بهبود سرعت "انطباق مبتنی بر روش برش گراف" جهت انطباق غیر صلب تصاویر تشدید مغناطیسی مغز

فرناز ظهورپرواز[۱]* ، عمادالدین فاطمی زاده[۲] و حمید بهنام[۳]

مهندسی پزشکی بیوالکتریک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، تهران،ایران

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران،تهران،ایران

چکیده

فرآیند نگاشت نقاط از یک تصویر به نقاط متناظر آن در تصویر دیگر، انطباق تصویر نامیده می‌شود که تبدیلی مکانی است. روش‌های انطباق تصویر را می‌توان به‌لحاظ ماهیت تبدیل انجام‌گرفته بر روی تصویر به انطباق صلب و غیر صلب طبقه‌بندی کرد. یکی از راه‌کارهای انطباق تصویر غیر صلب، حل مسئله انطباق به‌عنوان یک مسئلهٔ بهینه‌سازی است. نمونه‌ای از این روش‌ها، انطباق بوسیله برش گراف است. اساس این روش بر مبنای ایجاد گرافی اختصاصی‌شده برای تابع انرژی مورد نظر (که باید بهینه شود) است، به‌نحوی که برش کمینه روی این گراف منجر به کمینه‌سازی انرژی نیز شود. با توجه به اهمیت مسئلهٔ زمان در کاربردهای بالینی و پزشکی، در این پژوهش با ایجاد تغییراتی در روشی که از برش گراف برای انطباق تصویر استفاده می‌کند، روشی پیشنهاد داده‌شده که در آن زمان انجام فرآیند انطباق به‌شدت کاهش می‌یابد. نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی این پژوهش بر روی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز نشان می‌دهد که سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم اصلی در قبال اندکی افزایش خطا (افزایش مقدار متوسط معیار SAD از ۰/۷ به ۱) به‌طور تقریبی سه برابر می‌شود.

واژگان کلیدی: انطباق تصویر غیر صلب، برش گراف، تصویر تشدید مغناطیسی

Speed improvement in graph-cuts-based registration for non-rigid image registration of brain magnetic resonance images.

Farnaz ZohourParvaz*[1], Emad Fatemizadeh[2] & Hamid Behnam[3]

Biomedical Engineering, Islamic Azad University, Science and Research Branch of Tehran , Iran

Electrical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Abstract

Image processing methods, which can visualize objects inside the human body, are of special interests. In clinical diagnosis using medical images, integration of useful data from separate images is often desired. The images have to be geometrically aligned for better observation. The procedure of mapping points from the reference image to corresponding points in the floating image is called Image Registration. It is a spatial transform. These images might be different because they were taken at different times or applied by using different devices. By the nature of this image transformation, image registration can be classified into rigid registration and non-rigid registration. The freedom's degree in a rigid transformation is relatively low and the methods of rigid image registration are becoming mature. In contrast, non-rigid image registration is

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

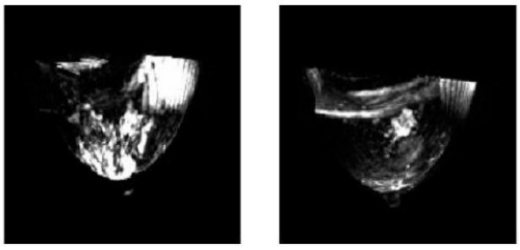
still a challenging problem because of its high degree of freedom. One of the non-rigid image registration methods is turning the registration problem into an optimization problem and obtaining the optimal value as the result of registration. An example of these methods is the graph-cuts based registration. The basic technique is to construct a specialized graph for the energy function to be minimized in a way that the minimum cut on this graph also minimizes the energy. Given that our focus in this research, is on the medical image registration, and time is one of the critical factors in medical applications. It seems that improvement of this method in terms of run time will be helpful for its clinical and medical applications. In order to achieve this goal, in this research, with modifying the energy function, we proposed a method that significantly reduces the run time of registration process. The implementation results of our proposed method on the images with artificial deformations which are similar to the most pessimistic possible deformation modes in real image data, show that the proposed algorithm is about three times faster than the existing algorithm, while the average amount of SAD criterion will be increased from 0.7 to 1.

Keywords: Non-rigid image registration, Graph-cuts, Magnetic resonance images

۱- مقدمه

روش‌های پردازش تصویر که قادر به تصویرکردن درون بدن آدمی هستند، مورد توجه ویژه‌ای قرار دارند. در بحث تشخیص پزشکی، تجمیع داده‌های مفید که از تصاویر مجزا حاصل می‌شود، به‌طور معمول مطلوب است. جهت مشاهده بهتر چنین تصاویری لازم است، آنها از لحاظ هندسی هم‌طراز شوند. فرآیند نگاشت نقاط از یک تصویر به نقاط متناظر آن در تصویر دیگر انطباق تصویر[1] نامیده می‌شود که یک تبدیل مکانی است. به بیانی دیگر انطباق فرآیند هم‌طرازکردن و تطبیق دو یا چند تصویر است که به دلایلی با هم متفاوت هستند. تفاوت این تصاویر ممکن است، ناشی از عوامل مختلفی باشد. مانند این‌که این تصاویر توسط حس‌گرهای تصویربرداری مختلفی ثبت شده‌اند (به‌عنوان مثال انطباق میان یک تصویر MRI[2] با یک تصویر CT[3])، یا این‌که تصاویر از یک حس‌گر تصویربرداری اما از زوایای دید مختلف یا در زمان‌های مختلفی گرفته شده‌اند. تصویری که در حین انطباق تغییر نمی‌کند و تصویر دیگر باید با آن انطباق پیدا کند، به‌طور معمول تصویر مرجع یا مبدأ نامیده می‌شود. تصویر دوم که باید در طی فرآیند انطباق تا حد امکان شبیه به تصویر مرجع شود و در حین انطباق تغییر خواهد کرد، تصویر مقصد یا شناور نامیده می‌شود.

امروزه انطباق تصویر یکی از مسائل مهم در زمینهٔ تصویرگری پزشکی به‌شمار می‌آید. کاربردهای پزشکی گوناگون انطباق تصویر همچون ترکیب داده‌های حاصل از روش‌های مختلف تصویربرداری CT و MRI جهت به‌دست آوردن اطلاعات کامل‌تر درباره بیمار، پایش رشد تومور (شکل ۱)، بررسی درمان، مقایسه داده‌های بیمار با اطلس‌های آناتومیکی، خود بیان‌گر میزان اهمیت و ضرورت پژوهش و مطالعات بیشتر در این حوزه از پردازش تصویر است. شکل (۱) یک تصویر بیشینهٔ شدت (MIP[4]) از ماموگرافی MR را بدون انطباق (سمت چپ) و با انطباق (سمت راست) نشان می‌دهد. این تصاویر نشان دهندهٔ عملکرد عالی انطباق در شناسایی ضایعات سرطانی است [1].



(شکل-۱): کاربرد انطباق تصویر در ماموگرافی MR [1]
(Figure-1): Registration of MR mammography images

انطباق تصویر را می‌توان به‌لحاظ ماهیت تبدیلی که بر روی تصویر انجام می‌گیرد به انطباق تصویر صلب[5] و انطباق تصویر غیر صلب[6] طبقه‌بندی کرد. تبدیل صلب شامل یک چرخش[7] و به‌دنبال آن یک انتقال[8] در فضای سه‌بعدی است [2]. به‌طور کلی به سایر روش‌های انطباق تصویر به غیر از روش‌های انطباق تصویر صلب، انطباق تصویر غیر صلب اطلاق می‌شود. در تبدیل صلب فقط چرخش و انتقال مجاز است؛ بنابراین روش‌های انطباق صلب به‌دلیل محدودیتی که بر روی تبدیل اعمال می‌کنند، درجهٔ آزادی تاحدودی پایین داشته و روش‌های انطباق تصویر صلب به‌طور تقریبی به

[1] Image Registration
[2] Magnetic Resonance Imaging
[3] Computed Tomography
[4] Maximum Intensity Projection
[5] Rigid image registration
[6] Non-rigid image registration
[7] Rotation
[8] Translation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

اشباع رسیده‌اند؛ اما مسئلهٔ انطباق تصویر غیر صلب به‌خاطر درجه آزادی بسیار بالای آن و نیاز ذاتی به همواری، همچنان به‌صورت مسئله‌ای چالش‌برانگیز باقی مانده و پژوهش‌های بیش‌تر و کامل‌تر در این حوزه به‌دلیل کاربردهای مفید و مهم آن به‌خصوص در زمینهٔ تصویرگری پزشکی، هنوز در حال انجام است. جهت مروری کلی بر روش‌های انطباق تصویر غیر صلب به [۳] رجوع کنید.

یکی از راه‌کارهای انطباق غیر صلب تصاویر، تبدیل مسئلهٔ انطباق تصویر به یک مسئله بهینه‌سازی و به‌دست‌آوردن مقدار بهینه این مسئله به‌عنوان نتیجه حاصل از انطباق است. یکی از روش‌هایی که مسئله انطباق تصویر را به‌نحو مطلوبی به‌عنوان یک مسئلهٔ بهینه‌سازی حل می‌کند، روش انطباق مبتنی بر برش گراف است. اساس این روش بر مبنای ایجاد یک گراف اختصاصی‌شده برای تابع انرژی مورد نظر (که باید بهینه شود) است، به‌نحوی که برش کمینه روی گراف منجر به کمینه‌سازی انرژی (سراسری یا محلی) نیز بشود. روش برش گراف، ابزار بهینه‌سازی ترکیبی قدرتمندی است که تاکنون به‌طور موفقیت‌آمیزی در بسیاری از زمینه‌های پردازش تصویر همچون بازیابی تصویر، استریو و حرکت، سنتز تصویر، ناحیه‌بندی تصویر و همچنین در تصویرگری پزشکی [7]-[4] مورد استفاده قرار گرفته است؛ اما استفاده از آن به‌منظور انطباق تصویر، به سال‌های اخیر برمی‌گردد [14]-[8]. در بخش ۲-۳ خواهیم دید که روش برش گراف در حل مسئله انطباق تصویر روش کارآمدتری نسبت به برخی روش‌های نوآورانه که به‌طور گسترده‌ای جهت انطباق تصاویر غیر صلب استفاده می‌شوند، می‌باشد.

در این پژوهش ما با ایجاد یک سری تغییرات در الگوریتمی که از برش گراف برای انطباق تصاویر دوبعدی استفاده می‌کند، روشی پیشنهاد می‌کنیم که در آن، زمان انجام فرآیند انطباق نسبت به روش اصلی به‌شدت کاهش می‌یابد. روش پیشنهادی ما شامل دو مرحلهٔ اجرایی است و با ایجاد تغییراتی در نحوهٔ برچسب‌گذاری و همچنین قراردادن یک مقدار آستانه برای تابع انرژی مورد نظر، درنهایت باعث می‌شود فرآیند کمینه‌سازی انرژی و به‌دنبال آن انطباق تصویر در قبال اندکی افزایش خطا (که قابل چشم‌پوشی است) با سرعت بیشتری انجام گیرد.

ساختار بخش‌های باقیماندهٔ مقالهٔ حاضر به این صورت است: در بخش ۲ به نحوهٔ فرمول‌بندی مسئله انطباق تصویر به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی و چگونگی حل آن به روش برش گراف خواهیم پرداخت؛ سپس در بخش ۳ روشی پیشنهاد می‌کنیم که کاهش چشم‌گیری در زمان انجام انطباق به‌وسیله برش گراف ایجاد می‌کند. در بخش ۴ به ارائه نتایج حاصل از روش پیشنهادی و مقایسه آن با نتایج روش اصلی می‌پردازیم. درنهایت بخش ۵ دربرگیرندهٔ نتیجه‌گیری و جمع‌بندی کلی این پژوهش است. همچنین پیشنهادهایی که به نظر می‌رسد برای انجام مطالعات و کارهای آینده در زمینه‌های مرتبط با کار انجام‌شده در این پژوهش مفید واقع شود، مطرح شده است.

۲- مسئله انطباق تصویر بـه روش بـرش گراف

۲-۱- اصول مسئله انطباق تصویر

عمل انطباق تصویر معادل با پیداکردن تناظر مکانی میان دو تصویر I و J است. این کار به‌طور معمول با پیداکردن تبدیل T به‌گونه‌ای که I و T(J) از نظر مکانی و با توجه به یک معیار عدم تشابه تصویر به تصویر C(I,T(J)) منطبق شوند، انجام می‌شود. I و J به‌ترتیب اشاره به تصاویر مبدأ و مقصد و T(J) اشاره به تصویر حاصل پس از اعمال T بر J دارد. از طرفی لازم است که T با افزودن یک تابع S(T) جهت جریمه Tهایی که غیر واقعی هستند، تنظیم شود. بنابراین از نظر ریاضی می‌توان مسئله انطباق را یافتن تبدیل بهینه T^* تعریف کرد به گونه‌ای که:

$$T^* = \arg\min_{T} C\big(I, T(J)\big) + \lambda S(T). \qquad (۱)$$

که در آن λ ثابت مثبتی است که میزان جریمه را برای Tهای غیر واقعی کنترل می‌کند. اگر T را به‌عنوان یک میدان برداری جابه‌جایی در نظر بگیریم که هر نقطه را توسط یک بردار از موقعیت اصلی آن جابه‌جا می‌کند، یک T غیر واقعی به‌طور معمول به معنی یک میدان برداری جابه‌جایی ناهموار است.

بنابراین S اغلب تابع همواری خوانده می‌شود. به‌طور معمول درعمل از مجموع دامنه‌های مشتقات مختلف به‌عنوان یک معیار همواری استفاده می‌شود. از آنجا که در کارهای انطباق تصویر غیر صلب به‌طور معمول تصاویر I و J توسط یک روش تصویربرداری یکسان گرفته می‌شوند، استفاده از SSD[1] یـــا SAD[2] به‌عنوان تابع عدم تشابه C مناسب است.

[1] Sum of Squared Difference
[2] Sum of Absolute Differences

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

۲-۲- روش برش گراف

به‌طورکلی روش برش گراف جهت حل مسائل برچسب‌گذاری گسسته، با کمینه‌سازی تابع انرژی E_f به شکل استاندارد زیر به‌کار می‌رود.

$$E_f = \sum_{p\epsilon\mathcal{P}} D_p(f_p) + \sum_{(p,q)\epsilon N} V_{p,q}(f_p, f_q). \qquad (۲)$$

که در آن $\mathcal{P}$ مجموعه پیکسل‌ها و N یک سامانهٔ همسایگی تعریف‌شده روی $\mathcal{P}$ است. $f:\mathcal{P}\rightarrow\mathcal{L}$ یک تابع برچسب‌گذاری است که $\mathcal{L}$ یک مجموعه از برچسب‌ها و $f_i\epsilon\mathcal{L}$ برچسب یک پیکسل i در f می‌باشد. عبارت $D_p(f_p)$ جریمهٔ تخصیص برچسب (f_p) به پیکسل p را اندازه‌گیری کرده و عبارت $V_{p,q}(f_p,f_q)$ جریمه تخصیص برچسب‌های (f_p) و (f_q)، به‌ترتیب به پیکسل‌های همسایه p و q را اندازه می‌گیرد. از مجموع نخست به‌طور معمول به‌عنوان مؤلفهٔ داده یاد می‌شود؛ چون مقدار آن به‌طور معمول از دادهٔ مشاهده‌شده محاسبه می‌شود. از مجموع دوم نیز اغلب به‌عنوان مؤلفه همواری یاد می‌شود، زیرا ناپیوستگی‌های برچسب‌ها در طی پیکسل‌های همسایه را جریمه می‌کند.

۲-۳- فرمول‌بندی تابع انـرژی و بهینه‌سازی توسط برش گراف

فرض کنید I و J به‌ترتیب تصاویر مبدأ و مقصد با بعد d بوده و $X=[0,1]^d$ حوزه مکانی پیوسته هر دو تصویر باشد. برای هر نقطهٔ مکانی $x=(x_1,x_2,\ldots,x_d)\epsilon X$ ، $I(x)$ و $J(x)$ مقادیر شدت (یا به‌طور کلی بردارهای ویژگی) در x برای هر دو تصویر هستند. در فرمول‌بندی پیشنهادی رونالد سو و همکاران [10]، تبدیل T توسط میدان برداری جابه‌جایی D نشان داده می‌شود که هر نقطه x در J را از جایگاه اولیهٔ خود توسط بردار $D(x)\epsilon R^d$ به نقطه جدید $x+D(x)$ انتقال خواهد داد. به‌طورکلی C در رابطه (۱) می‌تواند هر معیار عدم تشابه تصویر به تصویری باشد. در اینجا C به‌عنوان انتگرال معیار عدم تشابه نقطه به نقطه در حوزه کل تصویر در نظر گرفته می‌شود. همچنین برای این معیار، عدم تشابه نقطه به نقطه از قدر مطلق تفاضل یعنی $|I(x) - J(x + D(x))|$ استفاده می‌شود که در آن $|.|$ اپراتور نرم L1 است. از مشتق نخست نیز به‌عنوان تابع همواری S استفاده می‌شود. از آنجا که همه چیز در حوزه پیوسته است، D می‌تواند به‌طور نظری درجهٔ آزادی نامحدودی داشته باشد. در اینجا نخستین مرحلهٔ گسسته‌سازی، با گسسته‌سازی X به پیکسل‌ها اعمال خواهد شد. گسسته‌سازی در این مورد امری طبیعی است، زیرا تصاویر به‌طور معمول به شکل گسسته ثبت می‌شوند. با جای‌گذاری تمام انتگرال‌ها با مجموع و مشتق‌ها با تفاضل‌های محدود و همچنین درنظرگرفتن یک سامانه همسایگی N چهار اتصالی در فضای دوبعدی، درنهایت به‌صورت زیر حاصل خواهد شد:

$$D^* = arg\min_D E_F(D)$$
$$\boldsymbol{for}\ \ E_f(D) = \sum_{x=X} |I(x) - J(x + D(x))| + \lambda \sum_{(x,y)\epsilon N} \|D(x) - D(y)\|. \qquad (۳)$$

که در آن $(x, y) \in N$ است، اگر و تنها اگر x و y پیکسل‌های همسایه باشند. برای تبدیل این مسئله بهینه‌سازی به یک مسئله برچسب‌گذاری گسسته، $D(x) \in \mathbb{R}^d$ باید به یک مجموعه متناهی محدود شود. در اینجا مرحله دوم گسسته‌سازی صورت می‌گیرد. همچنین برای مشخص‌کردن میزان جابه‌جایی هر پیکسل، یک پنجره d بعدی گسسته به‌صورت زیر:

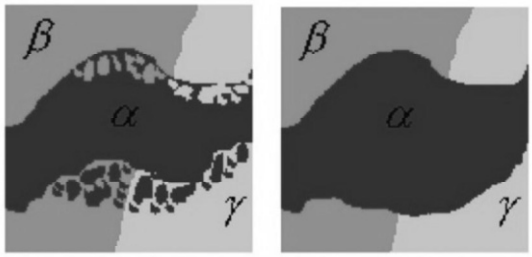
$$W = \{0, \pm s, \pm 2s, \ldots, \pm ws\}^d \qquad (۴)$$

انتخاب می‌شود؛ به‌طوری‌که $D(x) \in W$. توجه داشته باشید که W نسخهٔ گسسته‌شدهٔ ناحیه d بعدی پیوسته $[-ws,ws]^d$ با دورهٔ نمونه‌برداری s در همه جهات است. همچنین اگر $s<1$ باشد، می‌توان جابه‌جایی‌هایی با واحد کمتر از پیکسل در نظر گرفت. اکنون با استفاده از W به‌عنوان مجموعه‌ای از برچسب‌ها که هر $D(x)$ می‌تواند به خود بگیرد، بهینه‌سازی رابطه (۳) را می‌توان توسط برش گراف از طریق یک توالی از جابه‌جایی‌های گسترشی آلفا حل کرد. این فرآیند در الگوریتم۱ خلاصه شده است [10]. با داشتن برچسب‌گذاری کنونی f برای مجموعه پیکسل‌های $\mathcal{P}$ و یک برچسب جدید α، یک جابه‌جایی گسترشی آلفا بدین معنی است: برای هر پیکسل $p\epsilon\mathcal{P}$ ، این پیکسل یا برچسب کنونی f_p خود را نگاه می‌دارد و یا برچسب خود را در برچسب‌گذاری بعدی f' به $\boldsymbol{\alpha}$ تغییر می‌دهد. بنابراین یک جابه‌جایی گسترشی آلفا یک مسئله دو برچسبی[1]، با برچسب 0 به معنی $f'_p=f_p$ و برچسب برچسب 1 به معنی $f'_p=\alpha$ است. به‌عبارت دیگر، یک جابه‌جایی گسترشی $\boldsymbol{\alpha}$ اجازه می‌دهد که هر مجموعه‌ای از پیکسل‌های تصویر برچسب خود را به $\boldsymbol{\alpha}$ تغییر دهند. در شکل (۲) نمونه‌ای از یک جابجایی گسترشی آلفا نشان داده شده است.

[1] Two-label problem

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]



(شکل-۲): شکل سمت چپ نمونه‌ای از یک برچسب‌گذاری اولیه معلوم و شکل سمت راست یک جابه‌جایی گسترشی α از این برچسب‌گذاری اولیه را نشان می‌دهد. یک جابه‌جایی گسترشی α به تعداد زیادی از پیکسل‌ها اجازه می‌دهد که برچسب‌هایشان را به‌طور هم‌زمان تغییر دهند.

(Figure-2): The left figure shows an example of a given initial labeling, and the right figure shows an α-expansion move of this initial labeling. An α-expansion move allows large number of pixels to change their labels simultaneously.

کولموگروف و *زوبی* [15] نشان دادند که روش برش گراف قادر به پیداکردن کمینه قطعی یک مسئله دو برچسبی خواهد بود؛ اگر هر مؤلفه انرژی $\mathbf{V}_{p,q}$ در رابطه (۲)، نامساوی زیر را ارضا کند:

$$V_{p,q}(0,0) + V_{p,q}(1,1) \leq V_{p,q}(0,1) + V_{p,q}(1,0) \qquad (۵)$$

می‌توان نشان داد که هر جابه‌جایی گسترشی در فرمول‌بندی پیشنهادی رابطه (۵) را ارضا می‌کند [10].

الگوریتم۱

ورودی: شروع با یک میدان برداری جابه‌جایی D و یک تابع انرژی E_f

خروجی: یک میدان برداری جابه‌جایی بهینه D^*

۱. $D^* \Leftarrow D$

۲. به تعداد دفعات گسترش آلفا مرحله ۳ را تکرار کن

۳. برای هر برچسب $\alpha \in W$

۱،۳. $E_f(D)$ را نسبت به D و α با استفاده از برش گراف کمینه کن

۲،۳. اگر $E_f(D^*) > E_f(D)$ باشد آنگاه $D^* \Leftarrow D$

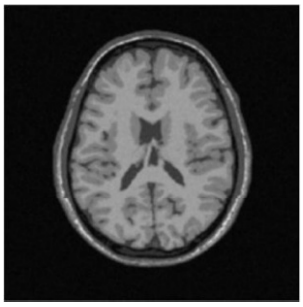
۴. D^* را در خروجی قرار بده

رونالد سو و همکاران [10] با استفاده از الگوریتم۱ انطباق غیر صلب تصاویر تشدید مغناطیسی مغز را انجام دادند. آنها نشان دادند که فرآیند بهینه‌سازی با روش برش گراف به‌سادگی در کمینه محلی گرفتار نشده و راه حل حاصل به‌طور تضمین‌شده‌ای در محدوده یک عامل مشخص از کمینه سراسری قرار می‌گیرد؛ که این خود نشان از مقاومت و صحت این روش دارد. آنها همچنین روش پیشنهادی خود را با دو مورد از روش‌های نوآورانه که به‌طور گسترده‌ای جهت انطباق تصاویر غیر صلب استفاده می‌شوند: روش مبتنی بر تغییرشکل‌های آزادانه (FFD[1]) و روش DEMONS[2] و همچنین با روش دیگری که مسئله انطباق تصویر غیر صلب را به‌عنوان یک مسئلهٔ برچسب‌گذاری گسسته فرمول‌بندی می‌کند یعنی روش LP[3] مقایسه کردند. این مقایسه نشان داد که روش پیشنهادی نسبت به سه روش دیگر در برابر موارد چالش‌برانگیز مختلف انطباق غیر صلب بسیار مقاوم‌تر بوده و همچنین صحت انطباق بالاتری نسبت به سه روش دیگر دارد.

۳- روش پیشنهادی جهت انطباق غیر صلب تصویر با برش گراف

در این پژوهش ما ابتدا پنج تغییر شکل مختلف را بر روی تصویر مبدأ نشان داده شده در شکل (۳) که یک تصویر MR دو بعدی است، ایجاد کرده و به این ترتیب پنج تصویر مقصد مختلف به‌دست آوردیم؛ سپس تابع انرژی را به فرم رابطه (۳) تشکیل داده و پس از آن بهینه‌سازی انرژی را توسط روش برش گراف با استفاده از الگوریتم۱ انجام دادیم.

همانطور که انتظار می‌رفت با توجه به تصاویر حاصل پس از انطباق، صحت انطباق بسیار بالا و تصاویر خروجی الگوریتم بسیار نزدیک به تصویر مبدأ بود؛ اما در عین حال زمان اجرای الگوریتم نیز بسیار زیاد بود. بنابراین در این پژوهش ما به دنبال روشی هستیم که توسط آن زمان اجرای الگوریتم انطباق تصویر با برش گراف را کاهش دهیم. جهت رسیدن به این هدف روشی پیشنهاد خواهیم داد که چارچوب اصلی آن بر پایه الگوریتم۱ بوده، اما زمان اجرای آن نسبت به الگوریتم۱ به‌شدت کاهش می‌یابد. روش انطباق پیشنهادی ما در الگوریتم۲ خلاصه شده است.



(شکل-۳): تصویر مبدأ استفاده‌شده در پیاده‌سازی

(Figure-3): The source image used in the implementation

[1] Free-form deformations based method
[2] Demons based method
[3] Linear Programming

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

۳-۱- الگوریتم انطباق پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی ما شامل دو مرحلهٔ اجرایی است. در مرحلهٔ نخست، تصویر مقصد به بلوک‌های ۲×۲ تقسیم شده و برچسب‌های جابه‌جایی به جای این‌که به تک‌تک پیکسل‌ها اختصاص داده شوند، به این بلوک‌ها اختصاص داده می‌شوند؛ بنابراین حجم عملیات الگوریتم به‌شدت کاهش یافته و به دنبال آن زمان اجرای این الگوریتم بسیار کم خواهد شد.

آنچه در خروجی مرحلهٔ نخست مشاهده می‌کنیم، تصویری است که نسبت به تصویر مقصد اولیه کمی انطباق یافته، اما با توجه به اینکه پیکسل‌ها به‌صورت بلوک‌های ۲×۲ جابه‌جا شده‌اند، لازم است که فرآیند انطباق بر روی این تصویر کامل شود. بنابراین اجرای مرحله دوم الگوریتم انطباق پیشنهادی جهت رسیدن به نتیجه مطلوب ضروری است. بدین منظور تصویر خروجی مرحلهٔ نخست به‌عنوان ورودی به مرحله دوم داده می‌شود. در مرحله دوم، تصویر خروجی مرحله قبل این‌بار به‌عنوان یک تصویر مقصد جدید در نظر گرفته شده و به‌عنوان ورودی به بخشی از الگوریتم داده می‌شود که کمینه‌سازی انرژی در آن مشابه الگوریتم۱ است، با این تفاوت که یک مقدار آستانه بهینه برای مؤلفه داده تابع انرژی قرار داده می‌شود. به این صورت که هنگامی‌که قدر مطلق تفاضل میان شدت یک پیکسل از تصویر مقصد با شدت پیکسل متناظر آن در تصویر مبدأ از این مقدار آستانه کمتر باشد، مؤلفه داده متناظر آن برابر صفر در نظر گرفته می‌شود. بلوک دیاگرام الگوریتم انطباق پیشنهادی در شکل (۴) آورده شده است. در ادامه به‌تفصیل به جزئیات این الگوریتم خواهیم پرداخت.

الگوریتم۲

مرحله اول:

۱. تصاویر I_s و J_s به ترتیب بعنوان تصاویر مبدأ و مقصد جدید با نمونه‌برداری از تصاویر مبدأ و مقصد I و J به‌دست می‌آید

۲. شروع با میدان برداری جابجایی دلخواه D_s

۳. به تعداد دفعات گسترش آلفا مرحله ۴ را تکرار کن

۴. برای هر برچسب $\alpha \in W_1$

۱,۴. $E_{data} = \sum_{x=X} |I_s(x) - J_s(x + D_s(x))|$

۲,۴. $E_{smooth} = \lambda \sum_{(x,y)\epsilon N} \|D_s(x) - D_s(y)\|$

۳,۴. $E_f(D_s)$ را نسبت به D_s و α با استفاده از برش گراف کمینه کن

۴,۴. اگر $E_f(D_s^*) > E_f(D_s)$ باشد آنگاه $D_s^* \Leftarrow D_s$

۵. D_s^* را در خروجی قرار بده

۶. خروجی: تصویر J_1 (که با اعمال میدان برداری جابه‌جایی D_s^* به بلوک‌های ۲×۲ از تصویر J حاصل می شود)

مرحله دوم:

۷. تصاویر I و J_1 : به‌ترتیب به‌عنوان تصاویر مبدأ و مقصد جدید

۸. با میدان برداری جابه‌جایی دلخواه D شروع کن

۹. T := مقدار آستانه بهینه

۱۰. به تعداد دفعات گسترش آلفا مرحله ۱۱ را تکرار کن

۱۱. برای هر برچسب $\alpha \in W_2$

۱,۱۱. برای هر پیکسل با مکان $x \in X$ اگر $|I(x) - J(x)| \le T$ ، آنگاه $E_{data}(x) = 0$ ، درغیر این صورت $E_{data}(x) = |I(x) - J(x + D(x))|$

۲,۱۱. $E_{data} = \sum_{x=X} E_{data}(x)$

۳,۱۱. $E_{smooth} = \lambda \sum_{(x,y)\epsilon N} \|D(x) - D(y)\|$

۴,۱۱. $E_f(D)$ را نسبت به D و α با استفاده از برش گراف کمینه کن

۵,۱۱. اگر $E_f(D^*) > E_f(D)$ باشد آنگاه $D^* \Leftarrow D$

۱۲. D^* را در خروجی قرار بده

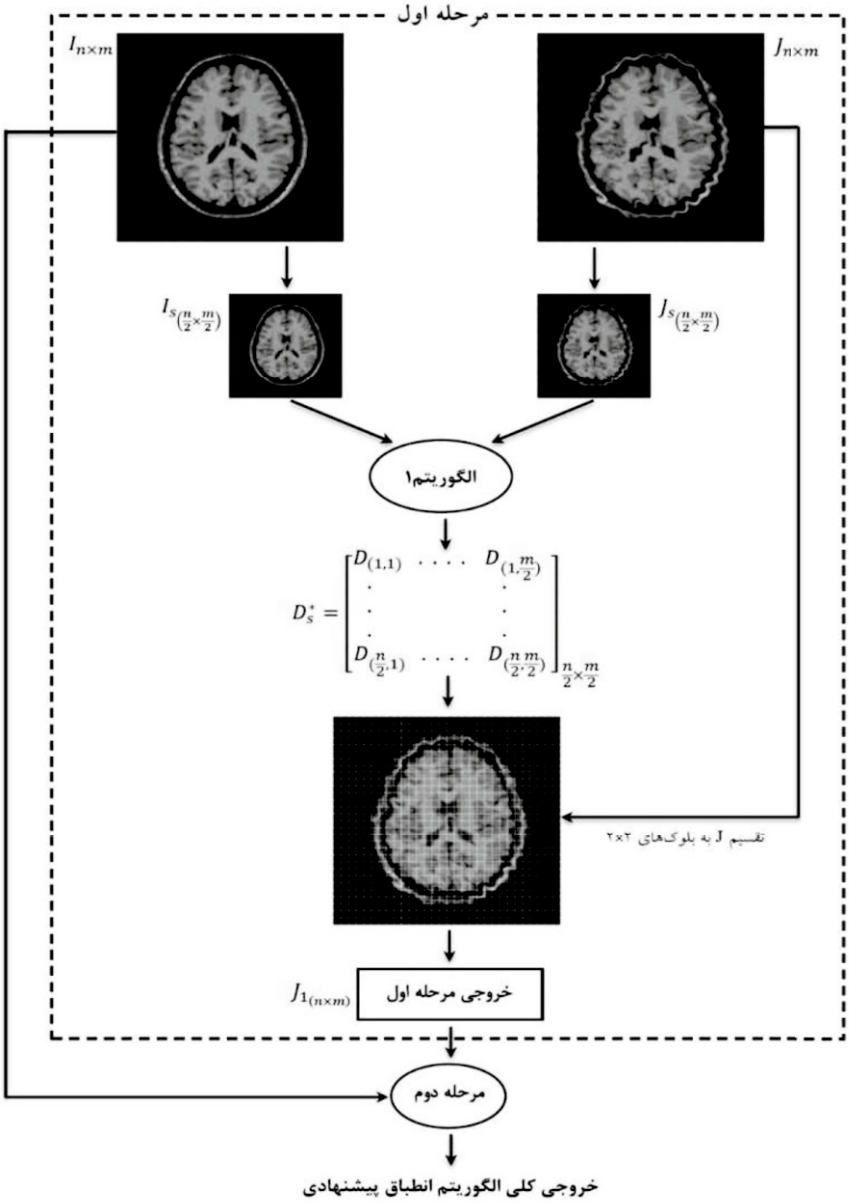
مرحلهٔ نخست الگوریتم انطباق پیشنهادی

در مرحلهٔ نخست الگوریتم انطباق پیشنهادی ابتدا از دو تصویر مبدأ و مقصد I و J نمونه‌برداری می‌شود تا اندازه تصویر به یک چهارم کاهش یابد. تصویرهای به‌دست‌آمده از نمونه‌برداری از تصاویر مبدأ و مقصد را به‌ترتیب I_s و J_s می‌نامیم. اگر اندازه تصاویر I و J برابر $(n \times m)$ باشد، آن‌گاه اندازه تصاویر I_s و J_s برابر $\left(\frac{n}{2} \times \frac{m}{2}\right)$ خواهد بود؛ سپس دو تصویر I_s و J_s را به‌عنوان تصاویر مبدأ و مقصد جدید در نظر گرفته و عمل انطباق با برش گراف را با الگوریتم۱ بر روی این دو تصویر انجام می‌دهیم. برای مشخص‌کردن میزان جابه‌جایی هر پیکسل، پنجره W_1 به‌صورت: $W_1=\{0 , \pm s , \pm 2s , \dots , \pm ws\}^2$ انتخاب می‌شود؛ به‌طوری‌که $D(x)$ موجود در رابطهٔ (۳) متعلق به این پنجره است. برچسب‌های α درواقع بردارهای جابه‌جایی هستند که به شکل زوج‌مرتب‌هایی با استفاده از اعداد موجود در پنجره W_1 ساخته می‌شوند.

برای شروع ابتدا یک میدان برداری جابه‌جایی دلخواه D_s ایجاد می‌کنیم. میدان برداری جابه‌جایی درواقع ماتریسی با اندازه تصویر تحت انطباق و بیان‌گر این است که به هر

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

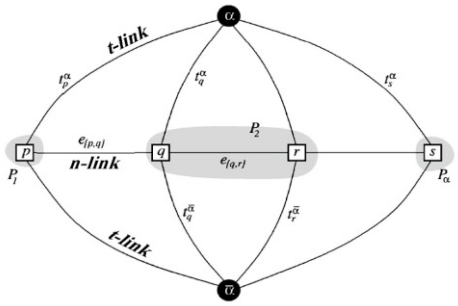


(شکل-۴): روندنمای روش انطباق پیشنهادی

(Figure-4): Block diagram of the proposed registration method

پیکسل از تصویر مقصد چه برچسبی اختصاص داده می‌شود. بنابراین اندازه D_s در اینجا $\left(\frac{n}{2}\times\frac{m}{2}\right)$ است؛ سپس برای هر برچسب α ، تابع انرژی $E_f(D_s)$ را تشکیل داده و آن را با استفاده از برش گراف کمینه می‌کنیم. درواقع برای هر برچسب α گرافی ایجاد می‌کنیم که تعداد رئوس آن به تعداد پیکسل‌های تصویر، به‌علاوه دو ترمینال α و $\bar{\alpha}$ است. هر رأس این گراف توسط دو t-پیوند (یال‌های اتصال دهنده رئوس به ترمینال‌ها) به دو ترمینال α و $\bar{\alpha}$ متصل می‌شود. برای هر رأس، وزن t-پیوند متصل به ترمینال α برابر با هزینه تخصیص برچسب جدید α به پیکسل متناظر این رأس و وزن t-لینک متصل به ترمینال $\bar{\alpha}$ برابر با هزینه عدم تخصیص برچسب جدید α به پیکسل متناظر این رأس و نگاه داشتن برچسب قبلی آن است. مقدار این هزینه‌ها (وزن t-پیوندها) توسط مؤلفه داده موجود در رابطه (۳) بدست می‌آید. همچنین با توجه به اینکه ما در اینجا سامانهٔ همسایگی چهار اتصالی (بالا، پایین، چپ، راست) را انتخاب می‌کنیم، برای هر رأس چهار n-پیوند (یال‌های اتصال دهنده رئوس به چهار رأس همسایه) خواهیم داشت که وزن‌های آنها توسط مؤلفه همواری موجود در رابطه (۳) محاسبه می‌شود. نمونه‌ای از ساختار یک گراف در شکل (۵) نشان داده شده است که البته برای سادگی، گراف مربوط به یک تصویر یک‌بعدی را نمایش می‌دهد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]



(شکل-۵): نمونه‌ای از گراف برای یک تصویر یک بعدی. مجموعه پیکسل‌ها در تصویر عبارت است از $\mathcal{P} = \{p , q , r , s\}$ و افراز کنونی بصورت $P = \{\mathcal{P}_1 , \mathcal{P}_2 , \mathcal{P}_\alpha\}$ می‌باشد که در آن داریم $\mathcal{P}_1 = \{p\}$ ، $\mathcal{P}_2 = \{q , r\}$ و $\mathcal{P}_\alpha = \{s\}$.

(Figure-5): An example of a graph for a 1D image. The set of pixels in the image is $\mathcal{P} = \{p , q , r , s\}$ and the current partition is $P = \{\mathcal{P}_1 , \mathcal{P}_2 , \mathcal{P}_\alpha\}$, where $\mathcal{P}_1 = \{p\}$, $\mathcal{P}_2 = \{q , r\}$ and $\mathcal{P}_\alpha = \{s\}$

پس از آنکه گراف را با این مشخصات ایجاد کردیم، برش کمینه بر روی آن را توسط الگوریتم بیشینه فلو/کمینه برش Boykov و Kolmogorov [16] به‌دست می‌آوریم. به‌دست‌آوردن این برش کمینه معادل با پیداکردن مقدار کمینه تابع انرژی $E_f(D_s)$ است. این فرآیند را x_1 بار برای همه برچسب‌های α تکرار می‌کنیم، که درنهایت میدان برداری جابه‌جایی بهینه D_s^* حاصل می‌شود.

اکنون باید این میدان برداری جابه‌جایی بهینه به‌دست‌آمده را به تصویر مقصد اولیه J اعمال کنیم. درواقع هدف ما در اینجا این است که برچسب‌های بهینه حاصل را به بلوک‌های چهار تایی از پیکسل‌های J اختصاص دهیم. با توجه به اینکه D_s^* از انطباق دو تصویر نمونه‌برداری‌شده I_s و J_s بدست آمده، اندازه این میدان برداری جابه‌جایی بهینه برابر با $\left(\frac{n}{2} \times \frac{m}{2}\right)$ است. بنابراین برای اینکه بتوانیم آن را به تصویر مقصد اولیه J اعمال کنیم، ابتدا باید J را به بلوک‌های ۲×۲ تقسیم کرده، آن‌گاه D_s^* را به این بلوک‌ها اعمال کنیم. بدین ترتیب هر درآیه ماتریس D_s^* بر روی یک بلوک با چهار پیکسل عمل کرده و به جای اینکه این برچسب‌ها به تک‌تک پیکسل‌های تصویر مقصد J اختصاص داده شوند، به بلوک‌های ۲×۲ از J اختصاص داده شده و هر چهار پیکسل با هم جابه‌جا می‌شوند. آنچه در این مرحله حاصل می‌شود، خروجی مرحلهٔ نخست الگوریتم انطباق پیشنهادی است که آن را J_1 می‌نامیم. مرحلهٔ نخست در اینجا به پایان رسیده است و پس از آن باید تصویر J_1 و تصویر مبدأ اولیه I به‌عنوان ورودی وارد مرحله دوم الگوریتم شوند.

مرحله دوم الگوریتم انطباق پیشنهادی

تصویر J_1 به‌دست‌آمده از مرحلهٔ نخست به همراه تصویر مبدأ اولیه I ، به‌عنوان ورودی به مرحله دوم الگوریتم انطباق پیشنهادی داده می‌شوند. در مرحله دوم، تصاویر I و J_1 را به‌ترتیب به‌عنوان تصاویر مبدأ و مقصد جدید درنظر گرفته و عمل انطباق را بر روی آنها انجام می‌دهیم. عمل انطباقی که در مرحلهٔ دوم انجام می‌گیرد با عمل انطباق صورت‌گرفته در مرحلهٔ نخست اندکی متفاوت است و در مرحله دوم یک مقدار آستانه نیز در ساختن تابع انرژی E_f دخیل خواهد بود. در اینجا نیز یک پنجره به‌عنوان W_2 برای ایجاد برچسب‌های α انتخاب می‌کنیم.

برای شروع ابتدا یک میدان برداری جابه‌جایی دلخواه D ایجاد می‌کنیم (توجه شود که اندازه D در اینجا $(n \times m)$ است)؛ سپس برای هر برچسب α، تابع انرژی $E_f(D)$ را تشکیل داده و آن را با استفاده از برش گراف کمینه می‌کنیم. تابع انرژی که در اینجا ایجاد می‌کنیم، همانند تابع انرژی مرحلهٔ نخست است، با این تفاوت که مؤلفه داده آن به گونه دیگری ساخته شده و یک شرط بر روی آن قرار می‌دهیم. بدین ترتیب که اگر قدر مطلق تفاضل میان شدت یک پیکسل از تصویر مقصد با شدت پیکسل متناظر آن در تصویر مبدأ از یک مقدار آستانه کمتر باشد، مؤلفه داده متناظر آن پیکسل برابر صفر در نظر گرفته می‌شود و در غیر این‌صورت توسط مؤلفهٔ دادهٔ رابطه (۳) محاسبه می‌شود. بنابراین برای آن دسته از پیکسل‌های متناظر در دو تصویر که شدت‌های نزدیک به هم دارند، هزینه‌ای در نظر گرفته نشده و این باعث می‌شود که هزینه کل در تابع انرژی کاهش یافته و در نتیجه کمینه‌سازی تابع انرژی راحت‌تر و با سرعت بیشتری انجام گیرد. مؤلفه همواری تابع انرژی نیز همانند مرحلهٔ نخست و توسط مؤلفه همواری رابطه (۳) ایجاد می‌شود. اکنون می‌توانیم گراف مورد نظر را به همان روشی که در مرحلهٔ نخست توصیف شد، ایجاد و وزن یال‌های آن را توسط مؤلفه‌های داده و همواری مشخص کنیم (همانند قبل وزن t-پیوندها توسط مؤلفهٔ داده و وزن n-پیوندها توسط مؤلفهٔ همواری مشخص می‌شود).

پس از آنکه گراف را با این مشخصات ایجاد کردیم، برش کمینه بر روی آن را توسط الگوریتم بیشینه فلو/کمینه برش به‌دست می‌آوریم.

به‌دست‌آوردن این برش کمینه معادل با پیداکردن مقدار کمینه تابع انرژی $E_f(D)$ است.

پس از آنکه این فرآیند x_2 بار برای همه برچسب‌های α تکرار شد، درنهایت میدان برداری جابه‌جایی بهینه D^* حاصل می‌شود. اکنون باید این میدان برداری جابه‌جایی بهینهٔ

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

به‌دست‌آمده را به تصویر J_1 (خروجی مرحلهٔ نخست) اعمال کنیم. آنچه در این مرحله حاصل می‌شود، خروجی کلی الگوریتم انطباق پیشنهادی است.

در مقایسه با تصویر حاصل از انطباق توسط الگوریتم۱، تصویر حاصل از انطباق توسط الگوریتم پیشنهادی خطای بیشتری دارد؛ اما با توجه به کاهش چشم‌گیری که الگوریتم پیشنهادی در زمان انجام فرآیند انطباق ایجاد می‌کند، این مقدار افزایش خطا قابل قبول است.

۳-۲- معیار مقایسه

معیارهای مقایسه در انطباق تصویر به‌منظور ارزیابی نتایج حاصل از انطباق استفاده می‌شوند. ما در این پژوهش از دو معیار مقایسه SAD و PSNR[1] [17] برای ارزیابی نتایج انطباق حاصل از الگوریتم پیشنهادی خود و محاسبه مقدار خطای انطباق استفاده می‌کنیم. همچنین در بخش بعدی یکی از این معیارها را برای به‌دست‌آوردن آستانهٔ بهینه به کار خواهیم برد.

۳-۳- انتخاب آستانه بهینه

همانطور که درقبل اشاره کردیم، روش پیشنهادی انطباق تصویر ما (الگوریتم۲) زمان انجام فرآیند انطباق را نسبت به الگوریتم۱ به‌شدت کاهش می‌دهد. هرچقدر مقدار آستانه‌ای که در مرحله دوم الگوریتم پیشنهادی انتخاب می‌کنیم، بزرگتر باشد، زمان انجام انطباق کمتر می‌شود؛ چون مؤلفه داده متناظر با پیکسل‌های بیشتری صفر شده و کمینه‌سازی تابع انرژی با سرعت بیشتری انجام می‌گیرد؛ اما از طرف دیگر با زیادشدن مقدار آستانه، همزمان با کاهش زمان اجرای الگوریتم، خطای انطباق نیز افزایش می‌یابد. بنابراین لازم است که یک توازن میان کاهش زمان اجرای الگوریتم و افزایش خطای انطباق ایجاد شود. آنچه در اینجا بعنوان آستانه بهینه از آن یاد می‌کنیم، مقدار آستانه‌ای است که در چنین نقطه توازنی میان کاهش زمان اجرا و افزایش خطا واقع شده باشد. برای به‌دست‌آوردن مقدار آستانه بهینه ابتدا مقادیر آستانه‌های مختلفی را که خطای انطباق به‌ازای آنها قابل قبول است، مشخص کرده و سپس مقدار آستانهٔ بهینه را از میان آنها به روشی که در ادامه شرح خواهیم داد، انتخاب می‌کنیم. پس از آن‌که آستانه‌های قابل قبول را مشخص کردیم، با اجرای الگوریتم پیشنهادی به‌ازای تک‌تک این مقادیر آستانه، دو کمیت خطای انطباق و زمان اجرای الگوریتم را برای هر کدام از این آستانه‌ها محاسبه کرده و تابعی به‌صورت زیر تشکیل می‌دهیم:

$$F = a_1\ \mathrm{RunTime} + a_2\ \mathrm{Error} \qquad (۶)$$

ضرایب a_1 و a_2 برای هم‌مقیاس‌کردن دو کمیت RunTime (زمان اجرا) و Error (خطای انطباق) که از دو جنس مختلف هستند، قرار داده شده است. بنابراین به‌ازای هر آستانه ابتدا کمیت‌های خطا و زمان را هم‌مقیاس کرده سپس با هم جمع کرده تا مقدار تابع F به‌ازای آن آستانه به‌دست آید. در مرحلهٔ بعد نمودار تابع F را به‌ازای آستانه‌های مختلف رسم می‌کنیم. این نمودار دره‌ای خواهد داشت که مقدار کمینه تابع F به ازای آستانه‌های مختلف را به‌دست می‌دهد. آستانه متناظر با مقدار کمینه تابع F ، درواقع همان آستانه بهینه مورد نظر ما خواهد بود. آنچه که در رابطه (۶) به‌عنوان مقدار خطا در نظر می‌گیریم، مقدار معکوس معیار PSNR است.

۴- پیاده‌سازی و نتایج

۴-۱- داده‌های تصویر

در پیاده‌سازی صورت‌گرفته در این پژوهش از تصاویر تشدید مغناطیسی T1-weighted موجود در پایگاه داده مغزی شبیه‌سازی‌شده [10] استفاده شده است.

از یک برش آکسیال بعنوان تصویر مبدأ استفاده کردیم که در شکل (۳) نشان داده شده است. با ایجاد پنج نوع تغییر شکل مصنوعی مختلف بر روی تصویر مبدأ، پنج تصویر مقصد مختلف به‌دست آوردیم. تصاویر مقصد مذکور به همراه نام تغییر شکل انجام‌گرفته بر روی آنها در شکل (۶) نشان داده شده است.

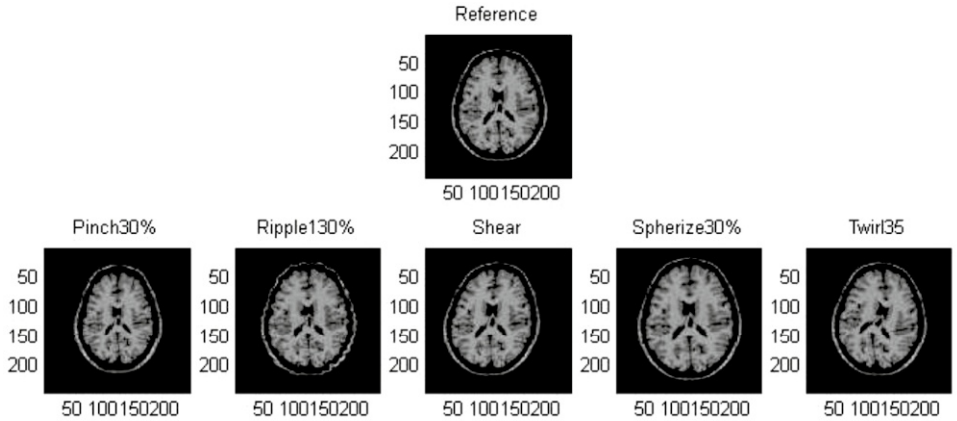
این تغییرشکل‌های مصنوعی را می‌توان مشابه با رفتارهای مختلف نقشه‌برداری درون‌سوژه‌ای و بین‌سوژه‌ای در دنیای واقعی در نظر گرفت. موارد Pinch30% و Spherize30% در شکل (۶) نشان‌دهندهٔ تفاوت در اندازه بطن[2] در میان افراد مختلف یا سنین مختلف، همچنین بیانگر اثر ساختاری تومورها بر روی بافت‌های مغزی هستند. مورد Ripple130% نیز یک تغییر شکل موجی (ریپل) فرکانس بالا است. این تغییر شکل، برخی اختلافات جزئی ساختاری در میان مغزهای مختلف، همچون مکان و شکل sulci ، gyri و بطن را مدل‌سازی می‌کند [10].

[1] Peak-signal-to-noise ratio

[2] Ventricle

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]



(شکل-۶): تصویر ردیف نخست تصویر مبدأ و تصاویر ردیف دوم تصاویر مقصد مورد استفاده در پیاده‌سازی انجام‌گرفته در این پژوهش هستند. تصاویر مقصد ردیف دوم هر کدام مربوط به یک نوع تغییر شکل خاص هستند.

(Figure-6): The first row shows the source image and the second row shows the floating images used in the implementation. Each floating image is related to an especial kind of deformation.

۴-۲- پارامترها و جزئیات پیاده‌سازی

در پیاده‌سازی الگوریتم۱ جهت ایجاد تابع انرژی از $|.|$ (اپراتور نرم L1) برای مؤلفه داده و از $\|.\|$ (اپراتور نرم L2) برای مؤلفه همواری، همان‌گونه که در رابطه (۳) آمده، استفاده می‌شود.

همان‌طورکه درقبل هم اشاره کردیم، این توابع دارای شرایط لازم جهت کمینه‌سازی توسط روش برش گراف هستند. در پیاده‌سازی انجام‌شده، همسایگی به‌صورت چهار اتصالی (بالا، پایین، چپ، راست) و ضریب λ نیز برابر λ =۰/۰۵×۲۵۵ در نظر گرفته شده است. همچنین برای مشخص‌کردن میزان جابه‌جایی هر پیکسل، پنجره W به‌صورت $W=\{0 , \pm1 , \pm2 , \dots , \pm15\}^2$ انتخاب می‌شود؛ به‌طوری‌که D(x) موجود در رابطهٔ (۳) متعلق به این پنجره است. بنابراین ۹۶۱=$۳۱^۲$ برچسب بصورت (۰ , ۰) ، (۱ , ۰) ، . . . ، (۱۵ , ۱۵-) خواهیم داشت که متشکل از ۹۶۱ زوج‌مرتب ایجادشده از اعداد موجود در پنجره W است. درواقع هر برچسب (زوج مرتب) یک بردار جابه‌جایی دوبعدی است که مؤلفهٔ نخست آن بیان‌گر میزان جابه‌جایی پیکسل در راستای افقی و مؤلفهٔ دوم آن بیان‌گر میزان جابه‌جایی پیکسل در راستای عمودی خواهد بود. آنچه در الگوریتم۱ تحت عنوان "تعداد دفعات گسترش آلفا" ذکرشده برابر سه در نظر گرفته شده است. درواقع فرآیند گسترش آلفا هر دفعه برای هر ۹۶۱ برچسب اجرا می‌شود و تعداد دفعات برابر سه است. درضمن چینش برچسب‌ها به‌گونه‌ای است که در مراحل اولیه، جابه‌جایی‌های کوچک‌تر انجام شده و به‌تدریج در مراحل بعدی مقدار جابه‌جایی‌ها بزرگتر خواهد شد.

در پیاده‌سازی الگوریتم۲ نیز برای ایجاد تابع انرژی از نرم L1 برای مؤلفهٔ داده و از نرم L2 برای مؤلفه همواری استفاده می‌شود. همچنین همسایگی به‌صورت چهار اتصالی در نظر گرفته شده و برای مقدار ضریب λ همان مقدار استفاده‌شده در پیاده‌سازی الگوریتم۱ یعنی λ =۰/۰۵×۲۵۵ مناسب است. پنجره W_1 را در مرحلهٔ نخست الگوریتم۲ به‌صورت $W_1=\{0 , \pm1 , \pm2 , \dots , \pm7\}^2$ انتخاب می‌کنیم. بنابراین با استفاده از پنجره $W_1=\{0 , \pm1 , \pm2 , \dots , \pm7\}^2$ می‌توان ۲۲۵=$۱۵^۲$ بردار جابه‌جایی به‌صورت (۰ , ۰) ، (۱ , ۰) ، . . . . ، (۷ , ۷-) به‌عنوان برچسب α ایجاد کرد. پنجره W_2 که در مرحلهٔ دوم الگوریتم۲ انتخاب می‌کنیم، به‌صورت $W_2=\{0 , \pm1 , \pm2 , \dots , \pm15\}^2$ است. بنابراین با استفاده از این پنجره می‌توان ۹۶۱=$۳۱^۲$ بردار جابه‌جایی به‌صورت (۰ , ۰) ، (۱ , ۰) ، . . . . ، (۱۵ , ۱۵-) به‌عنوان برچسب α ایجاد کرد. در اینجا نیز همانند الگوریتم۱ ابتدا برچسب‌هایی با جابه‌جایی‌های کوچک‌تر به پیکسل‌ها اختصاص داده و به‌تدریج برچسب‌های اختصاص‌داده‌شده در مراحل بعدی جابجایی‌های بزرگ‌تری دارند. در پیاده‌سازی الگوریتم۲، پارامتر x_1 در مرحلهٔ نخست برابر دو و پارامتر x_2 در مرحله دوم برابر یک در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای x_1 و x_2 درواقع همان تعداد دفعات گسترش آلفا هستند.

۴-۳- نتایج

در این بخش ابتدا الگوریتم اصلی (الگوریتم۱) را بر روی هر یک از تصاویر مقصد، اعمال و روش پیشنهادی خود را نیز به‌ازای آستانه‌های قابل قبول، برای هر یک از تصاویر مقصد اجرا می‌کنیم. در مرحلهٔ بعدی، آستانهٔ بهینه را برای هر پنج تصویر مقصد به روشی که در بخش ۳-۳ توضیح دادیم،

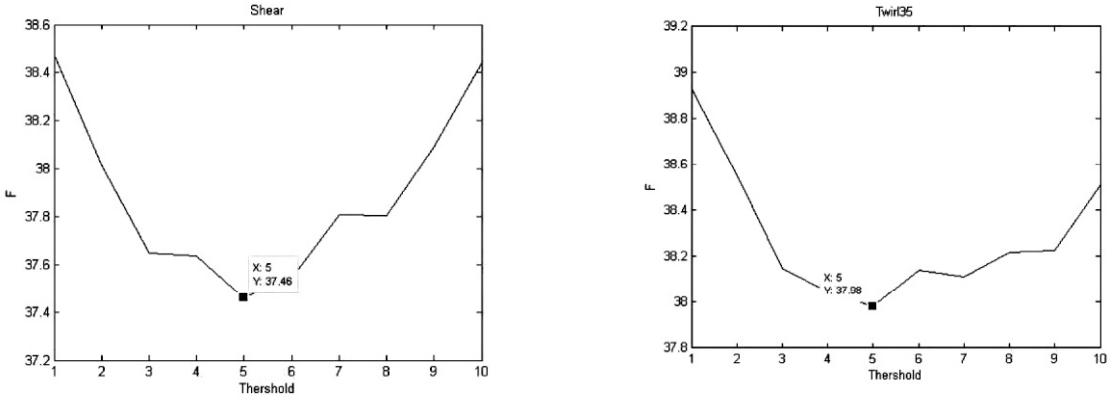
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

به‌دست آورده و به مقایسه نتایج انطباق توسط الگوریتم۱ با نتایج انطباق توسط الگوریتم۲ (روش پیشنهادی) به‌ازای آستانه بهینه، خواهیم پرداخت. این مقایسه در غالب تصاویر حاصل از انطباق و نیز خطا و زمان اجرای الگوریتم‌ها آورده شده است.

برای به‌دست‌آوردن آستانهٔ بهینه، آستانه‌های قابل قبول را مقادیر صحیح یک تا ده انتخاب می‌کنیم؛ سپس تابع F را به‌صورت رابطه (۶) به‌ازای آستانه‌های یک تا ده برای هر یک از تصاویر تشکیل می‌دهیم. همان‌طور که درقبل اشاره کردیم، کمیت خطا در تابع F را مقدار معکوس معیار PSNR در نظر می‌گیریم. با توجه به مقادیر کمیت‌های RunTime و Error به‌دست آمده برای تصاویر مختلف، ضرایب a_1 و a_2 مناسب را برای هم‌مقیاس‌کردن این کمیت‌ها به‌صورت $a_1 = 10$ و $a_2=1000$ انتخاب می‌کنیم.

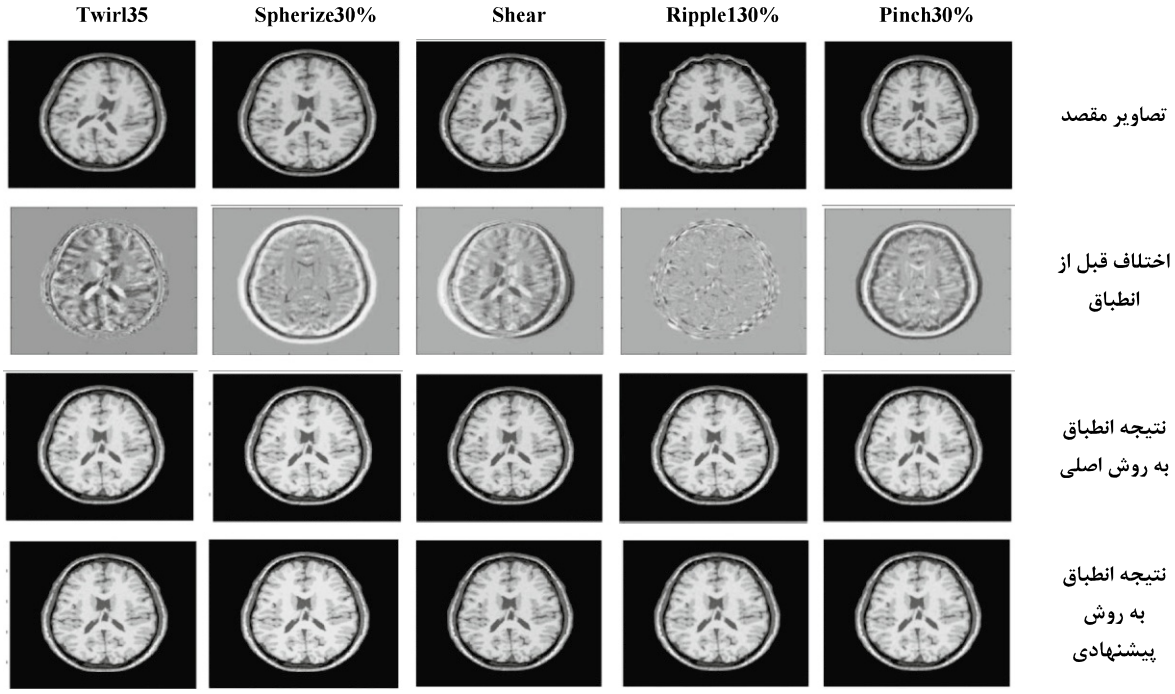
نمودار F به‌ازای ده مقدار آستانه برای نتایج حاصل از انطباق هر پنج تصویر مقصد ترسیم شده و بدین‌وسیله مقادیر آستانه بهینه برای هر پنج تصویر مقصد از این نمودارها استخراج و در جدول (۱) آورده شده است. در شکل (۷) نمودارهای F مربوط به تصاویر مقصد Twirl35 و Shear برای نمونه آمده است.

نتیجهٔ پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی به‌ازای آستانهٔ بهینه، به همراه نتیجهٔ پیاده‌سازی الگوریتم اصلی جهت مقایسه، در شکل (۸) آورده شده است.

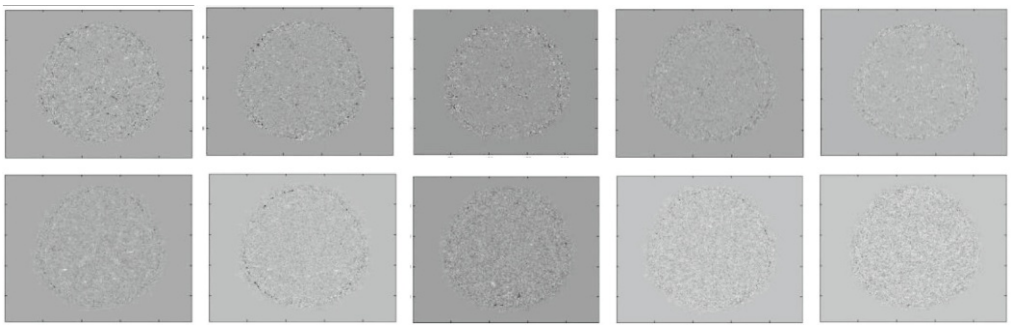


(شکل-۷): نمودارهای تابع F برای تصاویر مقصد Twirl35 و Shear به‌ازای آستانه‌های ۱ تا ۱۰

(Figure-7): F function diagrams for threshold values of 1 to 10, for "Shear" and "Twirl35" floating images.



[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]



(شکل-۸): ردیف اول، تصاویر مقصد برای آزمایش‌های انطباق غیر صلب را نشان می‌دهد. قبل از انطباق، اختلاف میان تصویر مبدأ و مقصد در ردیف دوم نشان داده شده است. پس از انطباق، تصاویر مقصد تغییر شکل داده‌شده حاصل از روش اصلی و پیشنهادی، همچنین اختلاف میان تصویر مبدأ با این تصاویر به‌ترتیب در ردیف‌های سوم تا ششم نشان داده شده است.

(Figure-8): The first row shows the floating images for the non-rigid registration experiments. Before registration, the differences between the source image and the floating images are shown in the second row. After registration, deformed floating images obtained by using the existing method and the proposed method, as well as the differences between the source image and these deformed floating images are shown in the third to sixth rows, respectively.

مقادیر معیارهای مقایسه SAD و PSNR ، همچنین زمان اجرای الگوریتم، برای دو الگوریتم پیشنهادی (به‌ازای آستانه بهینه) و اصلی در جدول (۱) با هم مقایسه شده‌اند. مقادیر آستانه بهینه برای هر پنج تصویر مقصد نیز در این جدول آورده شده است.

۵- نتیجه‌گیری و بحث

در این پژوهش روشی برای انطباق غیر صلب تصاویر با برش گراف توسط گسترش‌های آلفا پیشنهاد دادیم که بر پایه الگوریتم اصلی انطباق بوسیله برش گراف است. ما با ایجاد تغییراتی در روش اصلی، به روشی دست پیدا کردیم که به مقدار قابل توجهی، زمان اجرای الگوریتم انطباق را کاهش می‌دهد. البته این کاهش قابل توجه در زمان انجام فرآیند انطباق به قیمت اندکی افزایش خطا در نتیجه حاصل از انطباق تمام خواهد شد که با توجه به نتایج پیاده‌سازی می‌توان دریافت که این مقدار افزایش خطا در برابر نتیجهٔ مطلوب کاهش زمان اجرا، قابل چشم‌پوشی است.

برای انتخاب پارامترهای الگوریتم پیشنهادی سعی شده با توجه به اثر آنها بر روی مقدار خطا و زمان اجرای الگوریتم، مناسب‌ترین پارامترها انتخاب شوند. برای مثال اندازهٔ پنجره مناسب برای مرحلهٔ نخست، همان اندازه پنجره انتخابی W_1 است که در بخش ۴-۲ عنوان کرده‌ایم. اگر اندازه پنجره انتخابی مرحلهٔ نخست از اندازهٔ W_1 کمتر یا بیشتر باشد باعث افزایش (یا عدم کاهش چشم‌گیر) در زمان اجرای الگوریتم یا افزایش خطا و یا هر دوی این موارد خواهد شد.

(جدول-۱): زمان اجرای الگوریتم و مقادیر معیارهای مقایسه SAD و PSNR، برای دو الگوریتم پیشنهادی (به ازای آستانه بهینه) و اصلی
(Table-1): The run time, SAD value and PSNR value for the proposed algorithm (for optimal threshold) and the existing algorithm.

نام تصویر مقصد	الگوریتم اصلی			الگوریتم پیشنهادی به ازای آستانه بهینه			مقدار آستانه بهینه
	زمان اجرا (دقیقه)	معیار SAD	معیار PSNR	زمان اجرا (دقیقه)	معیار SAD	معیار PSNR	
Pinch30%	25.16	0.6153	43.8535	8.12	1.0653	42.1930	6
Ripple130%	24.96	0.7623	42.2858	8.29	0.9907	42.8082	5
Shear	26.09	0.4819	45.0857	9.06	1.0023	42.5928	5
Spherize30%	25.30	0.7156	42.7849	9.47	0.9518	42.7702	4
Twirl35	25.49	0.8848	41.3384	9.24	1.0403	42.0183	5

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

به‌همین ترتیب پارامترهای x_1 و x_2 (تعداد دفعات گسترش آلفا به‌ترتیب در مرحلهٔ نخست و دوم) را به‌گونه‌ای انتخاب کردیم که کم‌ترین افزایش در مقدار خطا و بیشترین کاهش در زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی (نسبت به الگوریتم۱) را در خروجی نهایی نتیجه دهد.

برای انجام مطالعات و کارهای آینده در زمینه‌های مرتبط با کار انجام‌شده در این پژوهش می‌توان به انطباق تصاویر سه‌بعدی اشاره کرد. برای موارد انطباق تصاویر سه‌بعدی به روش برش گراف باید گرافی با اندازه تصویر ایجاد شود که سامانهٔ همسایگی در آن نیز به‌صورت شش‌اتصالی تعریف می‌شود. در چنین حالتی می‌توان تصور کرد که فضای راه‌حل‌های موجود چقدر بزرگ خواهد بود. اندازه بزرگ گراف، همچنین وجود مجموعه عظیمی از برچسب‌ها درنهایت باعث افزایش هر چه بیشتر زمان محاسباتی این روش خواهد شد که استفاده از آن را برای کاربردهای پزشکی در محیط‌های بالینی متداول دشوار می‌سازد. بنابراین به نظر می‌رسد، مهم‌ترین جنبه‌ای که لازم است در مطالعات آینده مورد توجه قرار گیرد، تمرکز بر روی کاهش زمان محاسباتی این روش است. علاوه‌براین، با توجه به اینکه فرمول‌بندی‌ای که در این پژوهش برای حل مسئله انطباق استفاده شده، چندان پیچیده نیست، می‌توان آن را بوسیله ترکیب با موارد دیگری همچون قیود نقاط ویژگی توسعه داد. در پایان، نظر به اینکه پیاده‌سازی‌های انجام‌گرفته در این پژوهش بر روی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز انجام شده است، به‌طور نظری امکان پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی تصاویر حاصل از روش‌های مختلف تصویربرداری دیگر و انواع مختلف تصاویر پزشکی و کاربردهای دیگر نیز وجود دارد.

6-Refrences ۶-مراجع

[1] D. Ruckert, L.I. Sonoda, C. Hayes, D.L.G. Hill , M.O. Leach and D.J. Hawkes, "Non rigid registration using free form deformations: Application to breast MR images," *IEEE transactions on Medical imaging*, vol. 18 (8), pp. 712–721, 1999.

[2] J. B. Antoine Maintz and Max A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration," *Medical Image Analysis*, vol. 2 (1), pp. 1–36, 1998.

[3] A. Sotiras and N. Paragios, "Deformable Image Registration: A Survey," in *INRIA Research Report n° 7919*, Ecole Centrale de Paris, 2012.

[4] J. Kim, J. Fisher, A. Tsai, C. Wible, A. Willsky, and W. Wells, "Incorporating Spatial Priors into an Information Theoretic Approach for FMRI Data Analysis," in *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2000, pp. 62–71.

[5] K. Nakagomi, A. Shimizu, H. Kobatake, M. Yakami, K. Fujimoto and K. Togashi, "Multi-shape graph cuts with neighbor prior constraints and its application to lung segmentation from a chest CT volume," *Medical Image Analysis*, vol. 17 (1), pp. 62–77, 2013.

[6] Ch. Ballangan, X. Wang, M. Fulham, S. Eberl, and D. Feng, "Lung tumor segmentation in PET images using graph cuts," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 109 (3), pp. 260–268, 2013.

[7] A.A. Meneses, A. Giusti, A.P. de Almeida, L. Nogueira, D. Braz, C.E. de Almeida and R.C. Barroso, "Segmentation of Synchrotron Radiation micro-Computed Tomography Images using Energy Minimization via Graph Cuts," *Applied Radiation and Isotopes*, vol. 70 (7), pp. 1284–1287, 2012.

[8] R.W.K. So and A.C.S. Chung, "Multi-level non-rigid image registration using graph-cuts," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009, pp. 397–400.

[9] R.W.K. So and A.C.S. Chung, "Non-rigid image registration by using graph-cuts with mutual information," in *17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2010, pp. 4429–4432.

[10] R.W.K. So, T.W.H. Tang and A.C.S. Chung "Non-rigid image registration of brain magnetic resonance images using graph-cuts," *Pattern Recognition*, vol. 44 (10–11), pp. 2450–2467, 2011.

[11] S. Liao and A.C.S. Chung, "Nonrigid Brain MR Image Registration using Uniform Spherical Region Descriptor," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21 (1), pp. 157–169, 2012.

[12] D. Mahapatra and Y. Sun, "Integrating Segmentation Information for Improved MRF-Based Elastic Image Registration," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21 (1), pp. 170–183, 2012.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]

[13] H. Lombaert and F. Cheriet, "Simultaneous image de-noising and registration using graph cuts: Application to corrupted medical images," in *11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*, 2012, pp. 264–268.

[14] J. Michalek and M. Capek, "A Piecewise Monotone Subgradient Algorithm for Accurate L^1-TV Based Registration of Physical Slices With Discontinuities in Microscopy," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 32 (5), pp. 901–918, 2013.

[15] V. Kolmogorov and R. Zabih, "What energy functions can be minimized via graph cuts?," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26 (2), pp. 147–159, 2004.

[16] Y. Boykov and V. Kolmogorov, "An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision," I*EEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26 (9), pp. 1124 –1137, 2004.

[17] A. Horé and D. Ziou, "Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM," in *20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2010, pp. 2366–2369.

فرناز ظهورپرواز مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد دزفول در سال ۱۳۸۶ و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران در سال ۱۳۹۱ اخذ و در حال حاضر مدرس دانشگاه روزبهان ساری است. پژوهش‌های ایشان به‌طور عمده بر روی حوزه‌های پردازش تصویر و سیگنال متمرکز است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

fzohourparvaz@gmail.com

عماد الدین فاطمی زاده مدرک کارشناسی خود را در رشته الکترونیک از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۷۰ و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال ۱۳۷۳ اخذ کرد. ایشان در سال ۱۳۸۲ دکترای خود را در رشته مهندسی پزشکی در دانشگاه تهران به اتمام رساند. ایشان در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی پزشکی دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شریف بوده و در زمینه‌های پردازش تصاویر پزشکی، و یادگیری ماشین، و تشخیص هویت بیومتریک تحقیقات خود را پیش می‌برد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

fatemizadeh@sharif.edu

حمید بهنام مدرک کارشناسی خود را در رشته الکترونیک از دانشگاه علم و صنعت ایران در سال ۱۳۶۶و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۷۱اخذ کرد. ایشان در سال ۱۳۷۷دکترای خود را در رشته الکترونیک کاربردی در دانشگاه صنعتی توکیو به اتمام رساند. ایشان در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی پزشکی دانشکده مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت ایران بوده و در زمینه‌های اولتراسوند در پزشکی، پردازش تصاویر پزشکی و پردازش سیگنال‌های حیاتی تحقیقات خود را پیش می‌برد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

behnam@iust.a

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-10-12]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.4.79]