

تثبیت خودکار تصاویر تشدید مغناطیسی مغز با استفاده از مدل کانتور فعال

نویسندگان: ۱- مریم زاده پاریزی، ۲- احمد حاتم، ۳- کامران کاظمی

(۱) دانشگاه آزاد اسلامی واحد فسا، دانشجوی کارشناسی ارشد، m_zadehparizi@yahoo.com

(۲) دانشگاه هرمزگان، عضو هیات علمی، A.hatam@hormozgan.ac.ir

(۳) دانشگاه صنعتی شیراز، عضو هیات علمی، Kazemi@sutech.ac.ir

چکیده

با توجه به افزایش روز افزون انواع تصاویر پزشکی و نیاز پزشکان به این تصاویر برای انجام تشخیصی دقیق تر، نیاز به سیستم‌های خودکار که فرآیند تشخیص را سریعتر و آسانتر می‌کنند بیش از پیش احساس می‌شود. این الگوریتم‌ها با تطبیق دو تصویر هم جنس یا غیر هم جنس، امکان تشخیص، اندازه‌گیری و مقایسه بسیار دقیق تصاویر را فراهم می‌کنند. در این مقاله جهت تثبیت خودکار در تصاویر تشدید مغناطیسی مغز، ابتدا به استخراج ویژگی‌های مکانی کارآمد از طریق کانتورهای فعال پرداخته شده است. نقاط نشانه از مرکز ثقل فضاهای بسته موجود در تصویر انتخاب می‌شود و پس از ارزیابی نقاط نشانه و انتخاب نقاط متناظر با استفاده از تبدیل هندسی مناسب به تثبیت بهینه دو تصویر مغز می‌پردازد.

واژه‌های کلیدی: تثبیت تصویر، تابع تبدیل، تصاویر تشدید مغناطیسی مغز، مدل کانتور فعال، نقاط نشانه.

۱- مقدمه

تثبیت یا همترازی تصویر اهمیت ویژه‌ای در حوزه مهندسی تصویر داشته و همزمان با بسط کاربرد تکنیک‌های مختلف تصویربرداری بوجود آمده و توسعه یافت. تثبیت موضوعی بسیار جالب در تمامی کاربردهای پردازش تصویر پزشکی است، که از جمله موارد آن می‌توان به ادغام تصویر، تثبیت اطلس تغییر شکل پذیر، پایش رشد تومور، نگاشت کارکردی مغز و جراحی هدایت شونده با تصویر اشاره نمود [۱، ۲].

فرآیند تثبیت معمولاً زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که خواسته شود داده‌های جمع آوری شده از سیستم‌های تصویربرداری مختلف یا داده‌های موجود از یک سیستم در زمان‌های مختلف، را با هم ترکیب کرد. ترکیب این تصاویر امکان روی هم قرار گرفتن تمام اطلاعات موجود بر روی یک فریم را ممکن می‌سازد. اساس تثبیت تصویر را می‌توان بعنوان یک فرآیند بهینه سازی تعریف نمود که اختلاف موجود بین دو مجموعه از تصاویر را حداقل می‌کند [۳، ۴، ۱].

۲- روش‌های تثبیت تصویر

در چند دهه اخیر شیوه‌های مختلفی به منظور تثبیت تصاویر پزشکی پیشنهاد شده‌اند، که به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند: الگوریتم‌های مبتنی بر نقطه، الگوریتم‌های مبتنی بر سطح و الگوریتم‌های مبتنی بر حجم. در کل، الگوریتم‌های تثبیت مبتنی بر نقطه به دلیل رزولوشن کم در راستای محور طولی، تعداد کم نشانگرهای متناظر، و اشتباهاتی در جایگذاری یا تعیین آنها می‌توانند منجر به اشتباه، تناقض و ناسازگاری‌هایی در ثبت تصویر شوند. الگوریتم‌های تثبیت مبتنی بر سطح وابسته به بخشبندی دقیق و معتبر سطح هستند، و البته دستیابی

به یک روش بخشبندی ساده و بلادرنگ کاری مشکل است. الگوریتم‌های تثبیت مبتنی بر حجم شامل بهینه سازی برخی از شاخص‌های تشابه هستند که مستقیماً توسط مقادیر وکسل محاسبه می‌شوند [۱].

تثبیت تصویر همیشه به عنوان بخش مشکل پردازش تصویر بیان می‌شود. بنابراین توسعه و کاربرد نرم افزارهای آن محدود است. Zitova و Flusser در [۵] مراحل زیر را جهت تثبیت یا همترازی تصویر دریافتی با تصویر مرجع پیشنهاد کرده‌اند:

استخراج ویژگی

انطباق ویژگی

تعیین تابع تبدیل

نمونه برداری مجدد

الگوریتم ارائه شده

در روش پیشنهاد شده در این مقاله جهت تثبیت تصاویر تشدید مغناطیسی مغز ابتدا توسط کانتور، فضاهای بسته موجود در تصویر دریافتی و مرجع را استخراج نموده و مرکز ثقل هر فضا به عنوان ویژگی مورد نظر در تثبیت مورد استفاده قرار می‌گیرد. جهت تناظر مراکز ثقل از ویژگی‌های دیگر تصویر باینری شده خروجی کانتور فعال نظیر مساحت فضا و قطرهای کوچک و بزرگ هر فضا می‌توان استفاده نمود و سپس تابع تبدیل مناسب جهت تطابق تصویر دریافتی با تصویر مرجع اعمال می‌شود. در مرحله آخر برای نشان دادن عملکرد الگوریتم به ادغام دو تصویر پرداخته شده است.

۳- لبه یابی توسط کانتور فعال

مارها یا کانتورهای فعال، منحنی‌هایی هستند که در محدوده تصویر می‌توانند تحت تاثیر دو نیروی داخلی (حاصل از خود منحنی) و خارجی (حاصل از داده‌های تصویر) حرکت کنند. این دو نیرو به گونه‌ای تعریف می‌شوند تا مار تغییر شکل داده و در نهایت به سمت ویژگی‌های برجسته تصویر مانند خطوط، لبه‌ها و گوشه‌ها که در تصویر مورد نظر است کشیده شود و آنقدر تغییر شکل یابد تا در حد قابل قبولی بر مرزهای واقعی تصویر منطبق شود [۶، ۷].

مدل کانتور فعال رایج که اولین بار توسط آقای Kass معرفی شد، یک منحنی پارامتریک در صفحه تصویر بود، که به صورت:

$$S(u) = I(x(u), y(u)), u = [0, 1] \quad (1)$$

تعریف می‌شد. این منحنی تحت تاثیر یک تابع انرژی تغییر شکل می‌دهد و به سمت ویژگی‌های مورد علاقه در تصویر هدایت می‌شود. تابع انرژی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$E = \int_0^1 E_{Snake}(S(u)) du \quad (2)$$

که دارای انرژی داخلی و انرژی تصویر است:

$$E = \int_0^1 E_{int}(S(u)) + E_{img}(S(u)) du \quad (3)$$

در آن انرژی داخلی به ویژگی‌های درونی کانتور مانند: میزان کشسانی و انحنا بستگی دارد و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E_{int} = \frac{\alpha}{2} \left| \frac{\partial}{\partial u} S(u) \right|^2 du + \frac{\beta}{2} \left| \frac{\partial^2}{\partial u^2} S(u) \right|^2 du \quad (4)$$

تثیت خودکار تصاویر تشدید مغناطیسی مغز با استفاده از مدل کانتور فعال

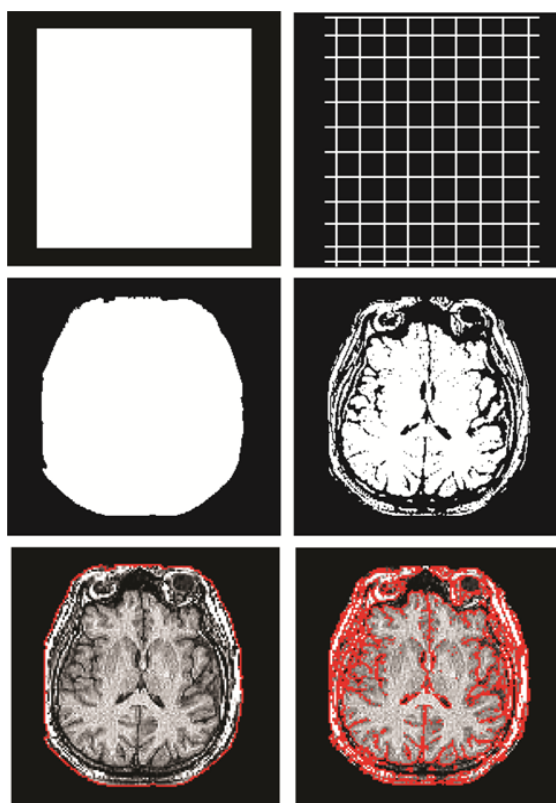
قسمت اول انرژی داخلی سبب می‌شود که کانتور شبیه یک فنر رفتار کند و میزان کشسانی منحنی را تعیین می‌کند. قسمت دوم انرژی داخلی، میزان مقاومت منحنی در برابر خم شدن را مشخص می‌کند. در رابطه فوق ضرایب α و β پارامترهای وزن داری هستند که میزان حساسیت کانتور در برابر کشش و خمش را کنترل می‌کنند. در این تحقیق این دو پارامتر ثابت در نظر گرفته شده است. انرژی تصویر، منحنی کانتور را به سمت ویژگی‌های مورد علاقه و برجسته تصویر مانند: لبه‌ها، خطوط، گوشه‌ها هدایت می‌کند. این انرژی در فرمول اولیه مدل‌های کانتور فعال به صورت شناسایی لبه تخمین زده می‌شود و به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$E_{img} = E_{edge} = -p|\nabla I(s)|^2 \quad (5)$$

و یا:

$$E_{img} = E_{edge} = -p|\nabla(G_\sigma(s) * I(s))|^2 \quad (6)$$

که فرمول (۶) برای کاهش اثر نویز استفاده می‌شود. و در آن p پارامتری است که مقدار بزرگی انرژی تصویر، ∇ عملگر گرادیان و $G_\sigma * I$ کانولوشن تصویر با فیلتر گوسی دارای انحراف معیار σ ، را نشان می‌دهد [۷، ۹]. نمونه‌ای از لبه‌یابی و عملکرد کانتور با توجه به ماسک انتخابی در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: تاثیر اندازه و شدت ماسک در عملکرد کانتور بر روی تصویر MRI از نوع T1- سطر اول دو نمونه ماسک انتخابی را نشان می‌دهد و سطر دوم و سوم عملکرد کانتور را بر اساس ماسک اولیه نشان می‌دهد.

اولین گام برای ایجاد یک تثبیت خوب انتخاب و تعیین نقاط نشانه مناسب است. از بررسی مشخصات هندسی مشخص می‌شود که مرکز ثقل یک شکل می‌تواند همانند مرکز دایره اهمیت داشته باشد. مکان مرکز ثقل نسبت به مرزهای آن در اثر تغییراتی همچون تغییر اندازه، انتقال و دوران ثابت می‌ماند [۸]. بنابراین مرکز ثقل فضاهای بسته موجود در تصاویر مجمله به عنوان نقاط نشانه در نظر گرفته شده است.

با توجه به اهمیت این نقطه، یک روش ساده و عمومی محاسبه مرکز ثقل، (x_c, y_c) است که با استفاده از فرمول‌های زیر بدست می‌آید:

$$X_c = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^{L-1} X(t), Y_c = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^{L-1} Y(t) \quad (7)$$

۵- ارزیابی نقاط نشانه و یافتن نقاط متناظر

تعداد نقاط نشانه در تصویر مرجع m و در تصویر دیگر (دریافتی) n فرض می‌شود. پس از تشکیل یک ماتریس $m \times n$ از فاصله $|d|$ بین هر نقطه m با تمامی نقاط در تصویر دیگر، فاصله کمینه به عنوان ملاکی جهت تناظر جفت نقطه نشانه در نظر گرفته می‌شود. شکل ۲ را مشاهده نمایید.

$$|d| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (8)$$

البته این روش به دلیل احتمال چرخش، انتقال و ... در تصاویر دارای خطا می‌باشد. بنابراین از این معیار در کنار فاکتورهایی نظیر مساحت، قطر بزرگ و کوچک و محیط فضای بسته موجود که شامل اطلاعات مهمی از نواحی مورد بحث است می‌توان استفاده نمود. جدول ۱ را مشاهده کنید.

لازم به ذکر است جهت بدست آوردن نقاط نشانه مناسب و کارآمدتر بهتر است ابتدا با اعمال پنجره‌هایی با اندازه‌های مختلف و همینطور استفاده از یک سری عملیات مورفولوژی جزئیات را از تصویر باینری حاصل از اعمال کانتور حذف نموده و از تصویر فوق در کنار مکمل آن استفاده کرد.

جدول ۱: مختصات تعدادی از نقاط متناظر و بررسی ویژگی‌های مشابه نظیر مساحت، طول قطر بزرگ و کوچک فضاهای بسته موجود در تصاویر مرجع و

دریافتی

مختصات مرکز ثقل در تصویر مرجع		مساحت	قطر بزرگ	قطر کوچک	مختصات مرکز ثقل در تصویر دریافتی		مساحت	قطر بزرگ	قطر کوچک
X1	Y1				X2	Y2			
۶۴/۴۶۶۷	۱۱۰/۰۰۸۳	۳۶۰	۶۴/۹۶	۲۱/۳۷	۶۳/۱۲۱۳	۱۳۸/۳۹۶۲	۳۷۱	۶۴/۶۱	۲۱/۷۳
۷۹/۵۲۴۲	۱۲۰/۷۵۰۰	۱۲۴	۳۹/۰۰	۸/۸۷	۸۱/۴۴۰۹	۱۴۲/۶۱۴۲	۱۲۷	۳۹/۸۲	۸/۶۶
۱۰۸/۴۰۴۸	۱۵۰/۶۰۷۱	۸۴	۲۱/۲۰	۶/۲۷	۱۱۹/۷۸۱۶	۱۵۶/۵۸۶۲	۸۷	۲۰/۲۷	۶/۴۲
۱۲۳/۷۷۰۵	۱۲۵/۰۶۰۱	۱۸۳	۵۲/۳۲	۸/۴۹	۱۲۳/۰۱۶۰	۱۲۷/۰۷۴۵	۱۸۸	۵۲/۲۸	۸/۵۸
۱۴۰/۶۴۰۸	۱۵۳/۸۹۳۲	۱۰۳	۲۰/۰۳	۶/۹۴	۱۵۰/۵۶۰۰	۱۴۵/۹۲۰۰	۱۰۰	۲۰/۱۸	۷/۱۱

۶- مراحل انتخاب پارامترهای تبدیل و اعمال تبدیل

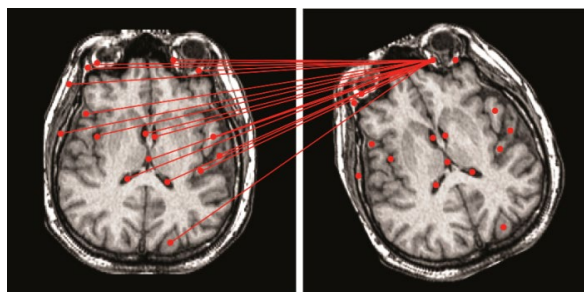
مشخص نمودن سه جفت نقطه متناظر در هر دو تصویر مطابق شکل ۳، (حداقل تعداد نقاط متناظر جهت اعمال تبدیل آفین سه جفت نقطه می‌باشد) هر چه تعداد و فاصله نقاط انتخابی در تصاویر از یکدیگر بیشتر باشد تبدیل دقیق‌تری را خواهیم داشت.

پارامترهای تبدیل را با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آوریم

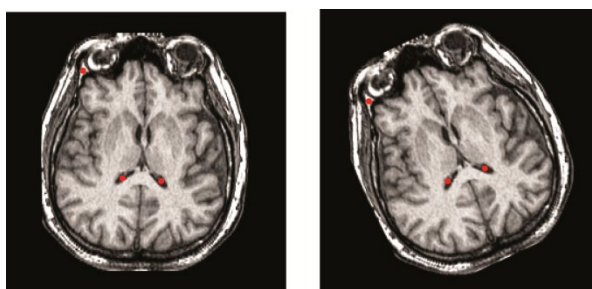
$$\begin{aligned} u(x, y) &= s(x \cos \phi_x - y \sin \phi_x) + t_x \\ v(x, y) &= s(x \sin \phi_y - y \cos \phi_y) + t_y \end{aligned} \quad (9)$$

با استفاده از پارامترهای بدست آمده، تبدیل آفین را به تصویر دریافتی اعمال می‌کنیم.

سه نقطه متناظر را در تصویر که تحت تبدیل قرار گرفته است، مورد بررسی قرار می‌دهیم و انتقال لازم را روی تصویر اعمال می‌نماییم.

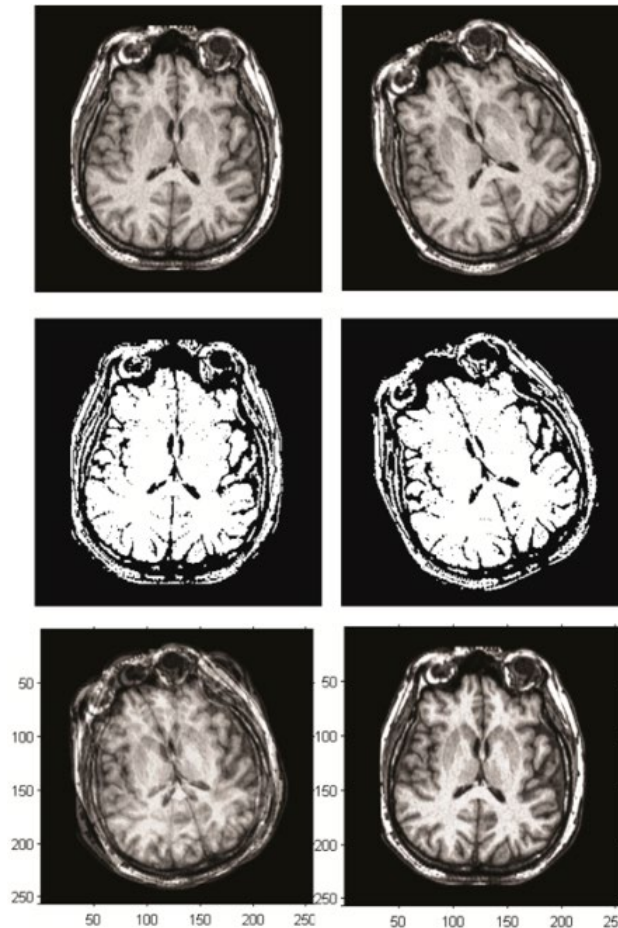


شکل ۲: اختلاف مکانی هر مرکز ثقل از تمامی مراکز ثقل در تصویر دیگر



شکل ۳: انتخاب سه نقطه متناظر در تصویر مرجع و دریافتی

برای نشان دادن عملکرد الگوریتم، دو تصویر مرجع و دریافتی، قبل و بعد از عملیات تثبیت با هم ادغام شده است، همانطور که در شکل ۴، مشاهده می‌شود پس از تثبیت، دو تصویر کاملاً منطبق می‌باشند.



شکل ۴: تصاویر سطر اول و دوم ستون سمت چپ به ترتیب تصویر مرجع و باینری خروجی کانتور و ستون سمت راست مربوط به تصویر دریافتی و معادل باینری آن توسط کانتور می‌باشد. تصاویر سطر سوم ستون چپ و راست به ترتیب مربوط به ادغام تصاویر مرجع و دریافتی، پیش و پس از عملیات تثبیت می‌باشد.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله به تثبیت تصاویر مغزی با استفاده از مدل کانتور فعال پرداختیم. در روش ارائه شده بخشبندی دقیق تصویر به صورت قابل ملاحظه‌ای بر روی نتایج تثبیت تاثیرگذار است. بنابراین جهت کسب نتیجه مطلوب از کانتوری مشبک با حداقل ضخامت استفاده شده است. کل زمان اجرای الگوریتم اندک و برای یک تصویر 256×256 توسط نرم افزار مطلب، با استفاده از رایانه یا پردازنده $2/27$ GHZ، کمتر از ۲۵ ثانیه طول می‌کشد.

مراجع

- [1] M. Tang, F. Chen, "A Qualitative Meta Analysis Review on Medical Image Registration Evaluation", Elsevier, Procedia Engineering 29, pp. 499-503, 2012.
- [2] M. V. Wyawahare, P. M. Patil, and H. K. Abhyankar, "Image Registration Techniques: An overview", International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol. 2, No. 3, Sep. 2009.
- [3] P. Hellier, Ch. Barillot, "A Hierarchical Parametric Algorithm for Deformable Multimodal Image Registration", Elsevier, Computer Methods and Programs in Biomedicine 75, pp. 107-115, Aug. 2004.

- [4] J. B. A. Maintz, and M. A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration", Medical Image Analysis: Oxford University press, Vol. 2, No. 1, pp. 1-37, Mar. 1998.
- [5] B. Zitova, J. Flusser, "Image Registration Methods: a Survey", Elsevier, Image and Vision Computing, pp. 977-1000, 2003.
- [6] Sh. Lankton, and A. Tannenbaum, "Localizing Region Based Active Contours", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 17, No. 11, pp. 2029-2039, Nov. 2008.
- [7] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, pp. 321-331, 1998.
- [8] K.L. Tan, B.C. Ooi and L.F. Thiang, "Retrieving Similar Shapes Effectively and Efficiently", Multimedia Tools and Applications, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 2004.
- [9] علی رضا ورد، احمد رضا نقش نیلچی و پیمان معلم، "بکارگیری انرژی فشار بافت در مدل‌های کانطور فعال جهت ردیابی شیء بافتی در پس زمینه بافتی"، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، مشهد، ۱۳۸۵.