

Brain Tumor Detection using Fusion of MRI and CT Scan Images based on Deep Learning Feature Extraction Methods

Jafarkhah Seighalani, Dorsa¹ / Yazdi, Mehran^{2*} / Faghihi, Mohammad³

¹ - M.Sc. Graduated, Communication Engineering (System), School of Electrical and Computer Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

² - Associate Professor, Department of Communication and Electronical Engineering, School of Electrical and Computer Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

³ - Ph.D. Student, Signal and Image Processing Lab, Department of Communication and Electronical Engineering, School of Electrical and Computer Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/IJBME.2020.123852.1583

Received: 1 April 2020

Revised: 3 September 2020

Accepted: 7 October 2020

KEYWORDS

MRI Image
CT Scan Image
Image Fusion
Brain Cancer
Deep Learning
Neural Networks

ABSTRACT

Cancer is one of the most common diseases at the present time. Among different types of this disease, brain cancer has a high fatality rate and accurate and timely diagnosis of it, can have a major impact on the patient's life. Doctors need MRI and CT scan of brain to diagnose this condition. A precise image processing technique can help the medical specialists and speed up the diagnosis process. Many methods have been proposed to recognize brain tumors in medical images; however their accuracies were not acceptable. In fact, low accuracy is a result of the similarities between brain and tumor tissue. In this paper we propose a tumor recognition method using fusion of MRI and CT Scan images. This method exploits a deep learning based feature extraction algorithm that helps to distinguish tumors from brain tissue. Tumor recognition and accuracy calculation is performed for three common types of brain tumors (glioma, meningioma, and pituitary tumor). Our results show a great improvement of performance in comparison to related works.

***Corresponding Author**

Address	Department of Communication and Electronical Engineering, School of Electrical and Computer Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran		
Postal Code	71348-51154	Tel	+98-71-34851154
E-Mail	yazdi@shirazu.ac.ir	Fax	+98-71-32351010





تشخیص تومور مغزی با استفاده از تلفیق تصاویرهای ام آر آی و سی تی اسکن بر اساس روش‌های یادگیری عمیق

جعفر خواه صیقلانی، درسا^۱ / یزدی، مهران^{۲*} / فقیهی، محمد^۳

^۱ - کارشناسی ارشد، مخابرات سیستم، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران
^۲ - دانشیار، بخش مهندسی مخابرات و الکترونیک، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران
^۳ - دانشجوی دکتری، آزمایشگاه پردازش سیگنال و تصویر، بخش مهندسی مخابرات و الکترونیک، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/IJBME.2020.123852.1583

پذیرش: ۱۶ مهر ۱۳۹۹

بازنگری: ۱۳ شهریور ۱۳۹۹

ثبت در سامانه: ۱۳ فروردین ۱۳۹۹

واژه‌های کلیدی	چکیده
تصویر ام آر آی تصویر سی تی اسکن تلفیق تصاویر سرطان مغز یادگیری عمیق شبکه‌ی عصبی	امروزه سرطان یکی از شایع‌ترین بیماری‌ها بوده و سرطان مغز یکی از مهلک‌ترین و مرگ‌آورترین انواع سرطان است که تشخیص درست و به موقع آن تاثیر مهمی در زندگی بیمار دارد. پزشکان برای تشخیص این بیماری به تصاویرهای ام آر آی و سی تی اسکن مغز نیاز دارند. تا کنون روش‌های مختلفی برای تشخیص تومور مغزی با استفاده از تصاویر پزشکی ارائه شده است اما این روش‌ها به دلیل شباهت زیاد بافت تومور و سایر بافت‌های مغز از دقت مناسبی برخوردار نیستند. در این مقاله روشی با استفاده از تلفیق تصاویر ام آر آی و سی تی اسکن برای تشخیص سه نوع شایع از تومورهای مغزی (گلیوما، منژیوما و تومور هیپوفیز) پیشنهاد شده است. در این روش از ساختاری بر مبنای یادگیری عمیق استفاده شده تا ویژگی‌های متمایزکننده‌ی بافت مغز و تومور استخراج شود. تصویر تلفیقی به دست آمده دقت تشخیص نوع تومور را افزایش داده و نتایج به دست آمده با استفاده از روش پیشنهادی برتری این روش را نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد.

*نویسنده‌ی مسئول

بخش مهندسی مخابرات و الکترونیک، دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

نشانی

تلفن ۷۱۳۴۸-۵۱۱۵۴

۷۱۳۴۸-۵۱۱۵۴

کد پستی

دورنگار ۹۸-۷۱-۳۲۳۵۱۰۱۰

yazdi@shirazu.ac.ir

پست الکترونیک



۱- مقدمه

امروزه با پیشرفت علم و فناوری و قرار گرفتن در محیطی مملو از امواج مختلف، تغذیه‌ی نامناسب و عدم توجه به سلامت بدن، بیماری‌های زیادی به وجود آمده که یکی از شایع‌ترین آن‌ها انواع سرطان است. با توجه به شیوع فراوان سرطان، محققان دلایل متفاوتی را برای این بیماری عنوان می‌کنند که از آن جمله می‌توان به امواج با توان زیاد در محیط (پارازیت‌ها)، تغذیه‌ی نامناسب و عوامل وراثتی اشاره کرد. سرطان، به سلول‌هایی در بدن گفته می‌شود که رشد و تکثیر آن‌ها غیرقابل کنترل و غیرطبیعی است. اگر توده‌ای از سلول‌ها در بافت مغز ایجاد شود، به آن تومور مغزی گفته می‌شود. با این که تومور مغزی نسبت به سرطان‌های دیگر زیاد شایع نیست اما یکی از مهلک‌ترین و مرگ‌آورترین آن‌ها محسوب می‌شود. از این رو تشخیص سریع، درست و به موقع آن نقشی اساسی را در زنده ماندن بیمار ایفا می‌کند. اکثر تومورهای مغزی تا مراحل آخر پیشرفت بیماری، منجر به بروز نشانه‌ی خاصی نشده و احتمال این که با بیماری‌های دیگر اشتباه گرفته شوند زیاد است. متداول‌ترین روش تشخیص تومور مغزی استفاده از تصاویر ام‌آر‌آی یا سی‌تی‌اسکن و بررسی آن‌ها توسط پزشک متخصص است [۱]. با این که روش‌های تصویربرداری پزشکی کمک شایانی به تشخیص تومور مغزی کرده است، هر کدام از این روش‌ها معایب و مزایای خود را دارند. در تصویربرداری ام‌آر‌آی تصاویر با استفاده از میدان مغناطیسی قوی گرفته شده که این امر باعث ثبت جزئیات بافت نرم مغز می‌شود. در سی‌تی‌اسکن تصویربرداری با بهره‌گیری از اشعه‌ی ایکس انجام شده که در آن بافت سخت بهتر نشان داده می‌شود. بنابراین تصاویر ام‌آر‌آی بافت نرم مغز و تصاویر سی‌تی‌بافت سخت مغز مانند جمجمه را بهتر نشان می‌دهند. در این تحقیق سعی بر آن است تا با بهره‌گیری از این دو تصویر و استخراج ویژگی‌های مناسب آن‌ها، تصویری مناسب برای تشخیص تومور تولید شود و در واقع با تلفیق این دو تصویر، نتیجه‌ای به آید که کار را برای پزشک متخصص ساده‌تر و تشخیص او را دقیق‌تر کند.

در ادامه در بخش دوم پیشینه‌ی پژوهش مورد بررسی قرار گرفته و پژوهش‌های مرتبط و روش‌های پیشین برای تلفیق تصاویر پزشکی به صورت خلاصه معرفی شده است. در بخش سوم، روش پیشنهادی با جزئیات بیان شده و الگوریتم مورد استفاده و پارامترهای مربوط به آن معرفی شده است. در بخش چهارم،

نتایج به دست آمده با استفاده از روش پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته و با سایر پژوهش‌های مشابه مقایسه شده است. در انتها و در بخش پنجم نیز نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲- پیشینه‌ی پژوهش

پژوهش‌های متفاوتی در زمینه‌ی تلفیق تصاویر پزشکی انجام شده که می‌توان آن‌ها را به دو دسته‌ی کلی روش‌های کلاسیک و روش‌های یادگیری عمیق تقسیم کرد. در ادامه پژوهش‌های پیشین در این زمینه به صورت خلاصه معرفی شده است.

۲-۱- روش‌های کلاسیک

در پژوهش شارمیلا و هم‌کارانش از روش DWT^1 برای تلفیق تصاویر استفاده شده که شامل سه مرحله است [۲]. در مرحله‌ی اول تصاویر سی‌تی و ام‌آر‌آی به وسیله‌ی تبدیل Haar دوبعدی به چهار باند LL، LH، HL و HH تجزیه می‌شود. در گام دوم پایین‌ترین باند تصویر سی‌تی و ام‌آر‌آی با روش میانگین‌گیری و سه باند دیگر با روش ماکسیمم ترکیب می‌شود. در مرحله‌ی آخر نتایج مرحله‌ی قبل مشابه با [۳] ترکیب شده، از آن‌ها معکوس تبدیل مویک گرفته شده و تصویر نهایی به دست می‌آید. این روش روی ۶ زوج تصویر مغزی که از یک بیمار و در زمان‌های مختلف گرفته شده مورد آزمون قرار گرفته است. مقایسه‌ی نهایی بر اساس انتروپی^۲ و نسبت سیگنال به نویز^۳ صورت گرفته و نشان داده شده که نتایج به دست آمده نسبت به روش‌های پیشین برتری دارد. البته مجموعه‌ی داده‌ی مورد استفاده در این پژوهش بسیار کوچک بوده، معیارهای مورد مقایسه تنها مقادیر عددی بوده (لزوما مقدار بالاتر به معنای تشخیص بهتر نیست) و همچنین این روش غیرایستا است. با در نظر گرفتن مشکل تغییرپذیری با زمان، روش SWT^4 ارائه شده [۴] که روشی نامتغیر با زمان بوده و الگوریتم آن به گونه‌ای است که به جای Down Sampling از Up Sampling با تعدادی صفر بین ضرایب آن استفاده می‌شود [۵]. مزیت این روش در کم کردن اعوجاج ایجاد شده است زیرا بعد از اعمال فیلترها، از تعداد نمونه‌ها کاسته نمی‌شود. کلیات و نتیجه‌های مورد استفاده در SWT بسیار مشابه DWT بوده و تنها تغییرناپذیری با زمان به آن اضافه شده که از این رو در این جا از ارائه‌ی جزئیات بیش‌تر در این رابطه پرهیز شده است. روش پرکاربرد دیگر $LWT-NFA^5$ بوده که توسط راجکومار و

^۱ Stationary Wavelet Transform

^۵ Lifting Wavelet Transform and Neuro-Fuzzy Approach

^۱ Discrete Wavelet Transform

^۲ Entropy

^۳ Signal to Noise Ratio (SNR)

که با الهام از شبکه‌ی عصبی مغز طراحی شده، کمک شایانی به علوم کامپیوتر، پردازش تصویر، پردازش زبان طبیعی و هم‌چنین علم پزشکی کرده است. تمرکز این دسته از روش‌ها بیش‌تر روی طراحی ساختار شبکه جهت پردازش تصویر است. در سال ۲۰۰۶ مفهوم یادگیری عمیق مجدداً توسط هینتون مطرح شده است [۱۲]. یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین بوده که عمل کرد آن بر اساس یادگیری داده‌ها است. با پیش‌رفت تکنولوژی و افزایش کیفیت و حجم تصاویر پزشکی، روش‌های کلاسیک دیگر پاسخ‌گوی نیازها نبوده زیرا پردازش تصاویر پزشکی جدید بسیار زمان‌بر بوده و تعداد این تصاویر بسیار افزایش یافته است و از این رو استفاده از روش‌های قدیمی مقرون به صرفه و منطقی نمی‌باشد. بنابراین روش‌های جدیدی با استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری عمیق برای پردازش تصاویر ارائه شده است. محققان متعددی از روش یادگیری عمیق برای تلفیق تصاویر پزشکی بهره جسته‌اند. در سال ۲۰۱۶ شبکه‌ی عصبی کانولوشنی برای تقسیم‌بندی تومور مغزی از تصاویر ام آر آی توسط سرجی و پیرا ارائه شده است [۱۳]. با توجه به ساختار این شبکه و تصاویر ورودی به کار رفته، زمان یادگیری طولانی بوده و بافت سخت مغز مانند مجموعه به خوبی نشان داده نشده است. در سال ۲۰۱۹ این شبکه توسط طاهها و هم‌کارانش بهبود داده شده و دقت بخش‌بندی بافت تومور از ۸۵٪ به ۹۰٪ افزایش یافته است [۱۴]. در سال ۲۰۱۹ شبکه‌ی عصبی دیگری توسط دانگ و هم‌کارانش ارائه شده [۱۵] که قادر است بخش‌های مختلف مغز مانند قسمت سفید، خاکستری و مایع نخاعی را از یک‌دیگر تفکیک کند. در این روش از تصاویر ام آر آی با وزن‌دهی‌های مختلف استفاده شده است اما به دلیل نزدیک بودن شدت نور قسمت‌های خاکستری و سفید در این تصاویر، شبکه از دقت مناسبی برخوردار نمی‌باشد. لازم به ذکر است در تمام این روش‌ها تنها از تصاویر ام آر آی برای تشخیص تومور استفاده شده و نوع تومور مورد بررسی گلیوما است.

۳- روش پیشنهادی

روش‌های ارائه شده‌ی پیشین تنها روی تصاویر ام آر آی و برای تشخیص تومور گلیوما طراحی شده است. در این مقاله روشی برای تلفیق تصویر ام آر آی و سی تی اسکن به منظور تشخیص بهتر تومور مغزی پیشنهاد شده و جزئیات آن مورد بررسی قرار گرفته است. در واقع منظور از تشخیص بهتر، بخش‌بندی بهتر بافت مغز و تومور با تمایز بیش‌تر و مرزهای دقیق‌تر بوده و

هم‌کارانش ارائه شده است [۶]. استراتژی تلفیق این روش در سطح استخراج ویژگی پیاده‌سازی شده است. تلفیق در این روش بر اساس یک شبکه‌ی عصبی که مقادیر آن به کمک قوانین فازی تعیین شده صورت می‌گیرد. این روش از دو روش قبل زمان‌برتر بوده و در آن اولویتی بین تصویر ورودی ام آر آی و سی تی وجود ندارد. به منظور حل این مشکل روشی بر این مبنا توسط رانجان ارائه شده است [۷]. این روش که در آن از معیار کیفیت انتروپی استفاده شده در مواردی که کیفیت تصویر مهم‌تر از زمان واقعی بودن آن است کاربرد فراوانی داشته و بنابراین در تصویرهای پزشکی بسیار کارآمد است. لازم به ذکر است که این الگوریتم منحصر به تصاویر پزشکی نبوده و برای تلفیق تصاویر در حالت کلی معرفی شده اما روی چند تصویر پزشکی نیز مورد آزمون قرار گرفته است. روش کارآمد دیگر استفاده از فیلتر راهنما برای تلفیق تصاویر است. در پژوهش یانگ و هم‌کارانش [۸] از روش GF^1 با وزن‌دهی مناسب برای الگوریتم تلفیق استفاده شده و در نهایت تصویر تلفیق شده بر اساس قانون آماری به دست آمده است. در واقع در این روش از تبدیل موجک تصاویر سی تی و ام آر آی استفاده شده و وزن مناسب برای تلفیق زیرباندهای تبدیل موجک به صورت وفقی محاسبه شده است. معیارهای مقایسه در این روش میانگین گرادیان و انحراف معیار استاندارد بوده و مقایسه با دو تحقیق دیگر صورت گرفته که نتایج به دست آمده حاکی از برتری این روش نسبت به سایر روش‌های مورد مقایسه است. در تحقیقی دیگر توسط یانگ و هم‌کارانش [۹] روش $NSST^2$ ارائه شده است که امکان تجزیه‌ی تصاویر در جهت‌های مختلف را در اختیار کاربر گذاشته و باعث می‌شود نسبت به روش تبدیل کانتورل انعطاف‌پذیری محلی بیش‌تری داشته باشد [۹، ۱۰]. در سال ۲۰۱۷ روشی مبتنی بر BWT^3 برای استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر ام آر آی توسط بهادوره و هم‌کارانش [۱۱] ارائه شده که قادر است بافت‌های تومور را از سایر قسمت‌ها مجزا کند اما تصویر نهایی آن کیفیت مناسبی برای چشم انسان ندارد. با این حال این روش روی دو مجموعه‌ی داده مورد استفاده قرار گرفته و برتری نسبی آن به صورت تئوری (بر اساس نتایج عددی) نشان داده شده است.

۲-۲- روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق

بخشی از الگوریتم‌های به کار رفته در زمینه‌ی تلفیق تصاویر سی تی و ام آر آی مبتنی بر یادگیری عمیق است. یادگیری عمیق

^۱ Berkeley Wavelet Transform

^۱ Guided Image Filter

^۲ Non-Subsampled Shearlet Transform

شده و ورودی این لایه به عنوان جزئیات استخراج شده از تصویر ورودی اولین لایه در نظر گرفته شده است. همچنین برای تطبیق شبکه با تصاویر پزشکی پولینگ‌های بین لایه‌ی ۳ به ۴ و ۴ به ۵ از میانگین به ماکسیمم تغییر داده شده است. لازم به ذکر است که تابع هزینه‌ی مورد استفاده در ساختار VGG با محاسبه‌ی فاصله‌ی اقلیدسی بین نقشه‌ی ویژگی تصویر اصلی و تصاویر خروجی در لایه‌ی قبل از لایه‌ی آخر به دست آمده است. جزئیات کامل در این زمینه در مرجع [۱۶] ارائه شده که بررسی کامل آن خارج از مبحث این مقاله است.

روش پیشنهادی این مقاله به دو گام تقسیم می‌شود که در ادامه به بررسی قسمت‌های آن پرداخته شده است.

۳-۲- گام اول: استخراج اطلاعات پایه و تلفیق آن

ابتدا باید اطلاعات پایه (بخش فرکانس پایین) از جزئیات (بخش فرکانس بالا) جدا شود. بنابراین برای تجزیه‌ی تصاویر ورودی به این دو بخش از یک فیلتر بهینه‌ی پایین‌گذر استفاده شده که توسط لی [۱۷] ارائه شده است. تصاویر ام‌آرآی و سی‌تی ورودی از این فیلتر عبور داده شده تا اطلاعات پایه‌ی تصاویر (جزئیات با فرکانس پایین) استخراج شود. سپس به دلیل اهمیت بیش‌تر تصاویر ام‌آرآی نسبت به تصاویر سی‌تی از یک میانگین وزن‌دار با ضرایب ۰/۴ و ۰/۶ برای ترکیب تصاویر استفاده شده است. اهمیت بیش‌تر تصاویر ام‌آرآی با توجه به پژوهش‌های پیشین [۱۵] و تحقیقات صورت گرفته از پزشکان متخصص در این زمینه نتیجه‌گیری شده است. انتخاب وزن‌ها نیز با دانستن این موضوع که وزن تصاویر ام‌آرآی باید بیش‌تر باشد با آزمون و خطا انجام شده است. البته انتخاب بهینه‌ترین وزن برای ترکیب این تصاویر می‌تواند به عنوان تحقیقی جداگانه مورد بررسی قرار گیرد اما در این تحقیق مقادیر به دست آمده با آزمون و خطا به عنوان بهترین مقادیر در نظر گرفته شده است. تصویر تلفیق شده در این گام تصویر مربوط به اطلاعات پایه را ایجاد می‌کند. فیلتر بهینه‌ی مورد استفاده که معادله‌ی آن به صورت زیر است می‌تواند اطلاعات پایه و جزئیات را به خوبی از هم جدا کند.

$$B_n = I_n \times Z, \quad n = \{1,2\} \quad (1)$$

$$B_n = \operatorname{argmin} \|I_n \times B_n\|_F^2 + \lambda (\|g_x \times B_n\|_F^2 + \|g_y \times B_n\|_F^2) \quad (2)$$

$$g_x = [-1,1], g_y = [-1,1] \quad (3)$$

در این روابط B_n تصویر شامل اطلاعات پایه، I_n تصویر ورودی، Z فیلتر بهینه و n تعداد نوع تصویر ورودی (ام‌آرآی و

تشخیص تومور هم‌چنان بر عهده‌ی پزشک متخصص است. تا کنون چندین روش مختلف مانند روش‌های کلاسیک و روش یادگیری عمیق برای تلفیق تصویرهای پزشکی ارائه شده است. تصویرهای ورودی شامل سه نوع از شایع‌ترین تومورهای مغزی می‌باشد. در این مقاله روشی بر مبنای یادگیری عمیق جهت تلفیق تصویرهای ام‌آرآی و سی‌تی اسکن ارائه شده که کیفیت تصاویر را بهبود داده و منجر به افزایش دقت تشخیص نوع تومور در یک الگوریتم یادگیری ماشین کلاسیک شده است. در روش پیشنهادی تلفیق تصاویر در دو بخش صورت گرفته است. در بخش فرکانس پایین (اطلاعات پایه) تصاویر ام‌آرآی و سی‌تی با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر استخراج شده و به سادگی با هم تلفیق شده است. در بخش فرکانس بالا (جزئیات) که نیازمند دقت بالاتری برای تلفیق است تصاویر توسط یک شبکه‌ی کانولوشنی با ساختار یادگیری عمیق ترکیب شده است. در نهایت دو تصویر تلفیقی به دست آمده است که یکی شامل اطلاعات پایه و دیگری شامل جزئیات بوده و هر دو حاصل تلفیق تصاویر ام‌آرآی و سی‌تی می‌باشد. این دو تصویر، تصویر نهایی تلفیق شده را ایجاد کرده که می‌تواند در اختیار پزشک یا الگوریتم‌های یادگیری ماشین قرار گیرد. در ادامه، ابتدا به طور خلاصه به معرفی شبکه‌ی عصبی VGG [۱۶] پرداخته شده و سپس جزئیات روش پیشنهادی به صورت کامل بیان شده است.

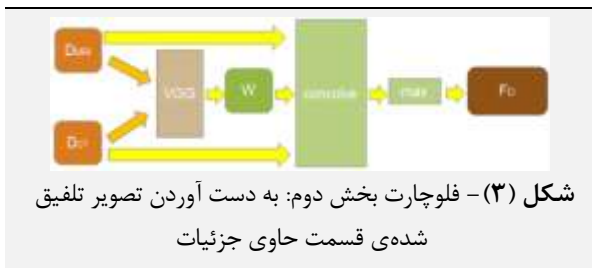
۳-۱- شبکه‌ی عصبی VGG

شبکه‌ی عصبی عمیق VGG^۱ یک شبکه‌ی عصبی کانولوشن بوده که در سال ۲۰۱۵ توسط سیمونیان و زیسرمن از دانشگاه آکسفورد پیشنهاد شده است [۱۶]. این شبکه برای استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر جهت طبقه‌بندی آن‌ها ارائه شده است. این شبکه در دو معماری مختلف VGG16 و VGG19 ارائه شده که مطابق شکل (۱) شبکه‌ی VGG 16 شامل ۱۶ لایه‌ی کانولوشنی یا ۱۶ لایه‌ی پارامتری است.



در این مقاله تنها برای استخراج ویژگی‌های مناسب از این شبکه استفاده شده، از این رو لایه‌ی آخر (لایه‌ی دسته‌بندی) حذف

^۱ VGG Deep Neural Network



در واقع در این مرحله تصاویر سی تی و ام آر آی به شبکه‌ی VGG داده شده است. این شبکه با الگوریتم backpropagation مبتنی بر گرادینان کاهش وزن‌های خود را مرحله به مرحله تنظیم کرده تا تابع هزینه‌ی مخصوص آن کمینه گردد. در واقع زمانی که کانولوشن تصویر خروجی با ترکیبی از تصاویر ورودی ماکسیمم شود شبکه کاملاً آموزش دیده است. البته در عمل این ماکسیمم شدن زمانی اتفاق می‌افتد که تابع هزینه کمینه شده باشد. بدین ترتیب نیازی به بررسی خروجی در هر مرحله و ماکسیمم‌گیری وجود نداشته و با کمینه شدن تابع هزینه، ماکسیمم شدن نیز به طور خودکار صورت می‌گیرد.

در نهایت برای به دست آوردن تصویر تلفیقی نهایی کافی است تصویر تلفیق شده‌ی حاوی اطلاعات پایه و تصویر تلفیق شده‌ی حاوی جزئیات با هم جمع شود. بدین منظور در این تحقیق با آزمون‌های متعدد مشاهده شده است که ترکیب این تصاویر (تصویر حاوی جزئیات و تصویر حاوی اطلاعات پایه) با وزن یک‌سان بهترین نتیجه را از لحاظ بصری تولید کرده و از این رو تصویر تلفیقی با استفاده از رابطه‌ی (۶) به دست آمده است.

$$F(x, y) = F_b(x, y) + F_d(x, y) \quad (6)$$

در این رابطه F_d تصویر تلفیقی قسمت جزئیات، F_b تصویر تلفیقی قسمت پایه و F تصویر تلفیق شده‌ی نهایی است. بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی در شکل (۴) ارائه شده است.

۴- نتایج، بررسی و مقایسه

در این بخش ابتدا به معرفی مجموعه‌ی داده‌ی مورد استفاده، معیارهای مقایسه و ارائه‌ی نتایج به دست آمده پرداخته شده و سپس مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی این مقاله با سایر روش‌های مرتبط ارائه شده است.

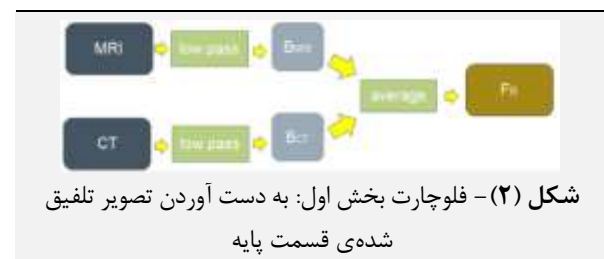
۴-۱- مجموعه‌ی داده

داده‌های ورودی مورد استفاده در این مقاله از سایت‌های CPTAC و Allen Brain Atlases جمع‌آوری شده است که شامل سه نوع تومور گلیوما، مننژیوما و تومور غده‌ی هیپوفیز می‌باشد. تمام تصاویرهای ام آر آی با وزن‌دهی T1 گرفته شده

سی تی اسکن) است. مطابق مرجع [۱۷] تصاویر پایه‌ای انتخاب شده که در رابطه‌ی (۲) صدق کنند. در واقع فیلتر Z با توجه به رابطه‌ی (۲) به دست آمده است. همچنین در رابطه‌ی (۲) g_x و g_y عمل‌گرهای گرادینان و F تبدیل فوریه‌ی سریع بوده و مقدار λ برابر با ۵ است [۱۷]. پس از تولید تصاویر پایه‌ی مناسب برای به دست آوردن تصویر تلفیق شده، قسمت پایه‌ی این تصاویر با یک میانگین وزن‌دار متناسب با هم ترکیب شده است.

$$F_b(x, y) = \alpha_1 B_{mri}(x, y) + \alpha_2 B_{ct}(x, y) \quad (4)$$

در رابطه‌ی (۴) مقدار ضرایب α_1 و α_2 به ترتیب برابر با ۰/۶ و ۰/۴ بوده و F_b تصویر تلفیق شده‌ی قسمت پایه است. فلوجارت مربوط به این قسمت در شکل (۲) ارائه شده است.



برای به دست آوردن تصویر حاوی جزئیات کافی است تصویر پایه از تصویر ورودی کاسته شود. در واقع این عمل معادل اعمال یک فیلتر بالاگذر روی تصویر اولیه است.

$$D_n = I_n - B_n \quad (5)$$

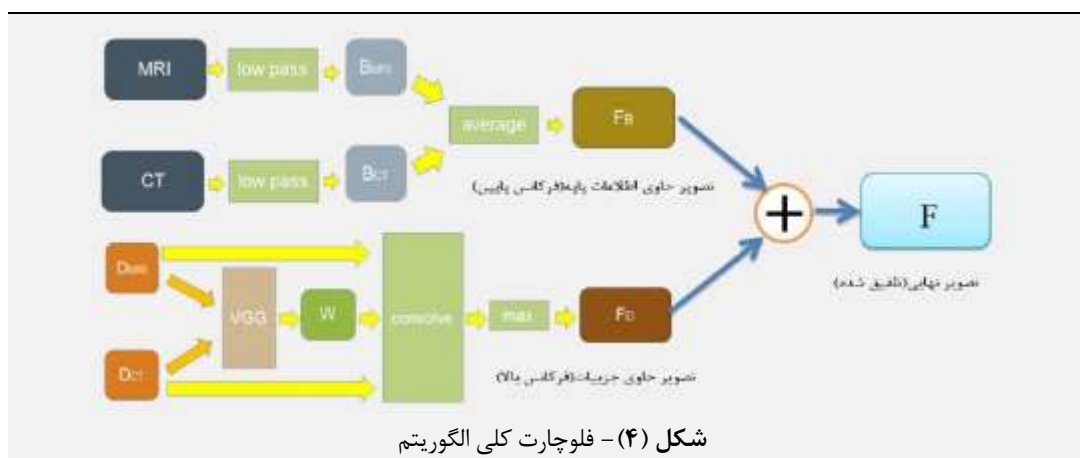
در این رابطه D_n تصویر حاوی جزئیات بوده و منظور از علامت تفریق، جداسازی بخش فرکانس پایین (B_n) از تصویر اولیه است. مطابق شکل (۲) ابتدا تصویر سی تی و تصویر ام آر آی متناظر آن از فیلتر بهینه‌ی پایین‌گذر (رابطه‌ی ۱) عبور داده شده و سپس این تصاویر با توجه به رابطه‌ی (۴) ترکیب شده است. نکته‌ی مهم در این مرحله تناظر پیکسل به پیکسل تصاویر سی تی و ام آر آی است به طوری که پیش از تمام این مراحل باید یک الگوریتم registration روی تصاویر اجرا شود. در این تحقیق از داده‌هایی استفاده شده که به صورت پیش‌فرض رجیستر شده بودند و نیازی به اعمال الگوریتمی مجزا وجود ندارد.

۳-۳- گام دوم: تصویر تلفیق شده‌ی نهایی

مطابق شکل (۳) در این بخش ویژگی‌های مناسب از تصاویر D_n (تصویر دارای جزئیات فرکانس بالا، به دست آمده از رابطه‌ی ۵) به وسیله‌ی شبکه‌ی عمیق استخراج شده است تا تلفیق صورت گیرد. با توجه به تغییرات اعمال شده در شبکه، پس از عبور تصاویر، ویژگی‌ها به صورت وزن‌های متفاوت به دست آمده است.

مجموعه‌ی داده از طبقه‌بند SVM خطی بهره گرفته شده که جزئیات مربوط به آن در مراجع [۱۱، ۱۸، ۱۹] قابل مشاهده است. هم‌چنین تمام داده‌ها به صورت رجیستر شده مورد استفاده قرار گرفته است.

است و تمام داده‌ها شامل تومور می‌باشند. در مجموع تعداد تصویرها برابر با ۱۰۰۰ بوده که از این تعداد ۸۰۰ تصویر به عنوان داده‌های یادگیری و ۲۰۰ تصویر به عنوان داده‌های تست در نظر گرفته شده است. به منظور طبقه‌بندی تومورها در این



انسان) صورت می‌گیرد، معیار $SSIM^2$ توسط ونگ و هم‌کارانش با در نظر گرفتن این مورد پیشنهاد شده [۲۰] که به صورت زیر قابل محاسبه است.

$$SSIM_{X,F} = \frac{2\mu_x\mu_f + C_1}{\mu_x^2 + \mu_f^2 + c_1} \cdot \frac{2\sigma_x\sigma_f + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_f^2 + c_2} \cdot \frac{\sigma_{x,f} + C_3}{\sigma_x\sigma_f + c_3} \quad (9)$$

در این رابطه $SSIM_{X,F}$ میزان شباهت تصویر تلفیق شده با تصویر منبع، μ میانگین تصاویر، σ انحراف معیار تصاویر و $\sigma_{x,f}$ کوواریانس تصویر منبع و تلفیق شده بوده و پارامترهای C برای ایستادن کردن معادله تعبیه شده است.

در نهایت میزان کل شباهت از جمع میزان شباهت تصویر تلفیق شده با تصویر منبع a و تصویر تلفیق شده با تصویر منبع b به دست آمده است [۲۰، ۲۱].

$$SSIM = SSIM_{A,F} + SSIM_{B,F} \quad (10)$$

۴-۲-۳- امتیاز اطلاعات تلفیق

اگر تصویرهای ورودی با X و Y و تصویر تلفیق شده با F نشان داده شود، می‌توان امتیاز اطلاعات تلفیق $Q^{XY/F}$ (بر اساس تلفیق بر مبنای گرادیان) را به دست آورد که عددی بین صفر و یک بوده به طوری که صفر به معنای از دست رفتن کل اطلاعات منبع و یک به معنای تلفیق ایده‌آل بدون از دست دادن هیچ اطلاعاتی است [۲۲].

برای به دست آوردن میزان اطلاعات از دست رفته ابتدا عمل گر روی تصویرهای ورودی و خروجی اعمال شده و سپس به تابع

۴-۲-۲- معیارهای مورد بررسی

معیارهای استفاده شده برای مقایسه‌ی تلفیق تصاویر در این پژوهش به شرح زیر است.

۴-۲-۱- اطلاعات مشترک

معیار اطلاعات مشترک^۱ (MI) که یکی از مفاهیم اساسی در نظریه‌ی اطلاعات است [۲۰] میزان اطلاعات انتقال یافته از تصویر منبع به تصویر تلفیق شده را مشخص کرده و مقدار آن به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$MI = MI_{A,F} + MI_{B,F} \quad (7)$$

در این رابطه $MI_{B,F}$ و $MI_{A,F}$ بیان‌گر میزان اطلاعات انتقال یافته از منابع به تصویر تلفیق شده است که به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$MI_{X,F} = \sum_{x,f} p_{X,F}(x,f) \log \frac{p_{X,F}(x,f)}{p_X(x)p_F(f)} \quad (8)$$

در این رابطه p_X و p_F به ترتیب هیستوگرام تصویر منبع و تلفیق شده و $p_{X,F}$ هیستوگرام مشترک این دو تصویر است. هر چه میزان این معیار بیش‌تر باشد عملیات تلفیق بهتر انجام شده است [۱۸].

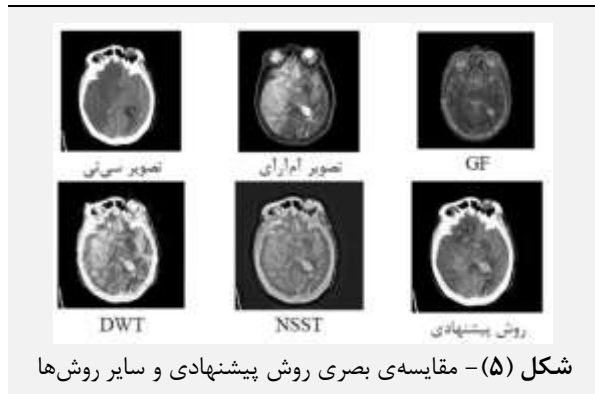
۴-۲-۲- معیار SSIM

سیستم بینایی انسان نسبت به اعوجاج و از دست رفتن ساختار حساس است. از آن‌جا که تشخیص نهایی توسط پزشک (چشم

^۲ Structural Similarity Index Measure

^۱ Mutual Information

شده برای تلفیق تصاویر، روش پیشنهادی از نظر کمی نیز با روش‌های کلاسیک مورد مقایسه قرار گرفته است. در انتها نیز خروجی الگوریتم SVM در تشخیص نوع تومور (به عنوان تخمینی از نتیجه‌ی تشخیص توسط پزشک) با سایر روش‌ها مقایسه شده است. نتایج به دست آمده به صورت شهودی (بصری) در شکل (۵) ارائه شده است.



مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با سایر روش‌های مرتبط بر اساس معیارهای معرفی شده، در جدول (۱) ارائه شده و جدول‌های (۲-۵) نیز با توجه به سایر معیارهای معرفی شده به دست آمده است.

سیگموئید^۱ نگاشت شده تا $Q_{m,n}^{XF}$ حاصل شود. در نهایت امتیاز اطلاعات تلفیق شده به صورت زیر قابل محاسبه است [۲۰].

$$Q^{XY/F} = \frac{\sum_{m,n} Q_{m,n}^{XF} W_{m,n}^X + Q_{m,n}^{BF} W_{m,n}^Y}{\sum W_{m,n}^X + W_{m,n}^Y} \quad (11)$$

امروزه تشخیص نوع تومور تنها توسط پزشک و با بررسی تصاویر سی تی و ام آر آی و تصاویر تلفیقی انجام می‌شود اما برای سنجش کمی کیفیت تصویر تلفیقی و مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، تصاویر تلفیقی حاصل برای تشخیص نوع تومور به الگوریتم خطی SVM [۱۱] داده شده که معیارهای مقایسه‌ی آن به صورت زیر است.

$$Precision = \frac{t_p}{t_p + f_p} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{t_p}{t_p + f_n} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{t_p + t_n}{t_p + t_n + f_p + f_n} \quad (3)$$

t_p : true Positive, t_n : true negative
 f_p : false positive, f_n : false negative

۴-۳- معیارهای مورد بررسی

ابتدا نتایج به دست آمده به صورت شهودی با نتایج روش‌های کلاسیک مقایسه شده و سپس با استفاده از معیارهای معرفی

جدول (۱) - مقایسه‌ی آماری روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

روش پیشنهادی	GF	NSST	DWT	
۴/۳۴	۴/۰۵	۳/۶۱	۳/۵۲	MI
۰/۹۴۵۱	۰/۸۷۰۹	۰/۷۷۵۹	۰/۶۳۱۱	SSIM
۰/۷۲	۰/۷۳	۰/۷۰	۰/۶۳	$Q^{MRI CT/F}$

جدول (۲) - مقایسه برای تومور نوع ۱ (گلیوما)

روش پیشنهادی	GF	NSST	DWT	CT	MRI	
٪۸۶	٪۸۵	٪۷۷	٪۶۰	٪۴۹	٪۵۴	Precision
٪۸۸	٪۸۳	٪۷۳	٪۵۸	٪۴۸	٪۵۱	Recall

جدول (۳) - مقایسه برای تومور نوع ۲ (مننژیوما)

روش پیشنهادی	GF	NSST	DWT	CT	MRI	
٪۶۰	٪۵۳	٪۵۹	٪۵۷	٪۵۰	٪۴۸	Precision
٪۵۸	٪۵۰	٪۵۴	٪۵۵	٪۵۱	٪۴۷	Recall

جدول (۴) - مقایسه برای تومور نوع ۳ (تومور غده‌ی هیپوفیز)

روش پیشنهادی	GF	NSST	DWT	CT	MRI	
٪۹۱	٪۷۹	٪۷۲	٪۵۷	٪۵۶	٪۵۵	Precision
٪۸۹	٪۷۰	٪۷۱	٪۵۶	٪۵۴	٪۵۲	Recall

جدول (۵) - مقایسه‌ی دقت روش‌های مختلف در تشخیص نوع تومور

روش پیشنهادی	GF	NSST	DWT	CT	MRI	
٪۸۲	٪۷۹	٪۷۰	٪۵۸	٪۵۰	٪۵۱	Accuracy

^۱ Sigmoid

۴-۴- تحلیل نتایج

و کمک به پزشک، روش‌های مختلفی برای تلفیق این تصاویر ارائه شده است. در این مقاله روشی با استفاده از Guided Filter و یادگیری عمیق به منظور تلفیق اطلاعات پایه و جزئیات تصاویر ام‌آرآی و سی‌تی ارائه شده است. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها از عمل کرد بهتری در زمینه‌ی تلفیق تصاویر با توجه به معیارهای مقایسه‌ی متداول برخوردار است. همچنین نتیجه‌ی اعمال SVM روی تصاویر حاصل از این مقاله نشان می‌دهد که توانایی این الگوریتم دسته‌بندی در تشخیص نوع تومور در مقایسه با استفاده از تصاویر تلفیقی سایر روش‌های مورد مقایسه به عنوان ورودی، بهبود پیدا کرده است.

در شکل (۱) مشاهده می‌شود که تصویر خروجی از نظر بصری نسبت به روش‌های مشابه کیفیت بالاتری دارد به طوری که هم جزئیات تصویر به صورت دقیق مشخص شده و هم بخش‌های پیوسته‌ی تومور، مجامه و سایر بخش‌های مغز به خوبی مشخص است. در جدول (۱) نیز مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی از نظر تمام معیارهای معرفی شده نسبت به روش‌های مورد بررسی برتری دارد و فقط در یک مورد مقدار $Q^{MRI\ Cu/F}$ نسبت به روش مبتنی بر Guided Filter اندکی کم‌تر است که تفاوت چشم‌گیری نمی‌باشد. طبق نظر پزشکان متخصص، تشخیص تومور گلیوما از تومور مننژیوما دشوارتر است و اغلب امکان اشتباه در آن وجود دارد. با استفاده از تصاویر تلفیق شده درصد اشتباه توسط سیستم نسبت به تصاویر ورودی تنها یا سایر روش‌ها کاهش یافته است. روش پیشنهادی در تشخیص تومور گلیوما (مهم‌ترین نوع تومور مغزی) با توجه به جدول (۲) از دقت بالاتری نسبت به روش‌های دیگر و تصاویر ورودی برخوردار است. دقت نهایی میانگین برای تمام داده‌ها در تصاویر تلفیق شده‌ی روش پیشنهادی برابر با ۸۲٪ است. در مجموع از آنجا که این روش هم اطلاعات تصاویر ام‌آرآی و هم اطلاعات تصاویر سی‌تی را حفظ می‌کند، عمل کرد بسیار مناسبی دارد. طبق مشورت صورت گرفته با پزشکان متخصص، در تشخیص تومور اطلاعات با فرکانس بالا (جزئیات) دارای اهمیت بیشتری است زیرا سائز تومور، مرز تومور، محل دقیق قرارگیری تومور و این گونه اطلاعات با توجه به جزئیات قابل استخراج می‌باشد. به همین منظور برای تلفیق بخش جزئیات تصویر از شبکه‌ی یادگیری عمیق استفاده شده است. در تلفیق بخش پایه نیز تنها پیوستگی مناسب و تمایز بین بافت‌های مختلف کافی بوده و به همین دلیل به استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر بهینه اکتفا شده است اما در عمل می‌توان تلفیق بخش پایه‌ی تصاویر را نیز با کمک یادگیری عمیق انجام داد که تنها منجر به افزایش حجم محاسبات می‌شود.

۶- مراجع

- [1] DeAngelis, L.M. "Brain tumors". *New England Journal of Medicine*, 344(2), pp.114- 123, 2001.
- [2] K Sharmila, S Rajkumar, V Vijayaraj an, "Hybrid method for multimodality medical image fusion using Discrete Wavelet Transform and Entropy concepts with Quantitative Analysis", *International conference on Communication and Signal Processing*, pp.489-493, April 2013.
- [3] Pajares, G., & De La Cruz, J. M. (2004). A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern recognition*, 37(9), 1855-1872.
- [4] Pesquet, J. C., Krim, H., & Carfantan, H. (1996). Time-invariant orthonormal wavelet representations. *IEEE transactions on signal processing*, 44(8), 1964-1970.
- [5] Srinivas, P. Bala, and B. Venkatesh. "Comparative Analysis of DWT SWT DWT & SWT and DT-CWT-Based Satellite Image Resolution Enhancement." *International Journal of Electronics & Communication Technology (IJECT)* 5.4 (2014): 137-141.
- [6] Rajkumar, S., et al. "CT and MRI image fusion based on Wavelet Transform and Neuro-Fuzzy concepts with quantitative analysis." *Electronics and Communication Systems (ICECS), 2014 International Conference on. IEEE, 2014* Kolb, Bryan, and Ian Q. Whishaw. "An introduction to brain and behavior". Worth Publishers, 2001.
- [7] Ranjan, R., Singh, H., Meitzler, T. and Gerhart, G.R. "Iterative image fusion technique using fuzzy and neuro fuzzy logic and applications". In *Fuzzy Information Processing Society, 2005. NAFIPS 2005. Annual Meeting of the North American IEEE*, pp.706-710, 2005.
- [8] Na, Y., Zhao, L., Yang, Y. and Ren, M. "Guided filter-based images fusion algorithm for CT and MRI medical images". *IET Image Processing*, 12(1), pp.138-148, 2017.
- [9] Yang, Jingming, et al. "A novel fusion technique for CT and MRI medical image based on NSST." *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2016.*

۵- نتیجه‌گیری

تومور مغزی یکی از مهلک‌ترین انواع سرطان است و تشخیص به موقع آن در روند زنده ماندن بیمار نقشی اساسی دارد. تصاویر سی‌تی و ام‌آرآی به تنهایی برای تشخیص تومور کافی نیست زیرا هر کدام بخش و بافت خاصی از مغز را بهتر نشان می‌دهد. همچنین تشخیص درست تومور به میزان بسیار زیادی وابسته به تجربه و دانش پزشک است. به منظور کاهش خطای انسانی

- [16] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for largescale image recognition." arXiv preprint arXiv: 1409.1556 (2014).
- [17] Li, Shutao, Xudong Kang, and Jianwen Hu. "Image fusion with guided filtering." *IEEE Transactions on Image processing* 22.7 (2013): 2864-2875.
- [18] <https://proteomics.cancer.gov/programs/cptac>
- [19] <https://portal.brain-map.org/>
- [20] Ma, Jiayi, Yong Ma, and Chang Li. "Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey." *Information Fusion* 45 (2019): 153-178.
- [21] Hsu, Chih-Wei, and Chih-Jen Lin. "A comparison of methods for multiclass support vector machines." *IEEE transactions on Neural Networks* 13.2 (2002): 415-425.
- [22] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", *IEEE Transactions on Image Processing* 13 (4) (2004) 600-612.
- [10] Yang, L., Guo, B. L., & Ni, W. (2008). Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of contourlet transform. *Neurocomputing*, 72(1-3), 203-211.
- [11] Bahadure, Nilesh Bhaskarrao, Arun Kumar Ray, and Har Pal Thethi. "Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM." *International journal of biomedical imaging* 2017 (2017).
- [12] Bengio, Yoshua, Ian Goodfellow, and Aaron Courville. *Deep learning*. Vol. 1. MIT press, 2017.
- [13] Pereira, S., Pinto, A., Alves, V. and Silva, C.A. "Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images". *IEEE transactions on medical imaging*, 35(5), pp.1240-1251, 2016.
- [14] Thaha, M. Mohammed, et al. "Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images." *Journal of medical systems* 43.9 (2019): 294
- [15] Nie, Dong, et al. "Fully convolutional networks for multi-modality isointense infant brain image segmentation." 2016 *IEEE 13th international symposium on biomedical imaging (ISBI)*. IEEE, 2016.