگوریتم را برابر صفر قرار دهید (n=0).

۳- با استفاده از معادله (۴۸)، مقدار w^n را محاسبه نمایید.

۴- با استفاده از روش درونیابی دوخطی مقدار $I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n)$ و $\nabla I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n)$ را به ازای همه $\boldsymbol{x}\in\Omega_F$ (که Ω_F دامنه تصویر I_F است) محاسبه نمایید.

۵- میدان جابجایی جدید $\boldsymbol{u}^{n+1}(\boldsymbol{x})$ ($\boldsymbol{x}\in\Omega_F$) را با استفاده از معادله (۴۷) بدست آورید.

۶- بیشترین اختلاف بین $\boldsymbol{u}^{n+1}(\boldsymbol{x})$ و $\boldsymbol{u}^n(\boldsymbol{x})$ در میان همه پیکسل‌های تصویر را محاسبه نمایید:
$\delta=\max_{\boldsymbol{x}\in\Omega}\left(\left|\boldsymbol{u}^{n+1}(\boldsymbol{x})-\boldsymbol{u}^n(\boldsymbol{x})\right|\right)$
اگر δ کوچکتر از آستانه θ (در اینجا، به صورت تجربی θ=0.001) یا n بزرگتر یا مساوی آستانه N (در اینجا، به صورت تجربی N=1000) باشد، الگوریتم بهینه‌سازی متوقف خواهد شد. در غیر این صورت، n را یک واحد افزایش داده ($n=n+1$) و برو به مرحله ۳.

جدول (۲): جزئیات تصاویر پایگاه داده مورد استفاده برای ارزیابی روش پیشنهادی

نام تصویر	ابعاد تصویر (پیکسل)	ابعاد وکسل (mm)	تعداد نقاط متناظر
4DCT1	۲۵۶×۲۵۶×۹۴	۰/۹۷×۰/۹۷×۲/۵	۱۲۸۰
4DCT2	۲۵۶×۲۵۶×۱۱۲	۱/۱۶×۱/۱۶×۲/۵	۱۴۸۷
4DCT3	۲۵۶×۲۵۶×۱۰۴	۱/۱۵×۱/۱۵×۲/۵	۱۵۶۱
4DCT4	۲۵۶×۲۵۶×۹۹	۱/۱۳×۱/۱۳×۲/۵	۱۱۶۶
4DCT5	۲۵۶×۲۵۶×۱۰۶	۱/۱۰×۱/۱۰×۲/۵	۱۲۶۸

$$\begin{cases}K(x,y,0)=\begin{bmatrix}0&0&-\lambda&0&0\\0&0&3\lambda&0&0\\-\lambda&3\lambda&-12\lambda+1&3\lambda&-\lambda\\0&0&3\lambda&0&0\\0&0&-\lambda&0&0\end{bmatrix}\\ K(x,y,-1)=K(x,y,1)=\begin{bmatrix}0&0&0&0&0\\0&0&0&0&0\\0&0&3\lambda&0&0\\0&0&0&0&0\\0&0&0&0&0\end{bmatrix}\\ K(x,y,-2)=K(x,y,2)=\begin{bmatrix}0&0&0&0&0\\0&0&0&0&0\\0&0&-\lambda&0&0\\0&0&0&0&0\\0&0&0&0&0\end{bmatrix}\end{cases} \quad (۴۶)$$

بنابراین، حاصل گسسته‌سازی معادله (۴۰) عبارت است از:

$$\boldsymbol{u}^{n+1}(\boldsymbol{x})=K_\lambda * \boldsymbol{u}^n(\boldsymbol{x})+\mu\left(I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n)-w^n I_F(\boldsymbol{x})\right)\nabla I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n) \quad (۴۷)$$

همچنین، حاصل گسسته‌سازی معادله (۴۱) عبارت است از:

$$w^n=\frac{\sum_{\boldsymbol{x}\in\Omega} I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n)I_F(\boldsymbol{x})}{\sum_{\boldsymbol{x}\in\Omega} I_F(\boldsymbol{x})^2} \quad (۴۸)$$

همانطور که در معادله‌های (۴۷) و (۴۸) مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی با مقداردهی اولیه $\boldsymbol{u}^0$ (در اینجا با صفر) آغاز می‌شود. در هر تکرار از الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی، ابتدا w^n با استفاده از معادله (۴۸) محاسبه می‌شود. سپس، $\boldsymbol{u}^{n+1}$ با استفاده از معادله (۴۹) بدست می‌آید. فرآیند فوق تا آنجا ادامه می‌یابد که اختلاف بین $\boldsymbol{u}^n$ و $\boldsymbol{u}^{n+1}$ در همه پیکسل‌ها ناچیز باشد.

لازم به ذکر است که از آنجا که لزوما $\boldsymbol{u}^n$ شامل اعداد صحیح نمی‌باشد؛ لذا، برای محاسبه عبارت $I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}^n)$ باید از درونیابی (در اینجا، درونیابی دوخطی[۳۹]) استفاده شود. جدول (۱) به طور خلاصه، مراحل فرآیند بهینه‌سازی در الگوریتم تطبیق پیشنهادی را شرح می‌دهد.

۳-۳-۴- پیچیدگی محاسباتی

همانطور که در جدول (۲) شرح داده شد، برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی باید در هر تکرار، معادله‌های (۴۷) و (۴۸) را محاسبه نمود. فرض کنید که تصویر I_F تصویری سه بعدی با ابعاد $\alpha\times\beta\times\gamma$ باشد. از آنجا که معادله‌های (۴۷) و (۴۸) شامل عملگرهای ضرب، جمع کانوولوشن، گرادیان و درونیابی خطی است، پیچیدگی محاسباتی آنها عبارت است از $O(\text{Eq. 47})=O(\text{Eq. 48})=\alpha\beta\gamma$. از آنجا که الگوریتم پیشنهادی حداکثر N مرتبه تکرار می‌شود؛ لذا پیچیدگی محاسباتی آن از مرتبه $O(\text{Proposed Algorithm})=N\alpha\beta\gamma$ خواهد بود. همانطور که مشاهده می‌شود، پیچیدگی محاسباتی روش

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.15- No.2-Summer 2018

پیشنهادی برحسب ابعاد تصویر و تعداد تکرارهای الگوریتم پیشنهادی کمینه و از مرتبه اول است.

۴- نتایج تجربی

روش تطبیق پیشنهادی در محیط برنامه‌نویسی متلب[۴۰] پیاده‌سازی گردیده است. همه شبیه‌سازی‌ها با یک کامپیوتر لپ‌تاپ با پردازنده Core i7 2.6GHz و حافظه 16GB انجام شده است.

۴-۱- پایگاه تصویر

تصاویر CT چهاربعدی (سه بعد مکان + بعد زمان) قفسه سینه به دلیل داشتن نقاط شاخص آناتومیکی[۴۱] (با کنتراست بالا در تصویر) مانند رگ‌ها و دوراهی برونشیال[۴۲] برای ارزیابی الگوریتم‌های تطبیق تصاویر پزشکی بسیار مناسب هستند. به این ترتیب که می‌توان نقاط شاخص را در تصاویر مختلف به صورت دستی مشخص کرده و پس از تطبیق تصاویر، فاصله اقلیدوسی نقاط متناظر از یکدیگر را محاسبه نمود. بدیهی است که هر چه میانگین و انحراف‌معیار فاصله اقلیدوسی بین نقاط متناظر در دو تصویر کمتر باشد، کیفیت تطبیق بالاتر بوده است. ما برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از پایگاه تصویر CT چهاربعدی ارائه شده توسط Castillo و همکارانش [۲۷] استفاده نموده‌ایم. این پایگاه داده شامل ۵۰ تصویر CT سه بعدی قفسه سینه و قسمت فوقانی شکم (اخذ شده در هنگام تنفس با اسکنر STPET/CT) از ۵ شخص سالم (هر نفر ۱۰ تصویر)، با سابقه درمان بیماری سرطان ریه است. هر تصویر شامل برش‌های آگزیال متوالی از بالا به پایین[۴۳] با ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ می‌باشد (برای جزئیات بیشتر جدول (۲) را ببینید).

فردی خبره در هر یک از تصاویر انتهای دم (T00%) و انتهای بازدم (T50%) بیش از ۱۱۰۰ نقطه شاخص را به صورت دستی مشخص نموده است. همچنین، از نقاط شاخص مذکور، ۲۰۰ زوج نقطه به صورت تصادفی انتخاب شده و توسط دو فرد خبره دیگر مجددا تطبیق داده شده‌اند تا خطای بیننده خارجی[۴۴] بدست آید. همین کار مجددا توسط فرد خبره اول نیز انجام شده و خطای بیننده داخلی[۴۵] نیز گزارش شده است. به عنوان مثال، در شکل (۱)، سه برش آگزیال، ساژیتال و کرونال از بیمار 4DCT5 در فازهای انتهای دم و انتهای بازدم نشان داده شده است. در این شکل، نقاط شاخص مشخص شده توسط متخصص با نقاط سبز رنگ نشان داده شده‌اند.

۴-۲- بحث و بررسی

ما برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی از تصاویر دو فاز «انتهای دم» (T00%) و «انتهای بازدم» (T50%) هر بیمار در پایگاه داده مذکور به ترتیب به عنوان تصاویر ثابت و متحرک استفاده نموده‌ایم. به عنوان مثال، در شکل (۲)، نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی برای تصویر CT چهاربعدی 4DCT3 در پایگاه داده نشان داده شده است. در این شکل، تصویر CT سه بعدی در فاز انتهای بازدم (تصویر متحرک) با تصویر CT همان بیمار در فاز انتهای دم (تصویر ثابت) تطبیق یافته است. همانطور که مشاهده می‌شود تصویر متحرک تطبیق یافته (یعنی $I_M(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{u}_{opt})$) بسیار شبیه به تصویر ثابت می‌باشد.

برای ارزیابی کمی دقت روش پیشنهادی، از نقاط شاخص استفاده شده است. فرض کنید، پس از همگرایی الگوریتم تطبیق پیشنهادی، میدان جابجایی بهینه $\boldsymbol{u}_{opt}$ بدست آمده باشد. همچنین، فرض کنید، $\boldsymbol{x}_j^F$ و $\boldsymbol{x}_j^M$ مختصات نقطه شاخص j-ام در به ترتیب تصاویر ثابت و متحرک باشد (این اطلاعات در پایگاه داده موجود می‌باشد). در این حالت، براساس میدان جابجایی بهینه، مختصات وکسل معادل با $\boldsymbol{x}_j^F$ در تصویر متحرک عبارت است از:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_j^M = \boldsymbol{x}_j^F + \boldsymbol{u}(\boldsymbol{x}_j^F) \qquad (۴۹)$$

بنابراین، می‌توان از فاصله اقلیدوسی بین $\boldsymbol{x}_j^M$ و $\hat{\boldsymbol{x}}_j^M$ به عنوان معیاری برای ارزیابی خطای تطبیق استفاده نمود:

$$e_j = \left\| (\hat{\boldsymbol{x}}_j^M - \boldsymbol{x}_j^M) R \right\| \qquad (۵۰)$$

که R یک ماتریس ۳×۳ می‌باشد که ضرایب مقیاس تصویربرداری بر روی قطر اصلی آن قرار گرفته‌اند (سایر عناصر R صفر می‌باشند). بدیهی است که با احتساب مقیاس در محاسبه خطا، e_j برحسب میلیمتر محاسبه می‌شود. هرچه تطبیق دقیق‌تر باشد، e_j کوچکتر خواهد بود. لذا، ما از میانگین و انحراف معیار خطای تطبیق (که به ترتیب با μ_e و σ_e نشان داده می‌شوند) برای ارزیابی دقت روش پیشنهادی استفاده کرده‌ایم.

در جدول (۳)، دقت روش پیشنهادی با ۱۲ روش رقیب دیگر شامل MLS [۲۷]، PF [۳۳]، EPF [۳۳]، AF [۳۳]، DF [۳۳]، ADF [۳۳]، IC [۳۳]، BM [۳۴]، 4DLTM [۲۸]، ALK[۴۶] [۲۹]، CCLG [۳۰] و LFC [۳۱] برحسب معیار میانگین و انحراف معیار خطای تطبیق مقایسه شده است (همه الگوریتم‌های رقیب در بخش ۱ معرفی شده‌اند). چهار روش آخر از میان روش‌های رقیب فوق از اطلاعات زمانی (یعنی اطلاعات تصاویر ۴ بعدی) برای کاهش خطا استفاده نموده‌اند. این در حالی است که در روش پیشنهادی تنها از اطلاعات تصاویر ثابت و متحرک (تصاویر ۳ بعدی) استفاده شده است.

همانطور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی بهترین پاسخ‌ها را برای سه تصویر محک ارائه داده است. همچنین، خطای میانگین روش پیشنهادی حداقل ۸٪ بهتر از دیگر روش‌ها بجز LFC بوده است. اگرچه خطای میانگین روش پیشنهادی برابر با LFC است؛ اما روش پیشنهادی برخلاف LFC تنها از اطلاعات سه بعدی استفاده نموده است. به عبارت دیگر، روش پیشنهادی توانسته است با استفاده از اطلاعات کمتر پاسخی همانند یک روش چهاربعدی بسیار خوب ارائه نماید.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

جدول (۳): مقایسه خطای تطبیق روش پیشنهادی برای پنج تصویر محک مختلف در مقایسه با ۱۰ روش رقیب. انحراف معیار خطای هر روش برای هر تصویر در داخل پرانتز درج شده است. بهترین پاسخ‌ها با حروف ضخیم مشخص شده‌اند.

روش / تصویر	Year	Temporal Data	4DCT1	4DCT2	4DCT3	4DCT4	4DCT5	Average Error
روش پیشنهادی	—	× (3D)	(۰/۳۸) **۰/۷۷**	(۰/۳۲) **۰/۷۰**	(۱/۰۱) ۰/۹۶	(۱/۳۷) **۱/۲۹**	(۱/۲۷) ۱/۲۶	(۰/۲۷) **۱/۰۰**
[۲۷] MLS	۲۰۰۹	× (3D)	(۱/۳۰) ۱/۵۸	(۱/۱۲) ۱/۴۷	(۱/۴۰) ۲/۲۷	(۱/۶۸) ۲/۵۰	(۱/۹۲) ۲/۵۵	(۰/۵۱) ۲/۰۷
[۳۳] PF	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۰۹) ۱/۱۱	(۱/۱۵) ۱/۰۴	(۱/۲۰) ۱/۳۶	(۲/۴۹) ۲/۵۱	(۱/۷۴) ۱/۸۴	(۰/۶۱) ۱/۵۷
[۳۳] EPF	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۰۹) ۱/۱۰	(۱/۱۵) ۱/۰۰	(۱/۲۱) ۱/۳۲	(۲/۴۸) ۲/۴۲	(۱/۸۷) ۱/۸۲	(۰/۵۹) ۱/۵۳
[۳۳] AF	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۱۱) ۱/۱۵	(۱/۱۹) ۱/۰۵	(۱/۲۲) ۱/۳۹	(۲/۱۹) ۲/۳۴	(۱/۸۳) ۱/۸۱	(۰/۵۳) ۱/۵۵
[۳۳] DF	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۱۳) ۱/۱۹	(۱/۲۳) ۱/۱۶	(۱/۲۱) ۱/۴۸	(۲/۴۸) ۲/۵۹	(۱/۷۷) ۱/۹۱	(۰/۶۰) ۱/۶۷
[۳۳] ADF	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۰۹) ۱/۱۱	(۱/۱۴) ۱/۰۲	(۱/۲۰) ۱/۳۵	(۲/۰۹) ۲/۲۷	(۱/۸۰) ۱/۸۰	(۰/۵۲) ۱/۵۱
[۳۳] IC	۲۰۱۰	× (3D)	(۱/۳۰) ۱/۲۴	(۱/۶۲) ۱/۲۸	(۱/۲۲) ۱/۴۲	(۴/۰۹) ۳/۲۷	(۱/۵۷) ۱/۶۷	(۰/۸۵) ۱/۷۸
[۳۴] BM	۲۰۱۵	× (3D)	(۰/۵۹) ۰/۹۲	(۰/۸۱) ۱/۳۳	(۰/۵۶) ۱/۰۲	(۰/۷۴) ۱/۲۳	(۰/۷۵) **۰/۹۱**	(۰/۱۹) ۱/۰۸
[۲۸] 4DLTM	۲۰۱۰	✓ (4D)	(۱/۰۲) ۰/۹۷	(۱/۰۸) ۰/۸۶	(۱/۱۷) ۱/۰۱	(۱/۵۷) ۱/۴۰	(۱/۷۹) ۱/۶۷	(۰/۳۴) ۱/۱۸
[۲۹] ALK	۲۰۱۳	✓ (4D)	(۱/۰۰) ۰/۹۸	(۱/۰۲) ۰/۸۳	(۱/۱۵) ۱/۰۸	(۱/۵۳) ۱/۴۵	(۱/۷۳) ۱/۵۵	(۰/۳۱) ۱/۱۸
[۳۰] CCLG	۲۰۰۹	✓ (4D)	(۱/۰۳) ۱/۰۲	(۱/۲۲) ۱/۲۹	—	—	(۱/۹۱) ۲/۵۰	(۰/۷۹) ۱/۶۰
[۳۱] LFC	۲۰۱۲	✓ (4D)	(۱/۰۰) ۰/۸۵	(۰/۹۹) ۰/۷۴	(۱/۰۷) **۰/۹۳**	(۱/۵۱) ۱/۳۳	(۱/۲۵) ۱/۱۴	(۰/۲۴) **۱/۰۰**

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل دگردیس‌پذیر جدید برای تطبیق تصاویر هم‌نوع ارایه شد. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل ارائه شده در عین سادگی معادلات، دارای دقت تطبیق مکانی بالایی در مقایسه با سایر روش‌هاست. همچنین در اینجا یک جمله نرم کننده جدید معرفی شد که علاوه بر حفظ پیوستگی منحنی‌های تصویر، از قدرت دوران تصویر نیز برخوردار است. اگرچه الگوریتم پیشنهادی تنها برای تصاویر همنوع کاربرد دارد اما می‌توان با اصلاح تابع انرژی از قابلیت‌های آن برای تطبیق تصاویر غیرهمنوع نیز سود جست.

مراجع

[1] M. Saadatmand-Tarzjan and H. Ghassemian, "On Analytical Study of Self-Affine Maps," *J. Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers*, vol. 12, no. 3, pp. 77–92, 2015.

[2] P. Parsa and R. Safabakhsh, "A New Method for Image Segmentation Based on Multi-Objective Differential Evolution Fuzzy Clustering," *J. Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers*, vol. 13, no. 2, pp. 103–114, 2016.

[3] Hill, D. L. G., Batchelor, P. G., Holden, M., Hawkes, D. J., "Medical image registration", Physics in medicine and biology, Vol. 46, No. 3, pp. R1–R45, 2001.

[4] Klein, S., Staring, M., Murphy, K., Viergever, M. A., Pluim, J. P., "Elastix: A Toolbox for Intensity-Based Medical Image Registration", IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. 29, No. 1, pp. 196–205, 2010.

[5] Flusser, J., Suk, T., "A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion", IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 32, No. 2, pp. 382–387, 1994.

[6] Li, D., Zhang, Y., "A novel approach for the registration of weak affine images", Pattern Recognition Letters, Vol. 33, No. 12, pp. 1647–1655, 2012.

[7] Riyamongkol, P., Zhao, W., Liu, Y., Belayev, L., Busto, R., Ginsberg, M. D., "Automated registration of laser Doppler perfusion images by an adaptive correlation approach: application to focal cerebral ischemia in the rat", Journal of neuroscience methods, Vol. 122, No. 1, pp. 79–90, 2002.

[8] Boes, J. L., Hoff, B. A., Hylton, N., Pickles, M. D., Turnbull, L. W., Schott, A. F., Rehemtulla, A., Chamberlain, R., Lemasson, B., Chenevert, T. L., Galbán, C. J., Meyer, C. R., Ross, B. D., "Image registration for quantitative parametric response mapping of cancer treatment response", Transl Oncol., Vol. 7, No. 1, pp. 101–10, 2014.

[9] Riyamongkol, P., Zhao, W., "The Hopfield neural network model for solving affine transformation parameters in the correlation method", in Proc. IEEE Region 5 Conference, 2006.

[10] Viola, P., Wells III, W. M., "Alignment by maximization of mutual information", International Journal of Computer Vision, Vol. 24, No. 2, pp. 137–154, 1997.

[11] Chenoune, Y., Bouaoune, Y., Deléchelle, E., Petit, E., Garot, J., Rahmouni, A., "MR/CT multimodal registration of short-axis slices in CT volumes", in Proc. of 29th Annual Int'l Conf. of IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, 2007.

[12] Niu, C., "Medical image registration based on mutual information using kriging probability density estimation", in Proc. of Annual Int'l Conf. of IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society. 2004.

[13] Lin, J., Gao, Z., Xu, B., "The effect of grey levels on mutual information based medical image registration", in Proc. of Annual Int'l Conf. of IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society. 2004.

[14] Samant, S., Nanda, P., Sahoo, S., "Multimodal image registration based on weighted feature and mutual information", in Proc. IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems, 2011.

[15] Palos, G., Betrouni, N., Coulanges, M., "Multimodal matching by maximisation of mutual information and optical flow technique". in Proc. 26th Annual Int'l Conf. of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, 2004.

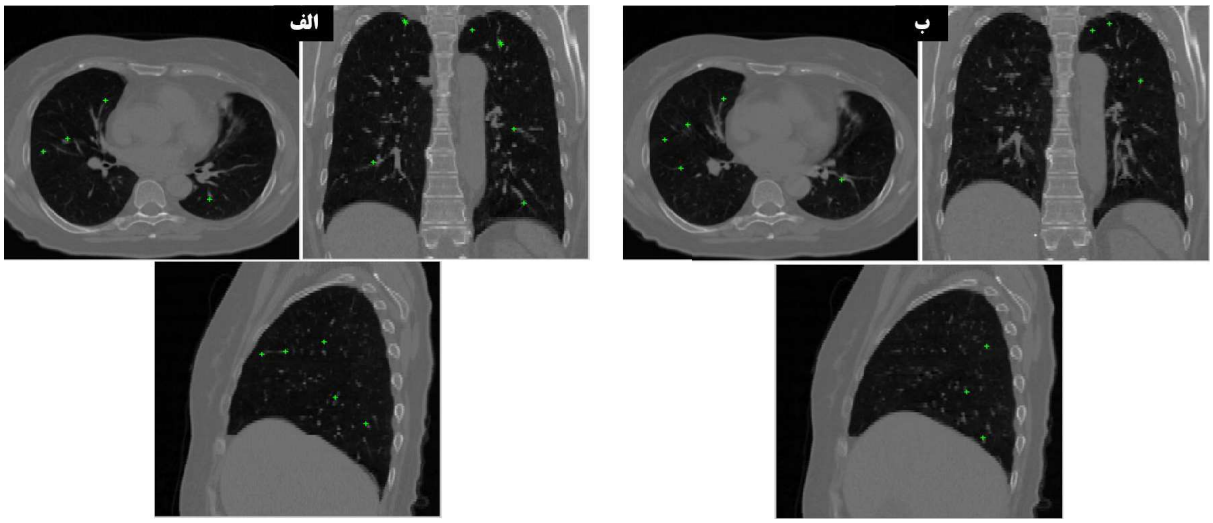
[16] Horn, B. K. P., Schunck, B. G., "Determining optical flow". Artificial Intelligence, Vol. 17, No., 1–3, pp. 185–203, 1981.

[17] Hou, M., Chen, C., Tang, D., Luo, S., Yang, F., Gucorresponding, N., "Magnetic microbubble-mediated

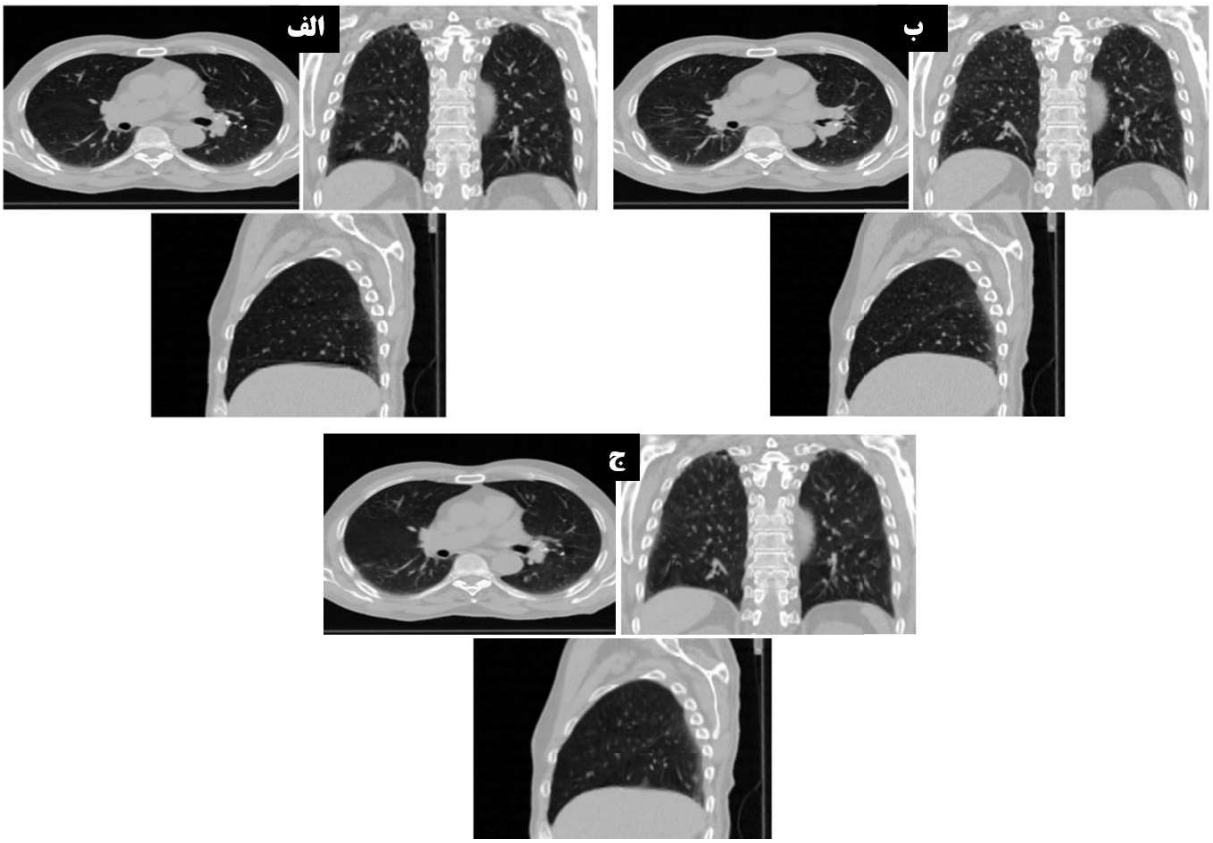
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.15- No.2-Summer 2018



شکل (۱): سه برش از تصویر 4DCT5 در فازهای (الف) انتهای دم و (ب) انتهای بازدم. نقاط شاخص مشخص شده توسط متخصص در این تصاویر به صورت نقاطی با رنگ سبز مشخص شده‌اند.



شکل (۲): نتیجه تطبیق با استفاده از روش پیشنهادی در تصویر 4DCT3: (الف) تصویر ثابت (انتهای دم)، (ب) تصویر متحرک (انتهای بازدم) و (ج) تصویر متحرک پس از تطبیق با تصویر ثابت (یعنی $I_M(x+u_{opt})$).

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

[25] Christensen, G. E., Rabbitt, R. D., Miller, M. I., "Deformable templates using large deformation kinematics", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 5, No. 10, pp. 1435–1447, 1996.
[26] D'Agostino, E., Maes, F., Vandermeulen, D., Suetens, P., "A viscous fluid model for multimodal non-rigid image registration using mutual information", Medical image analysis, Vol. 7, No. 4, pp. 565–575, 2003.
[27] Castillo, R., Castillo, E., Guerra, R., Johnson, V. E., McPhail, T., Garg, A. K., Guerrero, T., "A framework for evaluation of deformable image registration spatial accuracy using large landmark point sets", Physics in medicine and biology, Vol. 54, No. 7, p. 1849–1870, 2009.
[28] Castillo, E., Castillo, R., Martinez, J., Shenoy, M., Guerrero, T., "Four-dimensional deformable image registration using trajectory modeling", Physics in Medicine and Biology, Vol. 55, No. 1, p. 305–327, 2010.
[29] Antink, C. B. H., Singh, T., Singla, P., Podgorsak, M., "Evaluation of advanced Lukas–Kanade optical flow on thoracic 4D-CT", Journal of clinical monitoring and computing, Vol. 27, No. 4, pp. 433–441, 2013.
[30] Castillo, E., Castillo, E., Castillo, R., Zhang, Y., "Compressible image registration for thoracic computed tomography images", Journal of Medical and Biological Engineering, Vol. 29, No. 5, pp. 222–233, 2009.
[31] Castillo, E., Castillo, R., White, B., Rojo, J., Guerrero, T., "Least median of squares filtering of locally optimal point matches for compressible flow image registration", Phys. Med. Biol., Vol. 57, pp. 4827–33, 2012.
[32] Thirion, J. P., "Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons", Med. Image Anal., Vol. 2, pp. 243–60, 1998.

[41] Weinstock, R., Calculus of Variations: with Applications to Physics and Engineering, McGraw-Hill, New York, 1952.
[42] Xu, C., Prince, J. L., "Gradient vector flow: A new external force for snakes", in Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
[43] Patty, S., Finite Difference Methods and Solving the Level Set Equations Numerically. Tech. Report, Department of Mathematics, Brigham Young University, 2010.

زیرنویس‌ها

[1] Computer tomography
[2] Magnetic resonance imaging
[3] Positron emission tomography
[4] Single-photon emission computed tomography
[5] Ultrasonic imaging
[6] Image registration
[7] Intra-modality
[8] Cross-modality
[9] Intersubject
[10] Intrasubject
[11] Rigid
[12] Nonrigid
[13] Affine
[14] Rigid-body
[15] Deformable models
[16] Energy functional
[17] Optical flow

ultrasound-MRI registration based on robust optical flow model", Biomedical Engineering Online, Vol. 14, No. Suppl 1, p. S14, 2015.
[18] Cooper, J. R., Ritter, N., "Optical flow for validating medical image registration". in Proc. the 9th IASTED Int'l Conf. Signal and Image Processing, pp. 502–506, 2003.
[19] Cao, Z., Dong, E., Zheng, Q., Sun, W., Li, Z., "Accurate inverse-consistent symmetric optical flow for 4D CT lung registration", Biomedical Signal Processing and Control, Vol. 24, pp. 25–33, 2016.
[20] Bajcsy, R., Kovačič, S., "Multiresolution elastic matching", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 46, No. 1, pp. 1–21, 1989.
[21] Marami, B., Sirouspour, S., Ghoul, S., Cepek, J., Davidson, S. R., Capson, D. W., Trachtenberg, J., Fenster, A., "Elastic registration of prostate MR images based on estimation of deformation states", Medical Image Analysis, Vol. 21, No. 1, pp. 87–103, 2015.
[22] Mahapatra, D., Sun, Y., "Integrating segmentation information for improved MRF-based elastic image registration", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 21, No. 1, pp. 170–183, 2012.
[23] Cordero-Grande, L., Merino-Caviedes, S., Aja-Fernández, S., Alberola-López, C., "Groupwise elastic registration by a new sparsity-promoting metric: application to the alignment of cardiac magnetic resonance perfusion images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 35, No. 11, pp. 2638–2650, 2013.
[24] Khallaghi, S., Leung, C. G., Hastrudi-Zaad, K., Foroughi, P., Nguan, C., Abolmaesumi, P., "Experimental validation of an intrasubject elastic registration algorithm for dynamic-3D ultrasound images", Medical physics, Vol. 39, No. 9, pp. 5488–5497, 2012.
[33] Gu, X., Pan, H., Liang, Y., Castillo, R., Yang, D., Choi, D., Castillo, E., Majumdar, A., Guerrero, T., Jiang, S. B., "Implementation and evaluation of various demons deformable image registration algorithms on a GPU", Physics in medicine and biology, Vol. 55, No. 1, pp. 207–219, 2010.
[34] Li, M., Xiang, Z., Xiao, L., Castillo, E., Castillo, R., Guerrero, T., "GPU-accelerated block matching algorithm for deformable registration of lung CT images", IEEE Int'l Conf. Progress in Informatics and Computing, 2015.
[35] Saadatmand-Tarzjan, M., Ghassemian, H., "On Analytical Study of Self-Affine Maps", Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 12, No. 3, pp. 77–92, 2015.
[36] Khamechian, M. B., Saadatmand-Tarzjan, M., "Accelerated local binary fitting scheme for medical images segmentation," J. Electrical Systems and Signals, Vol. 2, No. 1, pp. 1–8, 2015.
[37] Saadatmand-Tarzjan, M., "Self-affine snake for medical image segmentation," Pattern Recognition Letters, Vol. 59, pp. 1–10, 2015.
[38] Saadatmand-Tarzjan, M., Ghassemian, H., "A novel active contour for medical image segmentation," IEICE Electronics Express, Vol. 6, No. 23, pp. 1683–1689, 2009.
[39] Seyedarabi, H., Aghagolzadeh, A., Khanmohammadi, S. Kabir, E., "Analysis and synthesis of facial expressions by feature-points tracking and deformable model," Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 4, No. 1, pp. 11–19, 2007.
[40] Xu, C., Pham, D. L., Prince, J. L., "Image segmentation using deformable models", Handbook of Medical Imaging -- Volume 2: Medical Image Processing and Analysis, pp. 129–174, edited by J.M. Fitzpatrick and M. Sonka, SPIE Press, 2000.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]

[18] Taylor series
[19] Elastic
[20] Navier-Stokes
[21] Viscous-fluid
[22] Deformation
[23] Mutual information
[24] Landmark
[25] Moving least-squares
[26] 4D local trajectory modeling
[27] Advanced Lukas-Kanade
[28] Combined compressible local-global
[29] Least median of squares filtered *c*ompressible flow
[30] Passive force
[31] Evolved passive force
[32] Active force
[33] Double force
[34] Adjusted double force
[35] Inverse consistency
[36] Block matching
[37] Energy functional
[38] Non-conservative
[39] Bilinear interpolation
[40] MATLAB
[41] Anatomical landmarks
[42] Bronchial biforcation
[43] Superior-inferior
[44] Inter-observer
[45] Intra-observer
[46] Advanced Lukas-Kanade

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-20]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1397.15.2.7.7]