

ناحیه‌بندی و استخراج تومورهای مغزی با استفاده از الگوریتم همزیستی جانداران

مریم لشگر آرا^{۱*}، کیانوش قنادی^۲

۱- کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر نرم افزار، دانشگاه آزاد اسلامی علوم و تحقیقات تهران، ایران
۲- دکترای تخصصی رادیولوژی و سونوگرافی، مرکز تصویربرداری پزشکی خورشید، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، ایران

*maryamlashgarara@gmail.com

ارسال: اسفند ماه ۱۴۰۲ پذیرش: فروردین ماه ۱۴۰۳

چکیده

تصاویر مختلف پزشکی این امکان را به پزشکان می‌دهند تا انواع بیماری را تشخیص دهند. تصاویر تشدید مغناطیسی مغز یکی از انواع پر کاربرد تصاویر پزشکی است که به علت عدم استفاده از هرگونه اشعه زیان‌بار در تجزیه و تحلیل بافتهای حساس مانند مغز استفاده می‌شود. یکی از کاربردهای مهم تصاویر تشدید مغناطیس مغز تشخیص تومورهای مغزی با تکنیک‌های ناحیه‌بندی است. خوشه‌بندی فازی یکی از روش‌های پر کاربرد ناحیه‌بندی است و به علت عدم حساسیت بالا به نویز تصاویر یک ناحیه‌بندی نسبتاً دقیق ارائه می‌دهد با این وجود لبه و مرز تومورهای مغزی توسط این تکنیک بخوبی تشخیص داده نمی‌شود. یکی از روش‌های بهبود ناحیه‌بندی الگوریتم خوشه‌بندی فازی استفاده از روش‌های هوشمندانه نظیر الگوریتم‌های دسته‌جمعی یا فراابتکاری است. در این مقاله برای بهبود دقت الگوریتم خوشه‌بندی فازی در تشخیص تومورهای مغزی از الگوریتم همزیستی جانداران استفاده می‌شود تا لبه و مرز تومورهای مغزی با دقت بیشتری انتخاب شود. نتایج ارزیابی ما بر روی مجموعه‌ای از تصاویر تشدید مغناطیس مغز نشان می‌دهد دقت و شباهت روش پیشنهادی در تشخیص تومور مغزی به ترتیب برابر ۸۵٫۳۴٪ و ۸۶٫۳۵٪ است و از طرفی میزان شاخص شباهت روش پیشنهادی در استخراج تومور مغزی از خوشه‌بندی فازی، نسخه‌های مبتنی بر کرنل و الگوریتم خوشه‌بندی فازی مبتنی بر گراف بیشتر است.

واژگان کلیدی: تصاویر تشدید مغناطیس مغز، تومور مغزی، ناحیه‌بندی، الگوریتم خوشه‌بندی فازی، الگوریتم همزیستی جانداران.

۱- مقدمه

تصاویر پزشکی در تشخیص انواع بیماری‌ها کاربرد فراوان دارند و پزشکان به کمک این تصاویر می‌توانند به وجود برخی بیماری‌ها پی‌برند. تومور مغزی^۱ یکی از انواع بیماری مخرب و کشنده است که بافتهای مغز انسان را تخریب نموده و جان افراد را به خطر می‌اندازد و از این جهت شناسایی به موقع آنها می‌توان جان بیماران را نجات دهد. تشخیص تومورهای مغزی با روش‌های عادی ممکن نمی‌باشد زیرا بافت مغز در استخوان جمجمه قرار دارد و معاینه یا دسترسی مستقیم به آن امکان ندارد، از این جهت پزشکان برای تجزیه و تحلیل آن از تصاویر پزشکی استفاده می‌نمایند [۱]. در حال حاضر سه شیوه تصویربرداری پزشکی وجود دارد که از

¹ Brain Tumor

فناوری‌های هسته‌ای، اشعه ایکس و تغییرات میدان مغناطیسی برای ثبت تصاویر استفاده می‌نمایند. تصاویر تشدید مغناطیس مغز^۱ به علت استفاده از تغییرات میدان مغناطیسی مغز که هیچ خطری برای بیماران ندارد بیشتر مورد توجه پزشکان است. در تصاویر تشدید مغناطیس مغز بدن بیمار درون یک میدان مغناطیسی قوی قرار داده می‌شود و میدان مغناطیسی موجود در مغز بیماران را دچار تغییر نموده و این تغییرات برای ثبت تصاویر از بافتهای مغز استفاده می‌شود. به علت آنکه تومورهای مغزی دارای میدان مغناطیسی متفاوتی از بافتهای سالم مغز می‌باشند از این رو نواحی آنها در یک تصویر تشدید مغناطیس مغز تا حدود زیادی از سایر بافتهای مغز متمایز نشان داده می‌شود. تصاویر تشدید مغناطیس مغز دارای اطلاعات باارزشی می‌باشند و می‌توانند علاوه بر تشخیص تومورهای مغزی بیماری دیگر نظیر آلزایمر^۲ و پارکینسون^۳ را تشخیص دهند^۴. تجزیه و تحلیل تصاویر تشدید مغناطیس مغز توسط روش‌های کشف دانش^۵ و پردازش تصویر^۶ انجام می‌شود. به عبارت بهتر تکنیک‌های کشف دانش نظیر داده‌کاوی^۷ و یادگیری ماشین^۸ در کنار روش‌های پردازش تصویر می‌تواند در تشخیص الگوی بیماری بکار گرفته شوند. تشخیص تومورهای مغزی در واقع به کمک روش‌های ناحیه‌بندی^۹ انجام می‌شود. در روش‌های ناحیه‌بندی از تکنیک‌های نظیر داده‌کاوی و پردازش تصویر استفاده می‌شود تا یک ناحیه خاص در تصویر تفکیک و جداسازی شود^{۱۰}. روش‌های مختلفی برای ناحیه‌بندی تصاویر تشدید مغناطیس مغز [۲۱] وجود دارد که می‌توان به مواردی مانند روش‌های مبتنی بر آستانه^{۱۱} [۴]، روش‌های مبتنی بر گرادیان^{۱۲} [۵]، روش‌های مبتنی بر لبه‌یابی^{۱۳} [۶]، روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی^{۱۴} [۷]، روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین^{۱۵} [۸][۲۳]، روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی^{۱۶} [۹]، روش‌های مبتنی بر گراف^{۱۷} [۱۰]، روش‌های مبتنی بر شباهت^{۱۸} [۱۱]، روش مبتنی بر رشد ناحیه^{۱۹} [۱۲]، روش مبتنی بر نگاشت^{۲۰} [۲۰] و روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک^{۲۱} [۲۲] اشاره نمود.

روش‌های خوشه‌بندی یکی از تکنیک‌های موثر در تشخیص تومور مغزی است که از جمله آنها می‌توان به خوشه‌بندی فازی^{۲۲} اشاره نمود. الگوریتم خوشه‌بندی فازی دارای ساختار ساده بوده و از طرفی نسبت به نویز موجود در تصاویر تشدید مغناطیس حساسیت کمتری دارد و از این جهت در تشخیص انواع بیماری‌ها و ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی استفاده می‌شود. یکی از چالش‌های مهم الگوریتم خوشه‌بندی فازی تشخیص لبه و مرز تومورهای مغزی است که با دقت بالا انجام نمی‌شود. برای کاهش خطای تشخیص لبه و مرز تومورهای مغزی به عنوان یک مسئله با ماهیت بهینه‌سازی^{۲۳} می‌توان از روش‌های فراابتکاری^{۲۴} استفاده نمود.

الگوریتم همزیستی جانداران^{۲۵} یک الگوریتم فراابتکاری است که بر اساس همکاری اعضای یک اکوسیستم مدلسازی شده است و همگرایی بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک، الگوریتم خفاش، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات و الگوریتم تکامل تفاضلی دارد. در این مقاله یک روش پیشنهادی جدید با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی فازی و الگوریتم همزیستی جانداران ارائه می‌شود تا نواحی

¹ Magnetic Resonance Imaging (MRI)

² Alzheimer's

³ Parkinson

⁴ Knowledge Discovery

⁵ Image Processing

⁶ Data mining

⁷ Machine learning

⁸ Segmentation

⁹ Threshold based Segmentation

¹⁰ Gradient-based methods

¹¹ Edge based Segmentation

¹² ANN based Segmentation

¹³ Machine learning methods

¹⁴ Clustering based Segmentation

¹⁵ Graph based Segmentation

¹⁶ Similarity based Segmentation

¹⁷ Region growing based Segmentation

¹⁸ Tissue-type mapping

¹⁹ Genetic Algorithm

²⁰ Fuzzy C-Means (FCM)

²¹ Optimization

²² Metaheuristic methods

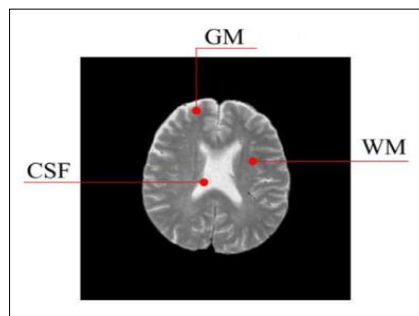
²³ Symbiotic Organisms Search (SOS)

تومور مغزی با دقت بیشتری استخراج شود. در ادامه مقاله مروری بر تصاویر تشدید مغناطیس شده است سپس الگوریتم خوشه‌بندی فازی و الگوریتم همزیستی جانداران تشریح می‌شود و در ادامه روش پیشنهادی برای استخراج تومورهای مغزی ارائه می‌گردد و در نهایت نتایج حاصل از پیاده‌سازی به همراه پیشنهادات آتی بیان می‌شود.

۲- تعاریف و الگوریتم‌ها

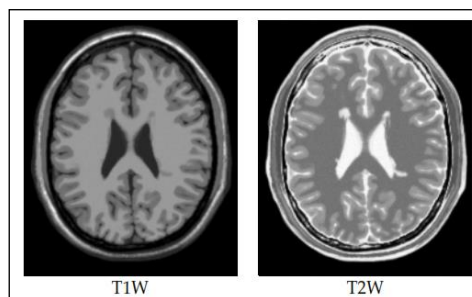
۲-۱- تصاویر تشدید مغناطیس مغز

مغز انسان از ترکیباتی نظیر چربی، آب، پروتئین و کلسیم^۱ ساخته شده است و بخش اعظم آن را آب تشکیل می‌دهد که یک ماده دو قطبی است و تحت تاثیر میدان مغناطیسی می‌تواند قرار بگیرد و این مکانیزم جهت تصویربرداری از بافتهای مغز مورد استفاده قرار گرفته می‌شود. به طور کلی سه بافت اصلی ماده سفید^۲، قشر خاکستری^۳ و مایع مغزی نخاعی^۴ در مغز قابل مشاهده است که هر کدام از آنها درصد متفاوتی از مواد چربی، آب، پروتئین و کلسیم را در خود دارند. در شکل (۱)، یک نمونه تصویر تشدید مغناطیس مغز با بافتهای سه گانه نمایش داده شده است:



شکل ۱- بافتهای مختلف مغز در تصاویر تشدید مغناطیس مغز [۱۳]

جهت دریافت تصاویر تشدید مغناطیسی مغز به کمک امواج رادیویی پرتون‌های موجود در عناصر سازنده مغز مانند آب تحریک شده تا میدان مغناطیسی را ایجاد نمایند و براینند این میدان مغناطیسی با میدان خارجی و بر همکنش آنها برای ثبت تصاویر تشدید مغناطیس مغز استفاده می‌شود. به طور معمول دو نوع تصویر تشدید مغناطیس مغز وجود دارد که به ترتیب T1-weighted و T2-weighted نامیده می‌شوند. در تصاویر نوع T1-weighted از اختلاف سطح انرژی پرتون‌ها برای تصویربرداری استفاده می‌شود و در تصاویر نوع T2-weighted از تفاوت سطح انرژی پرتون‌ها نسبت به هم برای تصویربرداری استفاده می‌شود. در شکل (۲)، یک نمونه از هر کدام از تصاویر T1-weighted و T2-weighted نمایش داده شده است:



شکل ۲- دو نمونه تصاویر تشدید مغناطیس مغز از نوع T1 و T2 [۱۴]

در تصاویر نوع T1-weighted مایع مغزی نخاعی به صورت تیره دیده می‌شود و از طرفی ماده سفید و قشر خاکستری مغز در این تصاویر به رنگ خاکستری دیده می‌شود. در تصاویر نوع T2-weighted مایع مغزی نخاعی روشن و ماده سفید و قشر خاکستری

¹ Calcium

² White Matter (WM)

³ Gray Matter (GM)

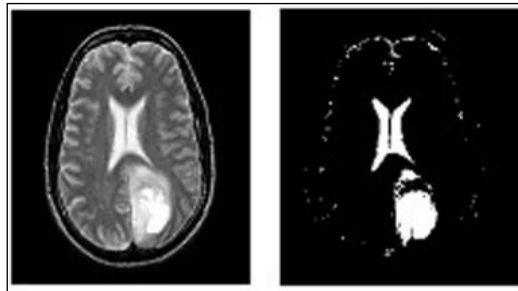
⁴ Cerebral Spinal Fluid (CSF)

مغز تیر دیده می‌شود. یکی از کاربردهای روش‌های ناحیه‌بندی در تصاویر تشدید مغناطیسی ارایه اطلاعات مفید و باارزش از تصاویر است. به عنوان مثال در تصویر شکل (۳)، از الگوریتم خوشه‌بندی فازی برای استخراج بافتهای سه‌گانه مغز استفاده شده است:



شکل ۳ - از چپ به راست تصویر اصلی با مقداری نویز، ناحیه مایع مغزی-نخاعی، ناحیه خاکستری و ناحیه سفید مغز [۱۵]

در شکل (۳) تکنیک بکار رفته برای ناحیه‌بندی از نوع الگوریتم خوشه‌بندی فازی است که می‌تواند در تشخیص تومورهای مغزی نیز استفاده شود. در شکل (۴)، یک نمونه از کاربرد الگوریتم‌های ناحیه‌بندی در استخراج تومورهای مغزی از روی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز نمایش داده شده است:



شکل ۴ - از چپ به راست تصویر اصلی با مقداری نویز و تصویر ناحیه‌بندی برای استخراج ناحیه تومور مغزی [۱۶]

در واقع می‌توان گفت تصاویر تشدید مغناطیسی مغز دارای اطلاعات مفیدی از بافتهای حساس مغز می‌باشند و می‌توان توسط روش‌های ناحیه‌بندی نظیر الگوریتم خوشه‌بندی فازی این اطلاعات را استخراج نمود. الگوریتم‌های ناحیه‌بندی با اعمال بر روی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز می‌توانند الگوی بیماری نظیر وجود تومور مغزی را با دقت نسبتاً مناسب استخراج نمایند و در تشخیص بیماری یا درمان آن به پزشکان کمک نمایند. در ادامه الگوریتم خوشه‌بندی فازی به عنوان یک تکنیک مهم ناحیه‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی مغز که در روش پیشنهادی استفاده شده است، شرح داده می‌شود.

۲-۲- الگوریتم خوشه‌بندی فازی

الگوریتم خوشه‌بندی فازی یک نسخه از الگوریتم خوشه‌بندی K-means در نظر گرفته می‌شود که از مفاهیم فازی برای خوشه‌بندی استفاده می‌نماید. در این الگوریتم هر داده می‌تواند با یک نسبت فازی به یکی از مراکز خوشه‌ای تعلق داشته باشد. در الگوریتم خوشه‌بندی فازی در ابتدا تعدادی مراکز خوشه به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و هر داده بر حسب میزان شباهت خود به این مراکز خوشه‌ای مقدار فازی خود نسبت به آن مرکز خوشه را تعیین می‌نماید. مقدار فازی هر داده به مراکز خوشه‌ای عددی بین صفر تا یک می‌تواند باشد. از طرفی مجموع مقادیر فازی یک داده نسبت به همه مراکز خوشه‌ای مطابق رابطه (۱)، برابر عدد یک می‌باشد [۱۷]:

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, \quad 0 \leq \mu_{ik} \leq 1 \quad (1)$$

در رابطه (۱)، μ_{ik} میزان درجه فازی یک داده نظیر k به یک مرکز خوشه مانند i است. در خوشه‌بندی فازی از معیارهای شباهت مختلفی می‌توان استفاده نمود که از جمله آنها معیار شباهت اقلیدسی^۱ است که در رابطه (۲)، نمایش داده شده است [۱۷]:

$$d_{ij} = \|x_i - v_j\| \quad (2)$$

¹ Euclidean distance

در رابطه (۲)، V_j یک مرکز خوشه، $\|X_i - V_j\|$ فاصله اقلیدسی بین یک داده نظیر X_i به مرکز خوشه V_j است. در الگوریتم خوشه‌بندی فازی هر داده نسبت فازی خود را از مراکز خوشه‌ای مطابق رابطه (۳)، تعیین می‌نماید: [۱۷]:

$$\mu_{ki} = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_{ki}^2}\right)^{1/(m-1)}}{d_{ki}^2} \quad (3)$$

در رابطه (۳)، m یک پارامتر ثابت توان است و به طور معمول برابر ۲ در نظر گرفته می‌شود و μ_{ki} نسبت فازی داده نظیر k به یک مرکز خوشه مانند i است. با تعیین مقادیر فازی هر داده به مراکز خوشه‌ای می‌توان مطابق رابطه (۴)، مراکز خوشه‌ای را بروزسانی نمود [۱۷]:

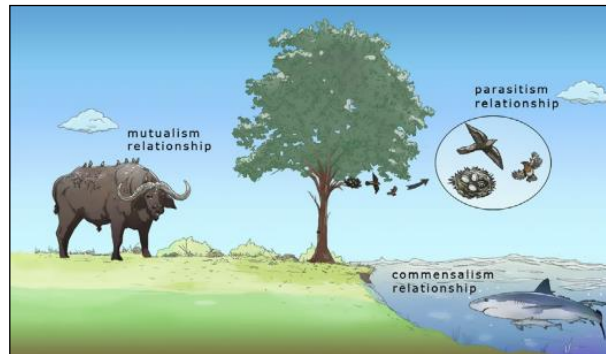
$$V_i = \sum_{k=1}^c \frac{X_k \sum_{i=1}^n \mu_{ki}^m}{\sum_{i=1}^n \mu_{ki}^m} \quad (4)$$

در رابطه (۴)، X_k بعد k -ام داده‌ها، μ_{ki}^m ماتریس عضویت و V_i مراکز خوشه‌ها در الگوریتم خوشه‌بندی فازی می‌باشد. تابع هدف الگوریتم خوشه‌بندی فازی مطابق رابطه (۵)، تعریف می‌شود و مجموع فاصله داده‌ها از مراکز خوشه‌ای در نظر گرفته می‌شود که کمینه شدن آن باعث ارائه یک خوشه‌بندی دقیق می‌شود [۱۷]:

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ki}^m |X_k - V_i|^2 \quad (5)$$

۲-۳- الگوریتم همزیستی جانداران

در طبیعت جانداران در زیستگاه و اکوسیستم مختص خود زندگی می‌نمایند و به طور معمول یک اکوسیستم دارای ارگانیسم‌های مختلفی است که با هم در حال تعامل می‌باشند. در شکل (۵)، یک نمونه از اکوسیستم با ارگانیسم‌ها یا جانداران مختلف دیده می‌شود:



شکل ۵- یک نمونه از اکوسیستم و تعامل جانداران با همدیگر [۱۸]

همانطور که در شکل (۵) مشهود است در یک اکوسیستم، جانداران با یکدیگر تعامل دارند و سه نوع رابطه بین جانداران در یک اکوسیستم می‌تواند وجود داشته باشد که در ذیل به آنها اشاره شده است [۱۸]:

- همزیستی^۱: در این رابطه دو جاندار به گونه‌ای با هم در تعامل می‌باشند که هر دو جاندار از این رابطه سود می‌برند که نمونه این همکاری را می‌توان در رفتار پرندگان و بوفالو مشاهده نمود زیرا پرندگان می‌توانند جانداران موذی روی بدن حیوان را خورده و از آن تغذیه نمایند و در مقابل بوفالو انگلهای بدن خود را از دست می‌دهد.
- همسفرگی^۲: در این نوع رابطه فقط یک گونه سود می‌برد و گونه دیگر نه سودی می‌برد و نه زیانی که نمونه آن ساختن لانه پرندگان بر روی درختان است. درخت در این حالت سود یا زیان نمی‌برد اما پرنده سود می‌برد.
- انگلی^۳: در این رابطه یک جاندار سود و جاندار دیگر زیان می‌برد که نمونه آن دستبرد به قضای کوسه توسط انواع ماهی پیرامون کوسه است.

¹ Mutualism

² Commensalism

³ Parasitism

الگوریتم همزیستی جانداران یا الگوریتم جستجوی همزیستی جانداران^۱ بر اساس رفتار جانداران مختلف در طبیعت و نحوه تعامل آنها بر اساس سه رابطه همزیستی، همسفرگی و انگلی ارایه شده است.

در این الگوریتم هر راه حل مسئله یک جاندار فرض شده و اگر دو جانداران X_i و X_j قصد داشته با هم رابطه همزیستی ایجاد نمایند و برای هم سود داشته باشند می توان این رفتار را با رابطه (۶) و (۷) به ترتیب برای دو جانداران X_i و X_j استفاده نمود [۱۸]:

$$X_{i\text{new}} = X_i + \delta * (X_{\text{best}} - \text{Mutual_Vector} * \text{BF}_1) \quad (6)$$

$$X_{j\text{new}} = X_j + \delta * (X_{\text{best}} - \text{Mutual_Vector} * \text{BF}_2) \quad (7)$$

در روابط (۶) و (۷)، X_{best} موقعیت بهترین و شایسته ترین جاندار جمعیت، Mutual_Vector بردار همزیستی دو جاندار، BF_1 و BF_2 به ترتیب ضرایب مفید بودن همزیستی برای دو X_i و X_j می باشد و به صورت تصادفی یک یا دو انتخاب می شود و δ یک عدد تصادفی در بازه صفر تا یک است. Mutual_Vector یا بردار همزیستی دو جاندار طبق رابطه (۸)، محاسبه می شود [۱۸]:

$$\text{Mutual_Vector} = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (8)$$

برای رابطه هم سفرگی دو جاندار مختلف نظیر X_i از X_j اگر عضو اکوسیستم باشند و X_i سود ببرد می توان موقعیت جدید آن را مطابق رابطه (۹) تعیین نمود [۱۸]:

$$X_{i\text{new}} = X_i + \delta * (X_{\text{best}} - X_j) \quad (9)$$

جهت مدلسازی رابطه انگلی جاننداری نظیر X_i که از جاندار X_j سود می برد می توان به صورت تصادفی جاندار X_i در جهت X_j تغییر موقعیت داد. الگوریتم همزیستی جانداران دارای پارامترهای اندکی است و به عبارت بهتر فاقد پارامتر ورودی است و این موضوع باعث سادگی الگوریتم می شود از طرفی آزمایشات نشان می دهد این الگوریتم نسبت به الگوریتم بهینه سازی ذرات، الگوریتم خفاش و الگوریتم ژنتیک دقت و همگرایی بیشتری دارد [۱۸].

۳- روش پیشنهادی

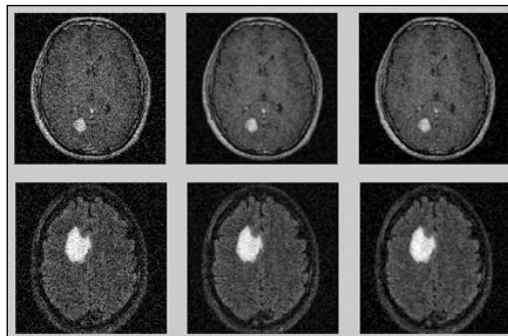
روش پیشنهادی برای استخراج تو مورهای مغزی یک روش چند مرحله ای است که چارچوب کلی آن را می توان در شکل (۶)، مشاهده نمود. مطابق چارچوب پیشنهادی در ابتدا پارامترهای الگوریتم نظیر اندازه جمعیت، تعداد تکرار الگوریتم همزیستی و سایر پارامترهای پیاده سازی نظیر اندازه تصاویر و پارامترهای مرتبط با الگوریتم خوشه بندی فازی تعیین می شود سپس در مرحله دوم پیش پردازش لازم بر روی تصاویر انجام می شود. پیش پردازش عملیات مختلفی را شامل می شود که هدف آن بهبود کیفیت تصاویر برای ناحیه بندی دقیق تر است.

^۱ Symbiotic Organisms Search



شکل ۶- چارچوب روش پیشنهادی برای استخراج تومورهای مغز

یکی از فازهای مهم پیش‌پردازش استفاده از تکنیک‌های کاهش نویز تصاویر است که در شکل (۷)، یک نمونه از اعمال این فیلترها برای رفع حذف نویز یا تعدیل آن نمایش داده شده است:



شکل ۷- ستون چپ تصویر تشدید مغناطیس با نویز، ستون وسط اعمال فیلتر میانگین و ستون سمت راست فیلتر میانه

در شکل (۷) بر روی دو نمونه تصویر تشدید مغناطیس که دارای درصدی نویز گوسین می‌باشند فیلتر میانگین و میانه اعمال شده است و مشاهده می‌شود که فیلتر میانه در حالت کلی از فیلتر میانگین بهتر در حذف نویز عمل نموده است و از این جهت در پیش‌پردازش تصاویر برای حذف نویز از فیلتر میانه استفاده می‌شود. حذف یا تعدیل نویز در تصاویر تشدید مغناطیس مغز باعث می‌شود که لبه و مرز تومورهای مغزی حفظ شود و ناحیه‌بندی آنها برای استخراج نواحی تومور مغزی با دقت بیشتری انجام شود. قبل یا بعد از مرحله حذف نویز می‌توان اندازه تصاویر را یکسان‌سازی نمود و ما در روش پیشنهادی طول و عرض تصاویر را به عدد ۲۰۰ یکسان‌سازی نموده تا ماتریس معادل تصاویر در روش پیشنهادی دارای یک اندازه باشند. ناحیه‌بندی مرحله بعدی روش پیشنهادی است که نقش مهمی در استخراج تومورهای مغزی دارد. یکی از چالش‌های مهم الگوریتم خوشه‌بندی فازی انتخاب بهینه مراکز خوشه‌ای است که نقش مهمی در خوشه‌بندی دقیق دارد. به عبارت بهتر اگر مراکز خوشه‌ای به صورت بهینه انتخاب شوند ناحیه‌بندی تومورهای مغزی نیز دقیق‌تر خواهد شد. برای انتخاب بهینه مراکز خوشه‌ای نیاز است که ماتریس عضویت الگوریتم خوشه‌بندی به درستی انتخاب شود. انتخاب بهینه ماتریس‌های خوشه‌بندی لزوماً توسط رابطه (۳)، انجام نمی‌شود زیرا این رابطه یک معادله آماری است و هوشمندانه نمی‌باشد. انتخاب بهینه ماتریس‌های عضویت باعث می‌شود مراکز خوشه‌ای در رابطه (۴)، نیز بهینه شوند و در ادامه تابع هدف الگوریتم خوشه‌بندی که در رابطه (۵)، تعریف شده کمینه‌تر شود. کمینه‌تر شدن تابع هدف در الگوریتم خوشه‌بندی فازی نشان می‌دهد انتخاب لبه و مرز اشیاء با دقت بیشتری انجام شده است. در روش پیشنهادی انتخاب ماتریس عضویت بهینه توسط الگوریتم همزیستی

جانداران انجام می‌شود از این جهت مطابق رابطه (۱۰)، یک ماتریس عضویت را به عنوان یک جاندار یا ارگانیزم در نظر گرفته می‌شود:

$$M_i = \begin{bmatrix} u_{1,1}^i & \dots & u_{1,c}^i \\ u_{2,1}^i & \dots & u_{2,c}^i \\ \dots & \dots & \dots \\ u_{n,1}^i & \dots & u_{n,c}^i \end{bmatrix}_{n \times c} \quad (10)$$

در رابطه ۱۰، M_i یک نمونه ماتریس عضویت یا یک عضو جمعیت الگوریتم همزیستی جانداران است و در این رابطه فرض شده n تعداد پیکسل تصویر و c نیز تعداد خوشه‌های بکار رفته است. در روش پیشنهادی مجموعه‌ای از ماتریس‌های عضویت به عنوان اعضای جمعیت الگوریتم همزیستی جانداران در نظر گرفته می‌شود که می‌توان این اعضاء را مطابق رابطه (۱۱)، تحت یک مجموعه در نظر گرفت:

$$M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\} \quad (11)$$

در رابطه (۱۱)، m اندازه جمعیت اولیه و M جمعیتی از ماتریس‌های عضویت است که به عنوان جمعیت الگوریتم همزیستی جانداران در نظر گرفته می‌شود. هر یک از ماتریس‌های عضویت به صورت تصادفی در مرحله اول مقادیر فازی را تعیین می‌نمایند و در ادامه فازهای همزیستی، همسفرگی و انگلی مرتبط با الگوریتم همزیستی جانداران بر روی ماتریس‌های عضویت اعمال می‌شود. در رابطه (۱۲) و (۱۳) نحوه اعمال فاز همزیستی بر روی ماتریس‌های عضویت و همچنین در رابطه (۱۴) نحوه عمل فاز همسفرگی بر روی ماتریس‌های عضویت نمایش داده شده است:

$$M_i^{new} = M_i + \delta * (M_{best} - Mutual_Vector * BF_1) \quad (12)$$

$$M_j^{new} = M_j + \delta * (M_{best} - Mutual_Vector * BF_2) \quad (13)$$

$$M_i^{new} = M_i + \delta * (M_{best} - M_j) \quad (14)$$

در رابطه فوق، بهترین ماتریس عضویت که مقدار تابع هدف الگوریتم خوشه‌بندی فازی را کمینه نموده با M_{best} و همچنین در رابطه همسفرگی فروش شده است که ماتریس عضویت الگوریتم خوشه‌بندی فازی M_i از ماتریس عضویت M_j سود می‌برد. تابع هدفی که در روش پیشنهادی بکار گرفته می‌شود به صورت رابطه (۱۵)، است که در آن معیار شباهت اختلاف شدت نور دو پیکسل است:

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ki}^m |I_k - v_i|^2 \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)، $|I_k - v_i|$ اختلاف شدت نور پیکسل I_k با مرکز خوشه v_i است. با تکرار الگوریتم در نهایت بهترین ماتریس عضویت استخراج شده که دارای کمترین مقدار J_{FCM} است و می‌توان مطابق رابطه (۱۶)، مراکز خوشه‌ای بهینه را انتخاب نمود:

$$v_i = \sum_{k=1}^c \frac{I_k \sum_{i=1}^n \mu_{ki}^2}{\mu_{ki}^2} \quad (16)$$

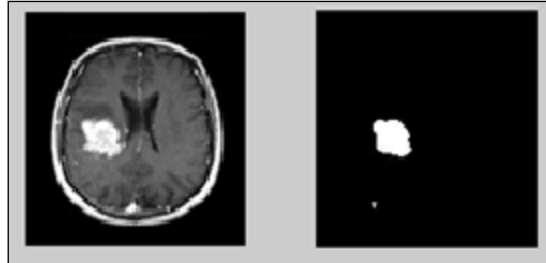
در رابطه (۱۶)، μ^* ماتریس عضویت بهینه و استخراج شده توسط الگوریتم همزیستی جانداران و I_k مقدار شدت نور یک پیکسل معلق به یک خوشه و v_i مرکز خوشه جدید بهینه در الگوریتم خوشه‌بندی است. با محاسبه مراکز بهینه خوشه‌بندی توسط الگوریتم همزیستی جانداران می‌توان الگوریتم مورد نظر را برای ناحیه‌بندی تصویر تشدید مغناطیس و استخراج تومورهای مغزی بکار گرفت. خروجی تصویر ناحیه‌بندی شده در این مرحله یک تصویر خوشه‌بندی و خاکستری است که کانال شدت نور آن بین ۰ تا ۲۵۵ است و برای استخراج ناحیه تومور نیاز است تصویر خاکستری خروجی ناحیه‌بندی به یک تصویر باینری تبدیل شود که برای این حالت می‌توان از مقدار آستانه و مطابق رابطه (۱۷)، استفاده نمود:

$$J(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(i,j) \geq \varepsilon \\ 0 & \text{if } I(i,j) < \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

در رابطه (۱۷)، اگر مقدار شدت نور بیشتر از آستانه یا ε باشد پیکسل مورد نظر روش و در غیر اینصورت پیکسل مورد نظر تاریک خواهد بود. تعیین مقدار بهینه برای آستانه مشکل و سخت است اما در آزمایشات مقادیری در حدود ۱۰۰ نتایج مناسبی ارائه می‌دهد.

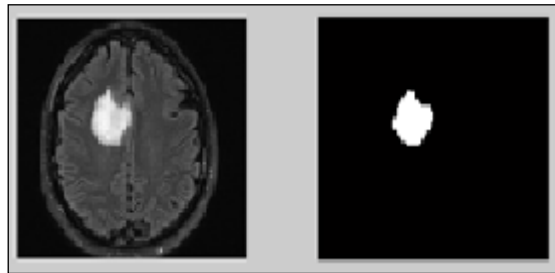
۴- پیاده‌سازی و نتایج

برای پیاده‌سازی و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از نوع T1 استفاده شده است. نوع تصاویر بکار رفته از نوع خاکستری با شدت نور بین ۰ تا ۲۵۵ است و همچنین اندازه آنها ۲۰۰ در ۲۰۰ می‌باشد. برای پیاده‌سازی از محیط برنامه‌نویسی متلب ۲۰۱۷ یا نسخه بالاتر استفاده شده است. در پیاده‌سازی بعد از حذف نویز الگوریتم ناحیه‌بندی و باینری نمودن تصویر بر روی ورودی انجام شده و ناحیه استخراج شده تومور به خروجی برده می‌شود. در شکل (۸)، یک نمونه خروجی روش پیشنهادی در تشخیص تومور مغزی نشان داده شده است:



شکل ۸- خروجی اول روش پیشنهادی برای استخراج تومور مغزی

مطابق شکل (۸)، ناحیه اتوماتیک استخراج شده تومور مغزی دارای دقت نسبتاً بالایی است و تقریباً بر آن منطبق است. یک نمونه دیگر از خروجی را می‌توان در شکل (۹)، مشاهده نمود که ناحیه استخراج شده تومور با دقت مناسبی استخراج شده است:



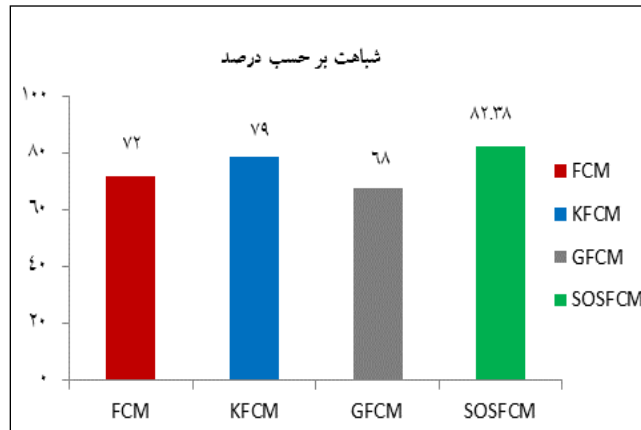
شکل ۹- خروجی دوم روش پیشنهادی برای استخراج تومور مغزی

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی می‌توان از شاخص‌های مطرح ارزیابی نظیر دقت و شباهت استفاده نمود که ضابطه آنها در رابطه (۱۸) و (۱۹) بیان شده است [۱۹]:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (18)$$

$$SI = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (19)$$

در روابط (۱۸) و (۱۹)، شاخص‌های TP ، TN ، FP ، FN به ترتیب پیکسل‌های توموری که سالم تشخیص داده شده، پیکسل‌های سالمی که تومور تشخیص داده شده، پیکسل‌های که سالم بوده و سالم تشخیص داده شده و پیکسل‌های که تومور بوده و به درستی تومور تشخیص داده شده است در نظر گرفت می‌شود. در روش پیشنهادی شاخص دقت و شباهت بر روی کل تصاویر محاسبه شده و در نهایت متوسط آنها برای ارزیابی ملاک قرار داده می‌شود. نتایج ارزیابی ما نشان می‌دهد دقت و شباهت روش پیشنهادی در تشخیص تومور مغزی به ترتیب برابر ۸۵٫۳۴٪ و ۸۶٫۳۵٪ است. در شکل (۱۰)، روش پیشنهادی بر حسب شاخص شباهت با سه تکنیک خوشه‌بندی FCM، KFCM و GFCM مقایسه شده است [۱۹]:



شکل ۱۰- مقایسه روش پیشنهادی در استخراج تومور مغزی با سایر تکنیکهای تشخیص تومور مغزی

مطابق نمودار مقایسه‌ای شکل (۱۰)، روش پیشنهادی بر حسب شاخص شباهت از روش‌های مانند خوشه‌بندی فازی، نسخه‌های مبتنی بر کرنل و الگوریتم خوشه‌بندی فازی مبتنی بر گراف در تشخیص تومور مغزی دقیق‌تر عمل می‌نماید.

۵- نتیجه گیری و پیشنهاد آتی

یکی از کاربردهای مهم تصاویر تشدید مغناطیس مغز تشخیص انواع بیماری از جمله تومورهای مغزی است. تشخیص تومورهای مغزی با روش‌های ناحیه‌بندی انجام می‌شود و در این روش‌ها سعی می‌شود لبه و مرز تومورهای مغزی به درستی و با دقت استخراج شود. الگوریتم خوشه‌بندی فازی به علت عدم حساسیت بالا به نویز در بسیاری از کاربردها برای استخراج تومورهای مغزی استفاده می‌شود با این وجود این الگوریتم در تشخیص دقیق لبه و مرز تومور دارای چالش است. در این پژوهش برای بهبود دقت الگوریتم خوشه‌بندی فازی در تشخیص تومور مغزی از الگوریتم همزیستی جانداران استفاده شده است. در روش پیشنهادی ماتریس‌های عضویت الگوریتم خوشه‌بندی فازی به کمک الگوریتم همزیستی جانداران به صورت بهینه انتخاب می‌شود تا دقت آن در تشخیص تومورهای مغزی افزایش یابد. نتایج پیاده‌سازی ما نشان می‌دهد روش پیشنهادی بر حسب شاخص شباهت و دقت توانایی بالایی در استخراج تومورهای مغزی دارد و همچنین در شاخص شباهت از روش‌های مانند خوشه‌بندی فازی، نسخه‌های مبتنی بر کرنل و الگوریتم خوشه‌بندی فازی مبتنی بر گراف در تشخیص تومور مغزی دقیق‌تر عمل می‌نماید. در پژوهش آتی تلاش می‌شود تا الگوریتم به گونه‌ای بهبود داده شود که بتوان تومورهای مغزی را در تصاویر سه‌بعدی استخراج نمود.

۶- مراجع

1. Kapse, R. S., Salankar, S. S., & Babar, M. (2015). Literature survey on detection of brain tumor from MRI images. *IOSr Journal of electronics and communication engineering*, 10(1/2), 80-86.
2. Khedher, L., Ramírez, J., Górriz, J. M., Brahim, A., Segovia, F., & Alzheimer' s Disease Neuroimaging Initiativ. (2015). Early diagnosis of Alzheimer' s disease based on partial least squares, principal component analysis and support vector machine using segmented MRI images. *Neurocomputing*, 151, 139-150.
3. Abdel-Maksoud, E., Elmogy, M., & Al-Awadi, R. (2015). Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique. *Egyptian Informatics Journal*, 16(1), 71-81.
4. Gordillo, N., Montseny, E., & Sobrevilla, P. (2013). State of the art survey on MRI brain tumor segmentation. *Magnetic resonance imaging*, 31(8), 1426-1438.
5. Liu, J., Zhang, X., Schmitter, S., de Moortele, V., & He, B. (2015). Gradient-based electrical properties tomography (gEPT): A robust method for mapping electrical properties of biological tissues in vivo using magnetic resonance imaging. *Magnetic resonance in medicine*, 74(3), 634-646.
6. Aslam, A., Khan, E., & Beg, M. S. (2015). Improved edge detection algorithm for brain tumor segmentation. *Procedia Computer Science*, 58, 430-437.
7. Hassani, A. E., Mofteh, H. M., Azar, A. T., & Shoman, M. (2014). MRI breast cancer diagnosis hybrid approach using adaptive ant-based segmentation and multilayer perceptron neural networks classifier. *Applied Soft Computing*, 14, 62-71.
8. Kumar, S., Dabas, C., & Godara, S. (2017). Classification of Brain MRI Tumor Images: A Hybrid Approach. *Procedia Computer Science*, 122, 510-517.

9. Kaya, I. E., Pehlivanlı, A. Ç., Sekizkardeş, E. G., & Ibrici, T. (2017). PCA based clustering for brain tumor segmentation of T1w MRI images. *Computer methods and programs in biomedicine*, 140, 19-28.
10. Njeh, I., Sallemi, L., Ayed, I. B., Chtourou, K., Lehericy, S., Galanaud, D., & Hamida, A. B. (2015). 3D multimodal MRI brain glioma tumor and edema segmentation: a graph cut distribution matching approach. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 40, 108-119.
11. Egger, J., Zukić, D., Bauer, M. H., Kuhnt, D., Carl, B., Freisleben, B., ... & Nimsky, C. (2011). A comparison of two human brain tumor segmentation methods for MRI data. *arXiv preprint arXiv:1102.2382*.
12. Mohammed, M. A., Ghani, M. K. A., Hamed, R. I., Abdullah, M. K., & Ibrahim, D. A. (2017). Automatic segmentation and automatic seed point selection of nasopharyngeal carcinoma from microscopy images using region growing based approach. *Journal of Computational Science*, 20, 61-69.
13. Chen, R. M., Yang, S. C., & Wang, C. M. (2017). MRI brain tissue classification using unsupervised optimized extenics-based methods. *Computers & Electrical Engineering*, 58, 489-501.
14. Chen, H. M., Wang, H. C., Chai, J. W., Chen, C. C. C., Xue, B., Wang, L., ... & Chang, C. I. (2017). A Hyperspectral Imaging Approach to White Matter Hyperintensities Detection in Brain Magnetic Resonance Images. *Remote Sensing*, 9(11), 1174.
15. Dubey, Y. K., & Mushrif, M. M. (2016). FCM clustering algorithms for segmentation of brain MR images. *Advances in Fuzzy Systems*, 2016, 8.
16. El-Dahshan, E. S. A., Mohsen, H. M., Revett, K., & Salem, A. B. M. (2014). Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm. *Expert systems with Applications*, 41(11), 5526-5545.
17. Emami, H., & Derakhshan, F. (2015). Integrating Fuzzy K-Means, Particle Swarm Optimization, and Imperialist Competitive Algorithm for Data Clustering. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 40(12), 3545-3554.
18. Cheng, M. Y., & Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures*, 139, 98-112.
19. Vishnuvarthanan, G., Rajasekaran, M. P., Subbaraj, P., & Vishnuvarthanan, A. (2016). An unsupervised learning method with a clustering approach for tumor identification and tissue segmentation in magnetic resonance brain images. *Applied Soft Computing*, 38, 190-212
20. Raschke, F., Barrick, T.R., Jones, T.L., Yang, G., Ye, X. and Howe, F.A., 2019. Tissue-type mapping of gliomas. *NeuroImage: Clinical*, 21, p.101648.
21. Yahya M A Mohammed, Said El Garouani, Ismail Jellouli .(2023). A survey of methods for brain tumor segmentation-based MRI images, *Journal of computational Design and Engineering*, Volume 10, Issue 1, p266-293
22. Muhammad Sharif, Javaria Amin, Mudassar Raza, Mussarat Yasmin, Suresh, Chandra. Satapathy. (2020). An integrated design of particle swarm optimization (PSO) with fusion of features for detection of brain tumor, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 129, P150-157.
23. Amin, J., Sharif, M., Haldorai, A. et al. Brain tumor detection and classification using machine learning: a comprehensive survey. (2022). *Complex Intell. Syst.* 8, 3161–3183.

Segmentation and Brain Tumors Extraction by Simbiotic Organisms Search (SOS)

Maryam Lashgarara*¹, Kianoush Ghanadi

1- M.Sc. on Computer Software Engineering, Islamic Azad University Science and Research
Branch Tehran, Iran

2- Specialist Medical Doctor In Radiology, Khorshid Medical Imaging Center, Shiraz
University of Medical Sciences, Iran

*maryamlashgarara@gmail.com

Abstract

Various medical images give doctors the ability to diagnose different types of diseases. Magnetic Resonance Imaging (MRI) of the brain is one of the most commonly used medical imaging techniques, which is adopted for analyzing sensitive tissues such as the brain without using any harmful radiation. One significant application of brain MRI images is the diagnosis of brain tumors using segmentation techniques. Fuzzy C-Means (FCM) algorithm is one of the widely used segmentation methods, offering relatively accurate segmentation of images due to its high insensitivity to noise. However, it may not effectively detect the edges and borders of brain tumors using this technique. One of the methods of improvement approach for segmentation is the use of intelligent methods such as Swarm Intelligence algorithms or metaheuristic algorithms. In this paper, the symbiotic organisms search (SOS) is adopted to enhance the accuracy of the FCM in detecting brain tumors. This aims to select the edges and borders of brain tumors with higher precision. Our evaluation of a set of MRI images shows that the accuracy and similarity of the proposed method in brain tumor diagnosis are 85.34% and 86.35%, respectively. The similarity index of the proposed method in brain tumor extraction is higher than fuzzy clustering, kernel-based versions, and graph-based fuzzy clustering.

Key words: Magnetic Resonance Imaging (MRI), Brain Tumor, Segmentation, Fuzzy C-Means (FCM), Symbiotic Organisms Search (SOS)