

دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب  
عنوان تحقیق به فارسی =

طبقه بندی و تعیین درجه تومور گلیومای مغز با استفاده  
از MRI و کانتورهای فعال تعیین سطح  
عنوان تحقیق به انگلیسی =

Classification and determination of brain  
glioma tumor grade using MRI and active  
surface contours

نام دانشجو = مریم  
نام خانوادگی دانشجو = حیدری  
نام درس = بینایی ماشین  
رشته = مهندسی پزشکی  
گرایش = بیوالکتریک

تقسیم بندی یک عنصر اساسی در پردازش تصویر پزشکی (MIP) است و برای کمک به تفسیر و استفاده بالینی به طور گسترده مورد بررسی و توسعه قرار گرفته است. در این مقاله روشی برای تقسیم توده های غیر طبیعی یا تومورها در تصاویر پزشکی مورد بحث قرار می گیرد که هم قوی و هم مؤثر است. ما یک روش مبتنی بر کانتور فعال (AC) و تکنیک های سطح تنظیم شده برای تشخیص بدخیمی در تصویربرداری با رزونانس مغناطیسی (MRI)، ماموگرافی و توموگرافی کامپیوتری (CT) را پیشنهاد کردیم. برای تقسیم توده های بدخیم، رویکرد کانتور فعال، عملکرد انرژی، روش سطح تنظیم و عملکرد F پیشنهادی استفاده می شود. این سیستم با استفاده از 160 تصویر پزشکی از دو پایگاه داده، از جمله 80 ماموگرافی و 80 اسکن مغز MRI مورد بررسی قرار گرفت. الگوریتم برای تقسیم بخش های مشکوک به ترتیب دارای دقت، فراخوان و دقت 96.25٪، 95.60٪ و 95.71٪ است. با افزودن این تکنیک به دستگاه های تصویربرداری بافت، صحت تشخیص تصاویر با حجم نسبتاً زیادی که سریع ارزیابی می شود افزایش می یابد. صرفه جویی در هزینه، صرفه جویی در وقت و دقت بالا همه مزایای رویکردی است که آن را از سیستم های مشابه جدا می کند.

مدل کانتور فعال، که مدل مارها نیز نامیده می شود، یک چارچوب در بینایی رایانه ای است که توسط مایکل کاس اندرو ویتکین و دمتری ترزوپولوس معرفی شده، و برای ترسیم خطوط خارجی یک شیء، از یک تصویر دو بعدی احتمالاً پر نویز تعریف شده است. مدل مارها در دیدگاه رایانه ای محبوب است و این مدل بطور گسترده در برنامه های

کاربردی مانند ردیابی شی، تشخیص شکل، تقسیم بندی، آشکارسازی لبه و تطبیق استریو مورد استفاده قرار می گیرد.

مدل مار یک انرژی کمینه کننده و اسپلاین قابل اصلاح است که تحت تأثیر محدودیت ها و نیروهای تصویر است که

آن را به سمت کانتورها و نیروهای داخلی متصل می کند که مقاومت در برابر تغییر شکل را دارند. مدل مارها ممکن است به عنوان یک مورد خاص از روش کلی تطبیق یک مدل ناپایدار به یک تصویر با استفاده از به حداقل رساندن انرژی درک شوند. در دو بعد، مدل شکل فعال، یک نسخه گسسته این رویکرد را نشان می دهد، با استفاده از مدل توزیع نقطه برای محدود کردن محدوده شکل به یک دامنه صریح از یک مجموعه آموزشی یاد می شود. مارها کل مشکل پیدا کردن خطوط در تصاویر را حل نمی کنند، زیرا این روش نیاز به دانش قبلی شکل کانتورهای طراحی شده دارد. در عوض، آنها به مکانیزم های دیگر مانند تعامل با یک کاربر، تعامل با برخی از فرآیندهای درک تصویری سطح بالاتر یا اطلاعاتی از داده های تصویر مجاور در زمان یا فضا بستگی دارد.



بخش بندی تومورهای مغزی توسط رادیولوژیست های با تجربه همچنان به عنوان مرجعی استاندارد در نظر گرفته می شود. با این حال، روش های بخش بندی نیمه خودکار و تمام خودکار رایانه ای، افزایش سرعت بخش بندی و تکرارپذیری نتایج را موجب می شوند. همچنین، روش های بخش بندی تمام خودکار ناهماهنگی میان مشاهده گر و درون

مشاهده گر را از بین می برد که ناشی از عواملی مانند اختلاف در تخصص و توجه و خطاهای ناشی از خستگی بینایی است. علاوه بر این، با ظهور الگوریتم های تقسیم بندی

با استفاده از شبکه های عصبی کانولوشنی، پیشرفت چشمگیری در افزایش شباهت بخش بندی در روش دستی و اتوماتیک به وجود آمده است (۴-۸).

در سال های اخیر، محققان بسیاری روش هایی برای بخش بندی خودکار و نیمه خودکار تومورهای مغزی ارائه کرده اند. با توجه به موفقیت های اخیر الگوریتم های شبکه عصبی کانولوشنی، مطالعات گسترده ای در حوزه بخش بندی

خودکار تومورهای مغزی با استفاده از یادگیری عمیق انجام شده است (۹، ۱۰). در سال ۲۰۱۳، اصلیان و همکاران یک روش نیمه اتوماتیک به منظور بخش بندی تومور مغزی ارائه

دادند. در این روش ابتدا ۳ انکولوژیست به صورت دستی

تومور مغزی ۱۰ بیمار را بخش بندی کردند. سپس برای جلوگیری از سرگیری حافظه، از چهارمین انکولوژیست با تجربه خواسته شد تا با توجه به پیچیدگی شکل هدف (ادم)

یا تومور)، ۴ تا ۸ نقطه در اطراف هدف را روی سکانس های انتخاب کند. در مرحله آخر، منحنی با بیشترین دقت MRI به طور خودکار بین این نقاط درون یابی شد و بدین ترتیب منحنی اولیه برازش شد. منحنی اولیه به سرعت براساس به

حداقل رساندن تابع انرژی تکامل یافت و در نهایت به مرز منطقه مدنظر، حجم هدف بالینی، همگرا شد. میانگین پارامتر شباهت در این روش،  $0.82$  و میانگین پارامتر هاسدورف  $1/91$  بوده است (۱۱). در سال [۲۰۱۶](#)، هوایی و همکاران یک شبکه عصبی کانولوشنی برای بخش بندی تومورهای مغزی تصاویر MRI موجود در پایگاه داده آموزش دادند. شبکه عصبی کانولوشنی ارائه شده BRATS از یک معماری آبشاری استفاده کرده است که نتیجه شبکه عصبی پایه به عنوان یک منبع اطلاعاتی دیگر برای شبکه عصبی بعدی استفاده می شود.

در پزشکی تصمیم گیری در رابطه با پیش گیری ، تشخیص و درمان یک از موارد کلیدی است و به سادگی انجام پذیر نمی باشد و نیاز به روش های آزمایشگاهی و ابزارهای قابل اطمینان دارد. در صورتی که این آزمایش ها و ابزار ها موید یکدیگر باشند ، تصمیم گیری از قابلیت اطمینان بیشتری برخوردار خواهد بود. در تشخیص تومورها ، ورم ها و خونریزی های عمقی در بافت هایی مانند مغز انسان فقط تصویر برداری هایی مانند MRI راهگشا خواهند بود.

از آنجا که این روش ها بر اساس حداقل خطای تخمینی از روی سیگنال های دریافتی باز سازی می شوند ، از جنبه ی کیفی برخوردار هستند و از نظر کمی دارای ضعف می باشند. جهت تقویت تصمیم گیری در تشخیص توسط این روش ها پیشنهاد می شود این گونه تصاویر را با استفاده از به حداکثر رساندن اطلاعات متقابل بر هم منطبق نمود و - به تفسیر و عیب یابی در آنها بپردازیم.



در این پایان نامه با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) و با تحلیل مولفه اصلی (PCA) برای استخراج ویژگی و طبقه بندی ناحیه تومور مغزی پرداختیم. در روش ما از شبکه عصبی که بسیار سریعتر است

استفاده شده است که بسیار سریعتر از روش مبتنی بر ناحیه رویش است. البته یک تفاوت عمده بین روش پیشنهادی و روش ارایه شده توسط آنها این بود که روش پیشنهادی به طور کامل خودکار بود ولی روش های آنها نیاز به انتخاب ناحیه شروع توسط کاربر داشت. میانگین عملکرد روش پیشنهادی در مرحله پاک کردن جمجمه در شاخص تشابه جاکارد برابر  $95/45\%$  و در نمره شباهت دایس برابر  $97/94\%$  بود. همچنین برای معیار حساسیت  $98\%$  و برای معیار ویژگی  $99\%$  بود که می توان از آنها قابلیت بالای مرحله پیش پردازش برای سگمنت کردن مغز و تولید یک خروجی مناسب برای مراحل بعد را نتیجه گرفت.

تصاویری که در آزمایش های روش پیشنهادی استفاده شده است، 50٪ حاوی تومور با تورم کم، ۳۰٪ حاوی تومور با تورم متوسط و ۲۰٪ حاوی تومور با تورم زیاد بود و همچنین این روش در مرحله کشف تومور با روش ساها و همکاران که با استفاده از تقارن مغز اقدام به کشف تومور می کند، با استفاده از تصاویری که در اختیار داشتیم مقایسه شد. نتایج این مقایسه نشان داد که روش پیشنهادی ما در مرحله کشف تومور ۹۵٪ از خود نشان داد. روش ساها و همکاران ۸۷٪ موفقیت از خودش نشان داد.



1. Shobana ,G., Balakishnan ,r., Brain Tumor Diagnosis Form MRI Feature Analysis-A comparative Study,Innovations in Information ,Embedded And Communication System (ICIIECS) , 2015 International Conference on ,IEEE , 2015.
2. Shanmugapriya , B.; Ramakrishnan , T. , segmentation of brain Tumors In Computed Tomography Images using SVM Classifier, Electronics and Communication Systems(ICECS), 2014 International conference on, IEEE, 2014.
3. Sarathi , M.P. ;Ansari ,M.A.; Uher ,v.; Burget , R. ;Dutta ,M.K. ,Automated Brain Tumor Segmentation Using Novel Feature Point Detector And Seeded region Growing ,Telecommunications And Signal Processing (TSP), 2016 36thInternational conference on , IEEE, 2013.
4. Saraswathi , D. ; Sharmila , G.; Srinivasan , E . , An Automated Diagnosis System Using Wavelet Based SFTA Texture Features, Information Communication and System (ICICES) ,2014 International Conference on ,IEEE , 2014 .
5. Subashini , M.M.; Sahoo , S. k. , Brain Tumor Detection Using Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and Back Propagation Network , Sustainable Energy and Intelligent Systems (SEISCON 2012) , IET Chennai 3<sup>rd</sup> International on IEEE ,2012 .
6. Anis LADGHAM , Ghada TORKHANI , Anis SAKLY , Abdellatif MTIBAA , “Modified Support Vector Machines for MR Brain Images Recognition “ , IEEE , CODIT , 13 , 2013 .
7. Ketan Machale , Hari Babu Nandpuru , Vivek Kapur , Laxi Kosta,“ MRI Brain Cancer Classification Using Hybrid Classifier (SVM – KN)’ , International Conference on Industrial Instrumentation and control (ICIC) , 2015 .
8. Hari Babu Nandpuru , S. S. Salankar , V .R . Bora , “ MRI Brain Cancer Classification Using Support Vector Machine” , IEEE Student’s Conference on Electical , Electronics and Computer Science , 2014 .
9. Parveen , Amritpa , “ Detection of Brain Tumor in MRI Images , Using Combination of Fuzzy C- Means and SVM “ , 2<sup>nd</sup> International Conference on Signal Processing and Integrated Network (SPIN) ,2015 .
10. M. Monica Subashini , Sara Kumar Sahoo , “ Brain Tumor Detection Using Pulse Coupled Neural Network (PCNN) AND Back Propagation network “ , Chennai and Vivekanandha College of technology For Women , Hird International Conference on Sustainable Energy and Intelligent System , 27-29 December , 2012 .
11. Abdullah , A. A.; Chize, B.S.; Nishio , y . , Implementation of an Improved Cellular Neural Network Algorithm For Tumor Detection , Biomedical Engineering (IC0BE) , 2012 International Conference on , IEEE , 2012 .

1. Goodenberger ML, Jenkins RB. Genetics of adult glioma. *Cancer Genet* 2012; 205(12): 613-21.
2. Işın A, Direkioğlu C, Şah M. Review of MRI-based brain tumor image segmentation using deep learning methods. *Procedia Comput Sci* 2016;102: 317-24.
3. Bi WL, Hosny A, Schabath MB, Giger ML, Birkbak NJ, Mehrtash A, et al. Artificial intelligence in cancer imaging: clinical challenges and applications. *CA Cancer J Clin* 2019; 69(2): 127-57.
4. Naser MA, Deen MJ. Brain tumor segmentation and grading of lower-grade glioma using deep learning in MRI images. *Comput Biol Med* 2020; 121: 103758.
5. Kollerathu VA, Kesavadas C, Krishnamurthi G. A transfer learning based approach for automated grading of Gliomas using deep Residual Networks; 2018.
6. Rehman A, Naz S, Razzak MI, Akram F, Inran M. A deep learning-based framework for automatic brain

tumors classification using transfer learning. *Circuits, Syst Signal Pro* 2020; 39(2): 757-75.

7. Bakas S, Reyes M, Jakab A, Bauer S, Rempfler M, Crimi A, et al. Identifying the best machine learning algorithms for brain tumor segmentation, progression assessment, and overall survival prediction in the BRATS challenge. *arXiv preprint arXiv:181102629*; 2018.
8. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Navab N, Hornegger J, Wells W, Frangi A, editor. *Medical image computing and*

*computer-assisted intervention – MICCAI*. Heidelberg, Germany: Springer; 2015.

9. Kermi A, Mahmoudi I, Khadir MT. Deep convolutional neural networks using U-Net for automatic brain tumor segmentation in multimodal MRI volumes. In: Crimi A, Bakas S, Kuijf H, Keyvan F, Reyes M, van Walsum T, editor. *Brainlesion: Glioma, multiple sclerosis, stroke and traumatic brain injuries*. Heidelberg, Germany: Springer; 2018.
10. Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:14091556*; 2014.