



Islamic Azad University , Shiraz Branch

نشریه تحلیل مدارها، داده ها و سامانه ها  
Journal of Circuits, Data and Systems Analysis

sanad.iau.ir/journal/jcdsa



# A New Approach of MRI and CT-Scan Images Fusion using Texture Segmentation and Fuzzy Weighting in Wavelet Transfer

Khalil Mowlani<sup>1</sup>, Mehdi Jafari Shahbazzadeh<sup>2\*</sup>, Maliheh Hashemipour<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Computer Engineering, Kerman Branch, Islamic Azad University, Kerman, Iran

[Kh.mowlani@gmail.com](mailto:Kh.mowlani@gmail.com)

<sup>2</sup> Department of Electrical Engineering, Kerman Branch, Islamic Azad University, Kerman, Iran

[mjafari@iauk.ac.ir](mailto:mjafari@iauk.ac.ir)

<sup>3</sup> Department of Computer Engineering, Kerman Branch, Islamic Azad University, Kerman, Iran

[m.hashemi@iauk.ac.ir](mailto:m.hashemi@iauk.ac.ir)

**Abstract:** CT images provide information about bony structures but cannot support tissue information, whereas MRI images show details about soft tissues. Obtaining the maximum information and key features from the source images, increasing the visual quality and contrast of the fused image, and reducing the computational tasks remain a major challenge for many medical image fusion algorithms. In this article, the integration of medical images is based on two-dimensional discrete wavelet transform (DWT). First, the original images are decomposed by the Db2 discrete wavelet package into two sets of approximate coefficients and partial coefficients. For the matrix of approximate coefficients, the fuzzy weighting technique of the matrix of approximate coefficients of the input images is used, and for partial coefficients, the average method of the matrix of detail coefficients is used. Weighting uses the mask technique obtained by segmenting the texture of the images. This research has been extended to the composition of color medical images, which effectively prevents color distortion and enhances visual quality. The obtained results show that the proposed algorithm not only performs better in edge and contour detection and visual features, but also has improvements in quantitative parameter values compared to other researches.

**Keywords:** Images Fusion, Medical Image Processing, Discrete Wavelet Transform, Texture Segmentation, Fuzzy Weighting.

JCDSA, Vol. 2, No. 3, Autumn 2024

Received: 2023-12-11

Online ISSN: 2981-1295

Accepted: 2024-11-19

Journal Homepage: <https://sanad.iau.ir/en/Journal/jcdsa>

Published: 2024-12-20

## CITATION

Mowlani. Kh, et. al., "A New Approach of MRI and CT-Scan Images Fusion using Texture Segmentation and Fuzzy Weighting in Wavelet Transfer", Journal of Circuits, Data and Systems Analysis (JCDSA), Vol. 2, No. 3, pp. 31-42, 2024.

DOI: 00.00000/0000

## COPYRIGHTS



©2024 by the authors. Published by the Islamic Azad University Shiraz Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

\* Corresponding author

## Extended Abstract

### 1- Introduction

Recently, there has been an upsurge of attention towards the use of multiple sensors to increase the ability of machines and intelligent systems. Pictures are considered as true descriptions of things. When pictures are taken with a camera, there are limitations of the camera. One of these restrictions is the focal distance, in which case only the objects that are in the focal distance of the camera are seen correctly and the rest of the images are blurred. Image fusion is the process of gathering information from multiple images into one fused image in order to provide more interpretation capabilities. Image fusion has several merits due to widespread applications in medical image processing, military field, remote sensing.

### 2- Methodology

In view of this and as a longstanding interest, in the current study, an optimal method in the fusion of different CT and MRI medical images is presented with the help of image texture transformation with fuzzy weighting in the wavelet domain, which suggests single-level decomposition in the spatial domain. The final images are presented based on a new optimization approach of medical images fusion under wavelet transform with fuzzy weighting for segmented tissue images of each image pair.

The main achievements of the paper are given below:

- A new method for integrating medical images is proposed.
- A new method based on new fuzzy weighting has been introduced.
- A texture transformation is used to optimize the wavelet coefficients in different parts of the fusion image. This transform improves the fuzzy weighting rate for the wavelet transform coefficients. The texture transform function is capable of computing SVD, Eigen, QR or LU texture transforms. The transformation result highlights the texture areas; it can be used for image segmentation.
- Method of using three different indicators to analyze its efficiency.
- Comparing the efficiency of the proposed method with some other advanced methods.

#### 2-1- Fuzzy Logic Technique

The term fuzzy image processing refers to the entire collection of methods that comprehend, represent, and process images, their segments, and features as fuzzy sets. In fact, the two most important steps in fuzzy image processing representation and processing depend on the fuzzy procedure that is selected as well as the issue that has to be resolved. The first stage in using fuzzy logic to govern an image is to transform it into a grayscale image. Then, during the fuzzyfication process, the image is transformed into a membership function, allowing fuzzy logic to easily alter its value.

#### 2-2- Discrete Two-Dimensional Wavelet Transform

The signal is broken down into its frequency components using the wavelet transform. Instead of two-dimensional wavelet, first, two high-pass and low-pass filters are applied on the lines and the sampling rate is reduced. Two signals with high and low frequencies are created and the high-pass and low-pass filters are applied on the columns and the sampling rate is reduced.

#### 2-3- Texture Conversion

Importantly, up to date a great number of researches on texture approaches have been well documented. Consider a  $w \times w$  square neighborhood of one pixel in a picture, and let the gray values of that region define the  $W$  matrix. It can be made into a diagonal or triangular matrix by multiplying before and after the appropriate matrix, just like any other square matrix.

### 3- Results and discussion

The wavelet analysis technique of images has been established and developed using the averaging of high frequency partial coefficients, discrete wavelet transforms and fuzzy weighting based on texture transformation in a simple pixel-by-pixel manner. The result of fusion based on wavelet transform and fuzzy selection and averaging rules. The wavelet used here is the Db2 wavelet and each of the MRI and CT images are converted into eight frequency bands after two stages of analysis.

As can be seen, the fusion of images using the mentioned method in comparison with another method has achieved a better and more acceptable result. Four standard evaluation metrics are utilized in this article. They are as follows; Standard deviation, Peak Signal to Noise Ratio and Structural similarity index measurement. According to results the suggested technique produces a fused image with more usable information and a higher degree of similarity to the source image compared to other fused methods. This indicates that the proposed method excels in terms of visual effects.

### 4- Conclusion

In this article, pixel order fusion algorithm based on wavelet transform with fuzzy weighting and texture transformation is presented, which uses fuzzy integration rules to fuse images obtained from different imaging systems. Proposed technique has been able to achieve a significant improvement in increasing the quality of the merged images. Also, due to the simplicity of the proposed technique, it has achieved good results for improving the speed of fusion and making images resistant to noise and roughness of images.





## رویکردی جدید از ادغام تصاویر MRI و CT-Scan با استفاده از

### تقسیم بندی بافت و وزن دهی فازی برپایه ی تبدیل موجک

خلیل مولانی<sup>۱</sup>، مهدی جعفری شهباز زاده<sup>۲\*</sup>، ملیحه هاشمی پور<sup>۳</sup>

۱- گروه مهندسی کامپیوتر، واحد کرمان، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمان، ایران (kh.mowlani@gmail.com)

۲- گروه مهندسی برق، واحد کرمان، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمان، ایران (mjafari@iauk.ac.ir)

۳- گروه مهندسی کامپیوتر، واحد کرمان، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمان، ایران (m.hashemi@iauk.ac.ir)

**چکیده:** تصاویر CT اطلاعاتی در مورد ساختارهای استخوانی ارائه می دهند، اما نمی توانند اطلاعات بافتی را پشتیبانی کنند؛ در مقابل، تصاویر MRI جزئیاتی را در مورد بافت های نرم نشان می دهند. به دست آوردن حداکثر اطلاعات و ویژگی های کلیدی از تصاویر منبع، افزایش کیفیت بصری و کنتراست تصویر ترکیب شده همچنین کاهش وظایف محاسباتی برای بسیاری از الگوریتم های هم جوشی تصاویر پزشکی، به صورت یک چالش بزرگ باقی مانده است. در این مقاله، ادغام تصاویر پزشکی بر اساس تبدیل موجک گسسته دو بعدی صورت گرفته است. ابتدا تصاویر اصلی توسط بسته موجک گسسته ی Db2 به دو مجموعه ضرایب تقریبی و ضرایب جزئی تجزیه می شوند. برای ماتریس ضرایب تقریبی تکنیک وزن دهی فازی، ماتریس ضرایب تقریبی تصاویر ورودی و برای ضرایب جزئی، از روش میانگین ماتریس ضرایب جزئیات استفاده می شود. وزن دهی از تکنیک ماسک حاصل از بخش بندی بافت تصاویر استفاده می کند. این تحقیق، به ترکیب تصاویر پزشکی رنگی گسترش یافته است که به طور موثری از اعوجاج رنگ جلوگیری می کند و کیفیت بصری را افزایش می دهد. نتایج به دست آمده نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی نه تنها در تشخیص لبه و کانتور و ویژگی های بصری برتر عمل می کند، بلکه در مقایسه با دیگر پژوهش ها، در مقادیر پارامترهای کمی نیز دارای بهبود است.

**واژه های کلیدی:** هم جوشی تصاویر، پردازش تصاویر پزشکی، تبدیل موجک گسسته، تقسیم بندی بافت، وزن دهی فازی

DOI: 00.00000/0000

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ چاپ مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۸/۲۹

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۲۰

تصویربرداری چندگانه در یک زمان و یا اطلاعات یک سیستم در یک تناوب زمانی باشند. بنابراین منظور از واژه ی "ادغام تصویر" فرآیندی است که تصویر واحدی ایجاد می کند؛ به طوری که حاوی توصیفات بیشتری از یک سوژه نسبت به تک تک هر کدام از منابع باشد. این تصویر ادغام شده برای ادراک چشم انسان و ماشین مفید واقع می شود. این نوع ادغام تصویر را ادغام چند سیستمی مرتبه ی پیکسل نیز می نامند. نکته ی حائز اهمیتی که در اینجا وجود دارد این است که سیستم های تصویربرداری که در ادغام مورد استفاده قرار می گیرند، بایستی انطباق مکانی دقیقی داشته باشند.

یکی از ساده ترین روش های ادغام تصویر متوسط گیری پیکسل به پیکسل در تصویر است. علیرغم سادگی، استفاده از این روش باعث پدیدار شدن اثرات جانبی متعددی در تصویر می گردد که کنتراست را کاهش می دهد. مطالعه ی مقالات و پژوهش های سال های اخیر نشان می دهد که بسیاری از محققان استفاده از تبدیل های چندمقیاسی برای تجزیه و تحلیل محتوای اطلاعات تصویر به منظور ادغام را بسیار مفید

#### ۱- مقدمه

استفاده از حسگرهای چندگانه برای افزایش توانایی ماشین ها و سیستم های هوشمند در سال های اخیر رشد قابل توجهی داشته است. تصاویر، توصیف حقیقی از اشیا هستند. وقتی که تصویر با دوربین گرفته می شود، محدودیت هایی از دوربین در آن ها دیده می شود. یکی از این محدودیت ها فاصله ی کانونی است؛ به این صورت که تنها اشیایی که در فاصله ی کانونی دوربین می باشند به درستی دیده می شوند و مابقی تصاویر به صورت مات دیده به نظر می آیند. ادغام تصاویر، فرآیند جمع آوری اطلاعات از چندین تصویر به یک تصویر جهت فراهم آوردن توانایی های تفسیر بیشتر است. ادغام تصویر به طور وسیعی در پردازش تصاویر پزشکی، حوزه نظامی و سنجش از راه دور کاربرد دارد [۱-۲]. ادغام تصاویر حاصل از چند سیستم تصویربرداری مخصوصاً در حوزه ی پزشکی از موضوعات اصلی محققان شده است [۳-۴]. اطلاعاتی که تحت فرآیند ادغام قرار می گیرند، ممکن است حاصل سیستم های



می‌دانند. اطلاعات چندمقیاسی می‌توانند برای تعدادی از کاربردهای پردازش تصویر مفید واقع شوند [۵]. با معرفی تبدیل هرم در سال ۱۹۷۵ روشهای پیشرفته‌تری پدیدار شدند. مشخص شد که اگر ادغام در حوزه تبدیل انجام شود، نتایج بهتری به دست می‌آید. با پیشرفت تئوری موجک، تجزیه‌ی موجک جای تجزیه هرمی را برای ادغام تصاویر گرفت [۶]. روش‌های مختلف و متنوعی در ادغام تصاویر استفاده می‌شوند؛ از جمله روش منطبق فازی [۷]، و روش LTM [۸] که از یک مدل جریان با رویکرد چشم‌ک‌زن روی دامنه شرت (انسداد برشی)، است. همچنین روش NSST که بر مبنای تبدیل شرت و پالس شبکه‌ی عصبی پیشنهاد شده است نیز در مطالعات متعددی استفاده شده است [۹].

در این مطالعه، روشی بهینه در هم‌جوشی تصاویر مختلف پزشکی CT و MRI به کمک تبدیل بافت تصاویر با وزن‌دهی فازی در حوزه موجک که تجزیه تک سطحی در حوزه مکان را پیشنهاد می‌دهد، ارائه شده است. دستاوردهای اصلی مقاله در زیر آورده شده است:

- روش جدیدی برای ادغام تصاویر پزشکی پیشنهاد شده است.
- روش جدیدی مبتنی بر وزن‌دهی فازی معرفی شده است.
- از تکنیک تبدیل بافت برای بهینه‌سازی ضرایب موجک در بخش‌های مختلف تصویر هم‌جوشی بهره گرفته شده است. این تبدیل نرخ وزن‌دهی فازی برای ضرایب تبدیل موجک را بهبود می‌بخشد. تابع TextureTransform قادر به محاسبه تبدیل بافت SVD, Eigen, QR یا LU است که در [۱۰]. توضیح داده شده است. در نتیجه تبدیل، مناطق بافت برجسته می‌گردند که می‌توان از آن‌ها برای تقسیم‌بندی تصویر استفاده می‌گردد.
- از چهار شاخص مختلف برای تحلیل کارایی روش پیشنهادی استفاده شده است.
- مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی با چند روش پیشرفته‌ی دیگر انجام شده است.

در ادامه، در بخش دوم، به کارهای انجام شده در زمینه‌ی هم‌جوشی تصاویر پزشکی پرداخته می‌شود. در بخش سه مفاهیم اولیه‌ی این کار تشریح می‌شود. ساختار روش ارائه شده به همراه DWT بهینه شده با وزن‌دهی فازی از روی داده‌های تبدیل بافت در بخش چهارم تجزیه و تحلیل می‌گردند. در بخش پنجم عملکرد سیستم ارزیابی شده و مقایسه‌ها انجام می‌گیرند. نتیجه‌گیری مقاله در بخش ششم ارائه شده است.

## ۲- کارهای مروری

هدف از ادغام تصاویر پزشکی چندوجهی استخراج اطلاعات از تصاویر مختلف به یک تصویر واحد است به طوری که تصویر تلفیقی منفرد دارای ویژگی‌های برجسته‌ی تصاویر منبع با حداکثر میزان باشد. در مقاله‌ی [۱۱] ترکیب و ادغام تصاویر چندوجهی در یک تصویر واحد برای به دست آوردن اطلاعات برتر و کیفیت بصری عالی بدون هیچ گونه ابهامی انجام شده است. ابتدا، تصاویر منبع با استفاده از فیلتر گاوسی به لایه‌های پایه و جزئی تجزیه می‌شوند. لایه‌های جزئیات با استفاده از فرکانس فضایی ادغام می‌شوند تا جزئیات لبه و وضوح تصویر حفظ شود. به دلیل این‌که لایه‌ی پایه حاوی اطلاعات تقریبی تصویر منبع با کنتراست کم

است، به تصویر فازی شهودی تبدیل می‌شود سپس اطلاعات بافت برای ترکیب لایه‌های پایه از آن، استخراج می‌گردد. در نهایت، تصویر خروجی ادغام شده با کنتراست بهبود یافته و جلوه‌های بصری بهتر بازسازی می‌شود. اما با توجه به عملکرد خوب این تکنیک متاسفانه از سرعت عمل بالایی برخوردار نیست. روش‌های مختلف تصویربرداری پزشکی مانند CT و MRI به عنوان مورفولوژی بصری متفاوت ارائه می‌شوند که اغلب ویژگی‌های برجسته مکمل متفاوتی را در تشخیص بالینی نشان می‌دهند. در [۱۲] برجستگی بصری دو تصویر منبع ثبت شده توسط الگوریتم GBVS محاسبه می‌شود و باندهای فرکانس پایین و فرکانس بالا با تجزیه تصاویر منبع در دامنه NSST به دست می‌آیند. برای زیر باندهای فرکانس پایین، سیستم منطبق فازی برای به دست آوردن وزن‌های مربوطه، از نمودار GBVS به عنوان ورودی استفاده می‌کند. برای زیر باندهای فرکانس بالا، مقادیر NSML هر زیرباند، محاسبه می‌شود. تصویر ادغام شده نهایی با تبدیل معکوس NSST به دست می‌آید. علاوه بر این، از الگوریتم PSO برای بهینه‌سازی تابع عضویت سیستم منطبق فازی برای تطبیق بهتر با تصاویر پزشکی و استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود. با استفاده از این روش، کیفیت بصری تصویر نهایی به طور موثری بهبود می‌یابد و ویژگی‌های برجسته‌ی بافت‌ها به خوبی حفظ می‌شود. اما با توجه به ارجحیت فازی در تصاویر ادغام شده یک برهم‌نهی اطلاعاتی در تصاویر اتفاق افتاده است که در نهایت تغییر ناهمگن در تصاویر نهایی حاصل شده است.

مقاله [۱۳] یک رویکرد ترکیبی تصویر پزشکی را بر اساس فیلتر نمودار قطعه (SGF) و نمایش پراکنده (SR) پیشنهاد می‌کند. با استفاده از SGF، تصاویر منبع به تصاویر پایه و جزئیات تجزیه می‌شوند که بر اساس آن، اطلاعات لبه تا حد امکان در تصویر ترکیب شده یکپارچه می‌شود. سپس تصاویر پایه با اعمال یک قاعده‌ی ادغام بر اساس آنتروپی شانون نرمال شده ترکیب می‌شوند، در حالی که تصاویر جزئیات با استفاده از روش هم‌جوشی مبتنی بر SR ترکیب می‌گردند. در [۱۴]، یک طرح تجزیه‌ی دو لایه توسط فیلتر دو طرفه‌ی مشترک شامل، لایه‌ی انرژی حاوی اطلاعات شدت، و لایه‌ی ساختار، شامل جزئیات تصویر است، پیشنهاد شده است. سپس یک عملگر مبتنی بر انرژی گرادینان محلی بر اساس بردار ساختار و انرژی همسایه برای ترکیب لایه ساختار و قانون  $l_1$ -max، برای ادغام لایه انرژی معرفی می‌شود. در مجموع ۱۱۸ جفت تصویر پزشکی ثبت شده‌ی مشترک که پنج دسته‌ی مختلف از چالش‌های هم‌جوشی تصویر پزشکی را پوشش می‌دهند، در تصاویر آزمایش می‌شوند. یک الگوریتم بهبود یافته بر اساس مجموعه‌های فازی با ویژگی‌های محلی و NSML در دامنه NSST در [۱۵] ارائه شده است. ابتدا، با بهره‌گیری کامل از NSST، دو تصویر ثبت شده از یک صحنه به یک زیر باند فرکانس پایین (LFS) و چندین زیر باند فرکانس بالا (HFS) تجزیه می‌شوند. سپس، قوانین هم‌جوشی مبتنی بر پیکسل فازی بر روی LFS برای محاسبه‌ی وزن هر پیکسل در ضریب هم‌جوشی مورد نیاز اعمال می‌شوند. وزن‌ها کاملاً بر اساس انرژی‌های محلی و آنتروپی‌های LFS هستند. ضرایب HFS ادغام شده با محاسبه و مقایسه NSML هر HFS انتخاب می‌شوند تا اطلاعات حداکثر و مفیدتری استخراج شود. در نهایت، NSST معکوس برای به دست آوردن تصویر هم‌جوشی مورد نیاز اعمال می‌شود. مساله‌ای که در این تحقیق مورد





پوزیترون) مورد بحث قرار می‌گیرد. این روش شامل ۵ مرحله است: در ابتدا تصویر رنگی PET به کانال‌های HSV تبدیل می‌شود. در مرحله دوم تصویر MRI و مولفه‌ی V تصویر PET به بلوک‌های ۸×۸ تقسیم می‌شوند و سپس تبدیل هارتلی ۲ بعدی را روی هر بلوک از دو تصویر ورودی اعمال می‌شود. مرحله‌ی سوم، محاسبه واریانس هر بلوک از دو تصویر انجام شده و سپس بهترین بلوک‌ها انتخاب می‌گردند. مرحله‌ی چهارم، اعمال HT دوبعدی معکوس است و همه بلوک‌ها در یک تصویر واحد یعنی جزء V جدید مرتب می‌شوند. در نهایت تطبیق مولفه New RGB، H، S، V برای دریافت تصویر HSV و سپس تبدیل HSV به RGB برای به دست آوردن تصویر ادغام شده نهایی با دقت بیشتر، انجام می‌شود.

در [۲۳] روشی با عنوان PhotoHelper جهت افزایش کیفیت تصاویر ارائه شده است. این روش کیفیت تصاویر را با استفاده از بازیابی و ادغام ویژگی‌های عمیق انجام می‌دهد. در این مدل، قوانین زیبایی‌شناسی تجربی، الگوریتم‌های سنتی یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق برای استخراج انواع مختلف ویژگی‌ها در هر دو جنبه رنگی و فضایی، به طور جامع یکپارچه شده است. این ویژگی‌ها برای یک جنگل تصادفی اصلاح‌شده با مجموعه عکس ساختار یافته برای شناسایی انواع عکس‌ها استفاده می‌شوند. همچنین امتیاز تطبیق ترکیب را برای اندازه گیری شباهت بین عکس داده شده و عکس مرجع تعریف می‌کند. آزمایش‌ها و ارزیابی‌ها نشان می‌دهند که کیفیت تصاویر خروجی با استفاده از این رویکرد، به طور قابل توجهی افزایش می‌یابند. در [۲۴] یک روش جدید ادغام تصاویر پزشکی عمیق مبتنی بر یک شبکه عصبی کانولوشن عمیق (DCNN) برای یادگیری مستقیم ویژگی‌های تصاویر از تصاویر اصلی ارائه شده است. این روش از نظر شاخص‌های عینی و کیفیت بصری با چندین رویکرد ترکیبی تصویر پزشکی مقایسه شده است. به طور خاص، تصاویر منبع ابتدا با نمایش رتبه پایین تجزیه می‌شوند تا به ترتیب اجزای اصلی و برجسته را به دست آورند. پس از آن، ویژگی‌های عمیق از اجزای اصلی تجزیه شده از طریق DCNN استخراج شده و توسط یک قانون میانگین وزنی ترکیب می‌شوند. سپس، با در نظر گرفتن مکمل بین مولفه‌های برجسته‌ی به دست آمده توسط نمایش رتبه‌ی پایین، یک قانون جمع ساده اما موثر برای ترکیب اجزای برجسته طراحی شده است. در نهایت، نتیجه ادغام شده با بازسازی اجزای اصلی و برجسته به دست می‌آید.

در این مقاله رویکرد جدیدی در زمینه هم‌جوشی تصاویر پزشکی جهت افزایش کیفیت تصاویر پزشکی ارائه می‌شود. در مطالعات مختلف تلاش‌هایی برای هم‌جوشی بهینه انجام شده است اما سه چالش مصرف زمانی، پیچیدگی عملکرد ادغام و همچنین مقاوم بودن روش‌های موجود در برابر نویز، هنوز جای بحث و کار را دارند. در این مطالعه، با ارائه‌ی یک تکنیک ساده در تبدیل مویک برای ادغام تصاویر، در عین سادگی کار، به یک هم‌جوشی با کیفیت خوب با سرعت پردازش بالا برای تصاویر مختلف رنگی و خاکستری در زمینه ادغام تصاویر پزشکی، دست یافته‌ایم.

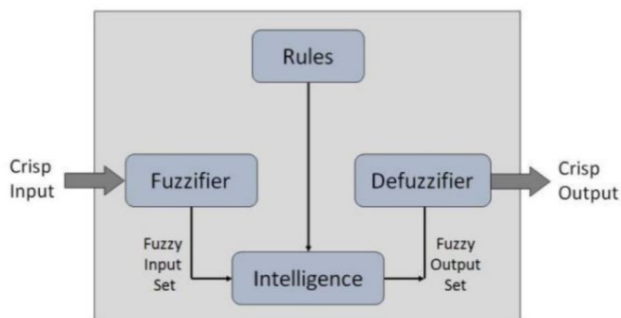
بررسی قرار نگرفته است، عدم بررسی مقاومت طرح پیشنهادی در برابر نویز است. در [۱۶]، یک الگوریتم ترکیبی تصویر پزشکی چندوجهی بهبود یافته بر اساس تبدیل فازی (FTR) پیشنهاد شده است. ایده‌ی اصلی پشت الگوریتم پیشنهادی، بهبود عملکرد الگوریتم ترکیبی تصویر پزشکی چندوجهی با در نظر گرفتن تصاویر خطای به دست آمده با استفاده از کوپل FTR است.

مقاله‌ی [۱۷] یک روش ارزیابی کیفیت ادراکی برای ترکیب تصویر پزشکی چندوجهی (MMIF) ارائه می‌کند. در این روش یک رویکرد بدون مرجع برای ارزیابی کیفیت ادراکی تصاویر MMIF پیشنهاد می‌شود که از شبکه عصبی همراه پالس (PCNN) در تبدیل Contourlet غیرنمونه‌برداری شده (NSCT) استفاده می‌کند. تصاویر توسط NSCT به زیر باند فرکانس پایین (LFS) و زیر باند فرکانس بالا (HFS) تجزیه می‌شوند. روش ارائه شده از معیارهای ارزیابی کیفیت ترکیب تصویر خوبی برخوردار است، اما دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی می‌باشد. در [۱۸]، یک الگوریتم ترکیبی تصویر پزشکی چندوجهی برای طیف وسیعی از مسائل تشخیصی پزشکی پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی، مبتنی بر کاربرد یک استراتژی هم‌جوشی شبکه عصبی با پالس جفت شده مرزی و استراتژی هم‌جوشی ویژگی انرژی در یک حوزه تبدیل شرتل غیر نمونه‌برداری شده است. الگوریتم مورد نظر در مجموعه داده‌هایی با چندین بیماری مختلف که شامل بیش از ۱۰۰ جفت تصویر است، اعتبارسنجی می‌گردد. در [۱۹]، یک تکنیک بهینه‌سازی ترکیبی برای توسعه‌ی یک روش با کارایی بالا برای ادغام تصاویر پزشکی ارائه شده است. روش ارائه شده از هر دو مزیت تبدیل مویک و فیلتر همومورفیک برای بهبود کارایی سیستم استفاده می‌کند. برای دستیابی به مقادیر بهینه‌ی سیستم، یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید بر اساس دو روش جدید معرفی می‌گردد. الگوریتم بهینه سازی بوی کوسه و الگوریتم بهینه سازی جام جهانی. در روش مورد نظر با توجه به استفاده از الگوریتم‌های مختلف دارای سرعت هم‌جوشی پایین برای تصاویر مختلف است.

در [۲۰]، تصاویر چندوجهی برای تشخیص تومور GBM با استفاده از روش هم‌جوشی تصویر بر اساس تبدیل مویک گسسته (DWT)، ترکیب شده‌اند به نحوی که زیر باندهای فرکانس پایین از طریق روش میانگین وزنی و زیر باندهای فرکانس بالا، از روش انتخاب حداکثر، ادغام می‌شوند. در [۲۱]، یک الگوریتم هم‌جوشی میانگین وزنی جدید برای ترکیب تصاویر MRI و CT از مغز براساس فیلتر تصویر هدایت شده و آمار تصویر ارائه می‌کند. الگوریتم پیشنهادی به شرح زیر است: لایه‌های جزئیات از هر تصویر منبع با استفاده از فیلتر تصویر هدایت شونده استخراج می‌شوند. وزن‌های مربوط به هر تصویر منبع از لایه‌های جزئیات با کمک آمار تصویر محاسبه می‌شوند. سپس یک استراتژی ترکیبی میانگین وزنی برای ادغام اطلاعات تصویر منبع در یک تصویر واحد اجرا می‌شود. مسئله‌ی قابل توجه در این روش، وجود پیچیدگی محاسباتی آماری این روش می‌باشد که برای برخی از تصاویر خطای آماری را نشان می‌دهد. مقاله [۲۲] اندازه گیری‌های آماری ادغام تصویر پزشکی MRI-PET چند وجهی را با استفاده از تبدیل ۲ بعدی هارتلی (HT) در فضای رنگی HSV پیشنهاد می‌کند. این روش پیشنهادی با دو نوع مختلف از تصاویر پزشکی مانند MRI و PET (توموگرافی گسیل

### ۳- مفاهیم پایه‌ای

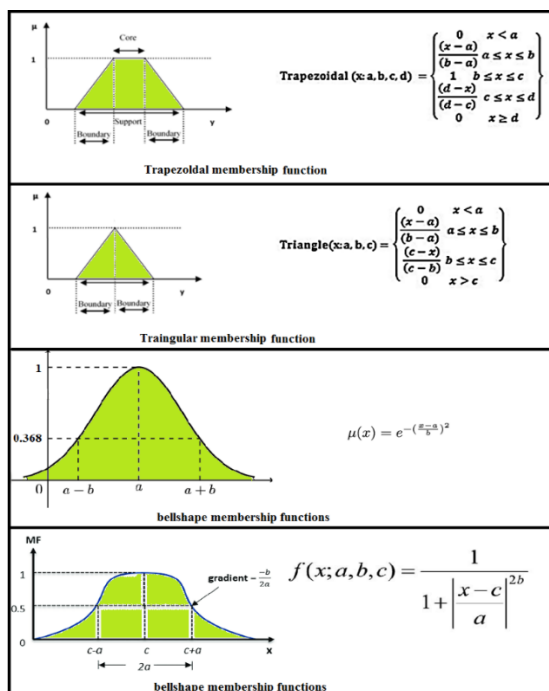
در این قسمت ما به معرفی مباحث پایه‌ای مورد استفاده در این مقاله خواهیم پرداخت. مفاهیم مورد مطالعه شامل مجموعه‌های فازی، تبدیل موجک دو بعدی گسسته و تبدیل بافت تصاویر برای بخش بندی‌های مختلف تصاویر جهت وزن دهی پیکسل‌های مختلف تصاویر هم‌جوشی می‌باشد که در ادامه به تشریح مقدماتی آن‌ها خواهیم پرداخت.



شکل (۱): مراحل مربوط به پردازش فازی تصاویر [۲۵][۲۹]

### ۳-۱- منطق فازی

اصطلاح «پردازش تصویر فازی» می‌تواند برای توصیف مجموعه‌ای از روش‌هایی استفاده شود که تصاویر، بخش‌های تصویر و ویژگی‌های تصویر را به‌عنوان مجموعه‌های فازی تشخیص، نمایش، و مدیریت می‌کنند. سه مرحله کلیدی را می‌توان برای پردازش تصویر فازی در نظر گرفت: فازی سازی تصویر، اصلاح مقادیر عضویت، و در صورت نیاز فازی زدایی سازی تصویر (شکل (۱)). مراحل فازی سازی کدگذاری داده‌های تصویر و رمزگشایی نتایج (فازی زدایی) است. این مراحل فرصتی را برای پردازش تصاویر با مهارت‌های فازی ارائه می‌دهد [۲۵]. مؤثرترین بخش پردازش تصویر در مرحله میانی قابل مشاهده است. در این مرحله اصلاح مقادیر عضویت انجام می‌گیرد که آن را مرحله هوشمندی می‌نامیم. زیرا این مرحله تفاوت بین رویکرد و مرحله‌ی دیگر را ایجاد می‌کند. در منطق فازی انواع مختلفی از تابع عضویت همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده است، وجود دارند. هر یک از این توابع، اثر متمایز خود را دارند. استفاده از تابع عضویت مناسب توسط استنتاج سیستم فازی، کارایی روش را افزایش می‌دهد. این روش نقاط مجاور پیکسل‌ها را فرض کرده و سپس با استفاده از تابع عضویت [۲۶] آن‌ها را به کلاس‌ها تقسیم می‌کند. دلیل برتری منطق فازی بر سایر روش‌های دیگر این است که همه چیز از عدم دقت رنج می‌برد در حالی که منطق فازی درک خود را با در نظر گرفتن ساختار می‌سازد. در بسیاری از روش‌های پردازش تصویر، برای حل مسائل پیچیده مانند تشخیص اشیا و تجزیه و تحلیل صحنه، استفاده از منطق انسانی بر اساس قوانین if-then که می‌تواند توسط منطق فازی ارائه شود، پیشنهاد می‌شود. از سوی دیگر دلایل بسیاری مانند تصادفی بودن و مبهم بودن منجر به عدم قطعیت در نتیجه پردازش تصویر و داده‌ها می‌شود. این عدم قطعیت‌ها تأثیر منفی بر روش‌های پردازش تصویر دارند که منجر به مشکلات زیادی می‌شود [۲۷].



شکل (۲): انواع توابع عضویت فازی [۲۶، ۳۰]

### ۳-۲- تبدیل موجک گسسته‌ی دو بعدی

تبدیل موجک برای تجزیه سیگنال به مولفه‌های فرکانسی به کار می‌رود. در تبدیل موجک دو بعدی ابتدا دو فیلتر بالاگذر و پایین گذر بر روی سطرها اعمال می‌گردد و کاهش نرخ نمونه برداری انجام می‌شود. دو سیگنال با فرکانس‌های بالا و پایین ایجاد می‌شود و دوباره فیلتر بالاگذر و پایین گذر بر روی ستون‌ها اعمال می‌گردد و مجدداً کاهش نرخ نمونه برداری انجام می‌شود.

تجزیه‌ی موجک تصویر شامل عملیات فیلترینگ دو جهته و زیرنمونه برداری با مضربی از دو می‌باشد. از آنجا که مقیاس و تابع موجک جداپذیر هستند، تجزیه تصویر را می‌توان با استفاده از بسط جداپذیر تجزیه‌ی تک بعدی روی ردیف‌ها و ستون‌ها به‌دست آورد. در هر مرحله تبدیل، تصویر به چهار زیر تصویر تجزیه می‌شود. به‌عنوان نمونه  $A_{j,k}$  را تصویر اصلی در نظر بگیرید. طبق شکل (۳)، در هر مرحله تبدیل موجک به چهار زیر تصویر  $A_{j,k+1}$  و  $H_{j,k+1}$  و  $V_{j,k+1}$  و  $D_{j,k+1}$  تجزیه می‌گردد. اولین جزء که بعد از دو باز عبور از فیلتر پایین گذر به‌دست می‌آید، جزء فرکانس پایین نامیده می‌شود. (به این جز تقریب  $A_{j,k}$  نیز گفته می‌شود). این جزء برای مراحل بعدی تبدیل موجک به عنوان تصویر اولیه و ورودی به کار می‌رود و  $H_{j,k+1}$  و  $V_{j,k+1}$  و  $D_{j,k+1}$  حاوی اطلاعات فرکانس بالای افقی، عمودی و مورب و به عنوان ضرایب جزئی می‌باشند. در شکل (۳)،  $G$  یک فیلتر پایین گذر و  $H$  یک فیلتر بالاگذر است. بعد از تجزیه، ضرایب جزئی و تقریبی  $A_{j,k}$  و  $H_{j,k}$  و  $V_{j,k}$  و  $D_{j,k}$  هر تصویر به ترتیب با  $cA_{j,k}$  و  $cH_{j,k}$  و  $cV_{j,k}$  و  $cD_{j,k}$  نمایش داده می‌شوند، که  $c$  معرف تصویر مورد نظر است [۲۶]. فرایند بازسازی موجک تصویر نیز در شکل (۴) نشان داده شده است.



مربعی  $W$ ، در نظر بگیرید. مانند هر ماتریس مربعی، می‌توان آن را با ضرب در ماتریس‌های مناسب به یک ماتریس مورب یا مثلثی تبدیل کرد. اعداد  $\alpha = (\alpha_1; \dots; \alpha_w)$  در قطر ماتریس به ترتیب قدر نزولی شماره گذاری می‌شوند. برای مثال، این اعداد را می‌توان با تجزیه‌های مختلف  $W$  محاسبه کرد: تجزیه‌ی مقدار منفرد، تجزیه‌ی مقادیر ویژه، تجزیه به حاصل ضرب یک ماتریس متعامد و مثلث بالایی (تجزیه QR)، یا تجزیه‌ی بالا پایین. تبدیل بافت طبق (۱) تعریف می‌شود.

$$\phi(l, w) = \sum_{k=l}^w \|\alpha_k\|^\gamma \quad 1 \leq l \leq w \quad (1)$$

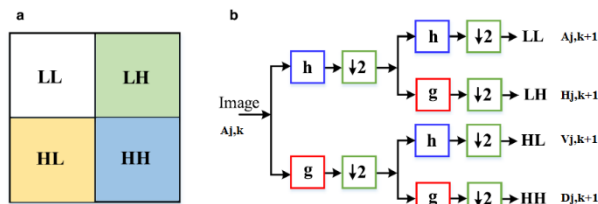
هر پیکسل با یک عدد نمایش داده می‌شود که به سه پارامتر بستگی دارد. عدد  $w$  به وضوح با مقیاس مطابقت دارد. دو پارامتر دوم  $l$  و  $\gamma$  بصورت تجربی انتخاب شده‌اند،  $l = [w/2]$  و  $\gamma = 2$ ، همان مقادیری که در [۳۱] بیان شده است. از آنجایی که بافت یک ویژگی محلی است نه یک ویژگی نقطه‌ای، لازم نیست توصیف‌گر در آن محاسبه شود. بر اساس تصاویر استخراج شده بافت از تصاویر MRI و CT، روش LU توانسته است کامل‌ترین ساختار را برای تبدیل بافت ایجاد کند.

#### ۴- روش پیشنهادی

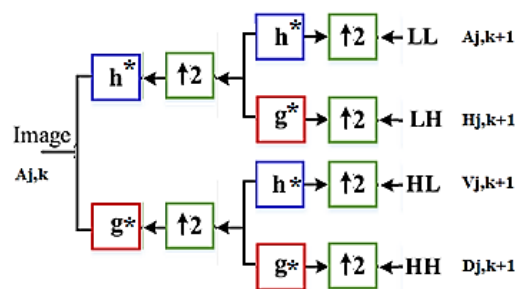
- **مرحله اول:** تصاویر لایه جزئیات با کمک روش بافت به‌عنوان ماسک برای آشکارسازی نواحی تار از بخش واضح به‌دست می‌آید.
  - **مرحله دوم:** تصاویر جزئیات با استفاده از یک قاعده‌ی هم‌جوشی فازی برای مولفه اصلی تبدیل موجک، ترکیب می‌شوند. روش پیشنهادی به شرح زیر توضیح داده شده است.
- تصاویر MRI بافت‌های نرم بدن و تصاویر CT بافت‌های سخت را شناسایی و تصویربرداری می‌کنند. در این کار از یک تکنیک بخش‌بندی مبتنی بر بافت استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی، بر اساس یک حق انتخاب برای پیکسل‌های با وضوح بالاتر با روش منطق فازی یک وزن دهی قابل قبول به سیستم داده می‌شود. برای پیکسل‌هایی که در تصاویر CT دارای وضوح است، بیشترین وزن‌دهی به تصاویر CT داده می‌شود و بر عکس برای پیکسل‌هایی که در تصاویر MRI دارای وضوح است مقدار وزن‌دهی بیشتر به سمت تصاویر MRI معطوف می‌شود. به همین دلیل در این مقاله از یک تکنیک تفاضل تبدیل بافت تصاویر MRI و CT (رابطه‌ی (۲)) ارائه شده است. در نتیجه یک مرزبندی تصاویر با وضوح بیشتر برای پیکسل‌های با مقدار مثبت و منفی حاصل می‌شود که بعد از نرمال‌سازی در محدوده‌ی  $(-1)$  و  $(+1)$  برای وزن‌دهی توسط روش فازی پیشنهادی بارگذاری می‌گردد. بر اساس رابطه‌ی ۲، هر چه وضوح و کیفیت بافت تصویر MRI بیشتر باشد مقدار  $D_{IX-t}$  به مقدار  $+1$  نزدیکتر می‌شود و برعکس برای بخش‌های بافت با کیفیت بیشتر برای تصویر CT، مقدار  $D_{IX-t}$  به مقدار  $-1$  نزدیک‌تر خواهد بود.

$$D_{IX-t} = TX_t(MRI) - TX_t(CT) \quad (2)$$

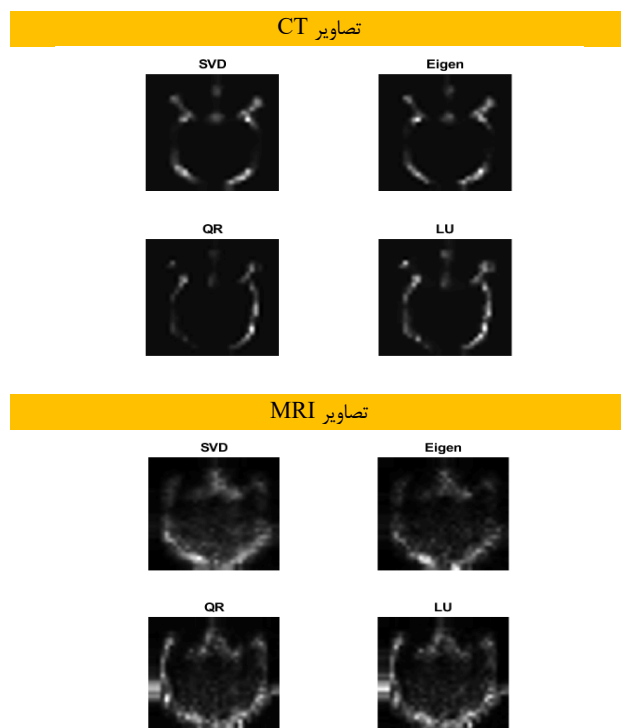
حال با توجه به مقادیر  $D_{IX-t}$  به‌دست آمده از در هر پیکسل از تصویر تبدیل بافت به یک ماتریس با ابعاد مشابه ابعاد ماتریس تصاویر دست خواهیم یافت. بعد از گرفتن تبدیل موجک از تصاویر MRI و CT و با استفاده از ضرایب موجود در ماتریس وزن‌دهی، ادغام تصاویر



شکل (۳): تجزیه موجک. الف) تبدیل موجک گسسته یک سطحی. ب) بانک فیلترها برای تجزیه یک سطحی [۲۶].



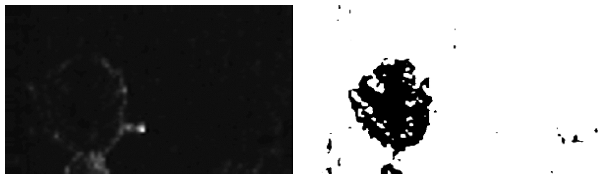
شکل (۴): بازسازی موجک تصویر [۲۸]



شکل (۵): نمونه‌هایی از تشخیص بافت با عملگر تبدیل بافت تصاویر و MRI، CT نتیجه تبدیل بافت با مقادیر ویژه، تبدیل بافت با قسمت بالایی پایینی، تبدیل بافت با QR و تبدیل بافت با تجزیه مقدار منفرد.

#### ۳-۳ تبدیل بافت

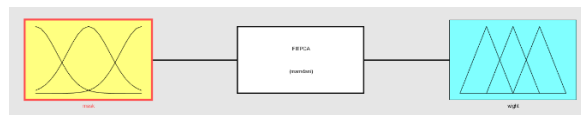
استفاده از رویکردهای مختلف تبدیل بافت، در هنگام پردازش تصاویر، امکان پذیر است. تا به امروز، تحقیقات متعددی در مورد رویکردهای بافت انجام شده است [۲۹، ۳۰]. شکل (۵) چهار نتیجه را با عملگرهای تبدیل بافت با استفاده از یک پنجره مربعی با اندازه ۳۲ پیکسل، نشان می‌دهد [۱۰، ۳۱]. با داشتن یک تصویر، مقادیر خاکستری آن را ماتریس



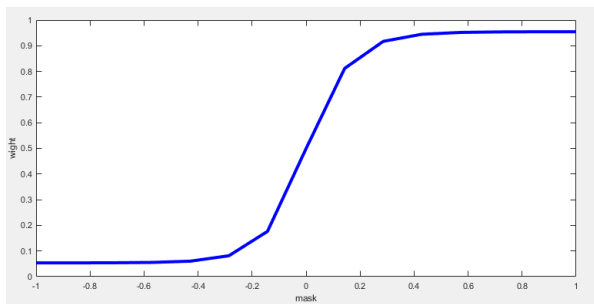
الف- تصویر ماسک گذاری شده بخش واضح از تار به کمک فیلتر انتقال بخش بندی بافت.



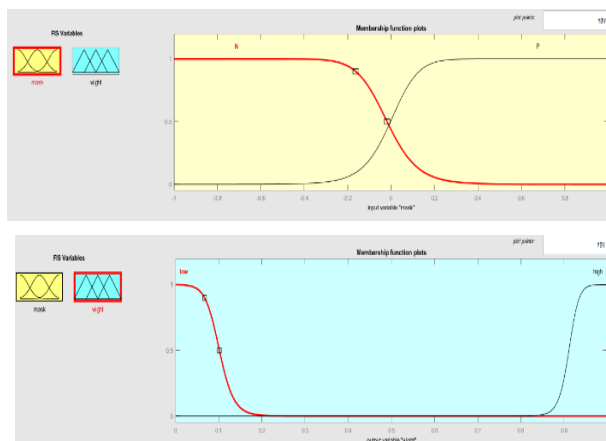
ب- مقایسه تصاویر ادغام شده اول و دوم.  
شکل (۷): نمایش ادغام تصویر غیر پزشکی به کمک تکنیک پیشنهادی.



الف- نمای سیستم فازی ممدانی



ب- مشخصه ورودی خروجی سیستم فازی پیشنهادی



ج- نمایش توابع عضویت ورودی و خروجی  
شکل (۸): نمایش مدل ادغام فازی

جدول (۱): قوانین ادغام فازی

Normalized $D_{ix-t}$	Weight
Low	Low
High	High

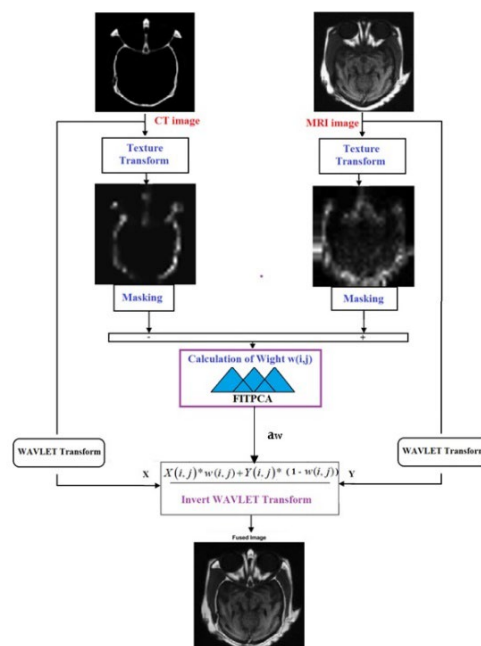
انجام می‌شود. برای ادغام تصاویر از دو تصویر A و B استفاده شده است. مراحل ادغام تصاویر به شرح ذیل می‌باشد:

**گام اول:** محاسبه تبدیل موجک تصاویر ورودی: ضرایب موجک تصویر اول را با  $[A1, B1, C1, D1]$  و تصویر دوم را با  $[A2, B2, C2, D2]$  نمایش می‌دهیم.

**گام دوم:** ضرایب فرکانس بالای تصاویر ورودی را (شامل ضرایب جزئی) میانگین‌گیری کرده و مقدار حاصله در تصویر خروجی قرار می‌گیرد. برای ضرایب فرکانس پایین (ضرایب تقریبی)، مقدار ضرایب تصاویر ورودی از (۳) گرفته می‌شود و در تصویر خروجی نمایش داده می‌شود. در نهایت مقدار وزنی در (۳)، معرف مولفه اصلی تبدیل موجک گسسته در تصویر ادغام شده خواهد بود. مقدار  $aw$  در واقع ضرایب تقریبی و فرکانس پایین حاصل از ماتریس وزندهی فازی می‌باشد.

$$a_3 = a_1 \times (1 - aw) + a_2 \times (aw) \quad (۳)$$

**گام سوم:** در نهایت برای مشخص شدن تصویر ادغام شده عکس تبدیل موجک گرفته می‌شود. برای درک بهتر این موضوع ما از تصاویر غیر پزشکی برای تفهیم طرح پیشنهادی استفاده کرده‌ایم. شکل (۶) مراحل کار را بیان می‌کند. در شکل (۷)، یک نمونه از ادغام تصاویر غیر پزشکی به کمک تکنیک پیشنهادی نشان داده شده است. شکل (۸)، ساختار و قوانین ادغام تصاویر بر مبنای منطق فازی را نمایش می‌دهد. بر اساس قوانین تشریح شده بخش‌های با وضوح بهتر در اولویت ادغام برای تصویر نهایی قرار گرفته‌اند. جدول (۱)، به معرفی این قوانین فازی پیشنهادی پرداخته است. بر مبنای تعریف انجام شده برای سیستم منطق فازی پیشنهادی در این تحقیق، برای پیکسل‌های با وضوح بالاتر در تصاویر CT یا MRI، مقدار وزندهی بالاتر برای آن‌ها انتخاب می‌شود و برای مورد با وضوح کمتر در ساختار تصویر ادغام شده، حذف می‌گردد. برای تصاویر با وضوح و کیفیت مشابه از هر دو تصویر، برای مولفه‌های فرکانس پایین تبدیل موجک میانگین وزنی را انتخاب شد.



شکل (۶): تکنیک پیشنهادی ادغام تصاویر





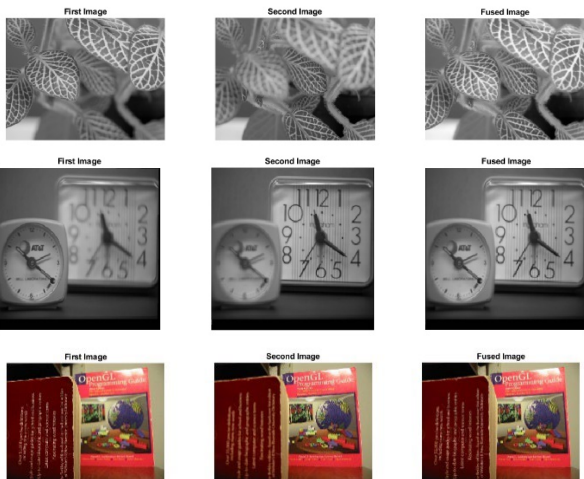
## ۵- نتایج روش پیشنهادی و ارزیابی عملکرد

در این بخش ابتدا روش پیشنهادی ارزیابی شده و سپس با روش های موجود در حوزه ی هم جوشی تصاویر، مقایسه می گردد. تصاویر مورد استفاده در این پژوهش، تصاویر MRI و CT سر و جمجمه هستند. این تصاویر از یک فرد خاص و در یک روز اخذ شده اند. سیستم تصویر برداری CT مدل Emotion متعلق به شرکت زیمنس و سیستم MRI نیز مدل Intera و ساخت فیلیپس است. همه ی تصاویر با ابعاد یکسان ۴۲۶ در ۴۲۶ پیکسل هستند. به منظور اطمینان از یکسان بودن مقاطع تصویر برداری شده، از نشان گرهای ویژه ای استفاده شده است.

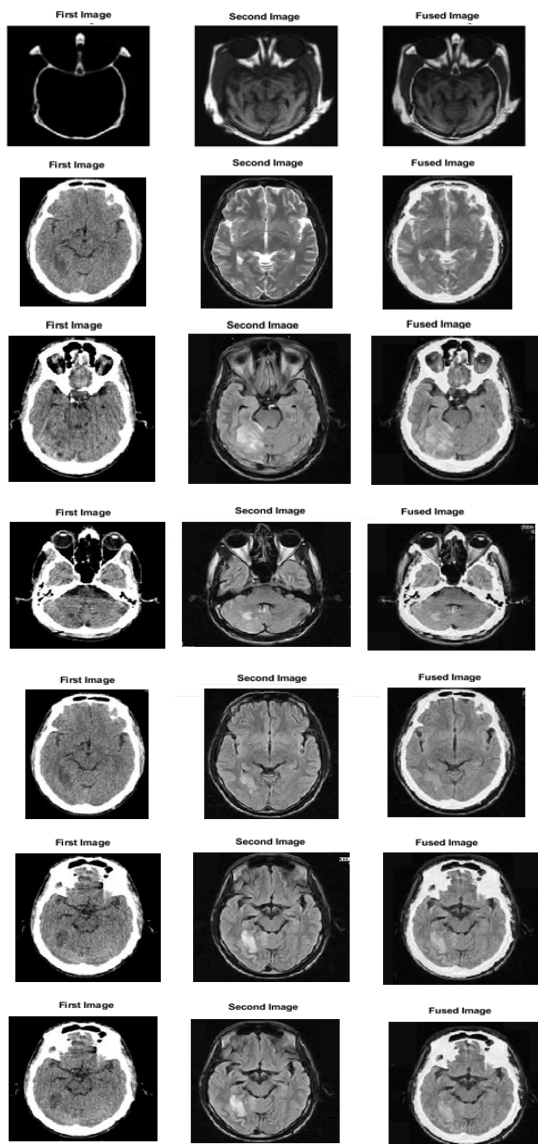
### ۵-۱- نتایج تکنیک هم جوشی تصاویر

بخش قابل توجهی از کاربردهای بالینی با تلفیق تصاویر پزشکی چند حالت انجام می شود. تشخیص ناهنجاری در ساختارهای بافت نرم بدن را می توان به روشنی در تصاویر MRI و تصاویر بسیار واضح از ساختار استخوان را از طریق تصاویر CT مشاهده کرد. در تحقیق پیشنهادی، دو تصویر CT و MRI از یک بیمار با هم ادغام می شوند که این کار باعث گسترش دامنه اطلاعات می گردد. تصویر ادغام شده در تشخیص تومور و بیماری های دیگر می تواند مورد استفاده قرار گیرد. در این کار، برای دستیابی به هم جوشی بهتر تصویر، پیشنهاد شده است که تجزیه ی تصویر با استفاده از تبدیل موجک گسسته انجام گردد.

به جای در نظر گرفتن هر مجموعه ی ممکن از موقعیت و مقیاس، DWT فقط بر موقعیت ها و مقیاس های توان دو تمرکز می کند. تصاویر ورودی به زیر باندهای فرکانس پایین و بالا تقسیم می شوند که از چهار زیر باند LL, LH, HL و HH تشکیل شده است. با استفاده از قوانین هم جوشی اولین زیر باند فرکانس ورودی با زیر باند فرکانس مربوطه از تصویر ورودی دیگر ادغام می شوند. از دو قانون هم جوشی یعنی حداکثر قانون میانگین معمولی و قانون میانگین وزنی استفاده می شود. با قانون میانگین وزنی، زیر باندهای فرکانس پایین و با استفاده از قانون میانگین معمولی، بلندهای فرعی بالا با هم ترکیب می شوند. در قانون میانگین وزنی، با در نظر گرفتن شدت متوسط وزنی پیکسل های مربوطه در زیر باند فرکانس پایین، تصاویر ورودی CT و MRI بررسی می شوند. سرانجام، از اجزای زیر باند فرکانس ادغام شده برای بازسازی تصویر خروجی هم جوشی نهایی استفاده می شود. بازسازی تصویر با استفاده از تغییر شکل موجک گسسته معکوس در مجموعه زیر باندهای فرکانس حاصل از هم جوشی زیر باند فرکانس هر تصویر انجام می شود. در این تحقیق برای بهبود مدل ادغام تصاویر MRI و CT از تبدیل بافت برای تعیین مدل های خروجی، بهره گرفته ایم. این کار پیچیدگی تکنیک را کاهش می دهد و باعث می شود سرعت هم جوشی بالا برود. همچنین باعث افزایش جزئیات اطلاعات تصویر نهایی می گردد. شکل (۹) نمایش خروجی ادغام تصاویر مختلف غیر پزشکی و شکل (۱۰)، ادغام چند نمونه از تصاویر پزشکی (MRI و CT-Scan) را با استفاده از روش پیشنهادی، نمایش می دهد.



شکل (۹): ادغام چند نمونه از تصاویر غیر پزشکی با استفاده از روش پیشنهادی



شکل (۱۰): ادغام چند نمونه از تصاویر پزشکی (MRI و CT-Scan) با استفاده از روش پیشنهادی

## ۵-۲- ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

$$SSIM_{(A,B,F)} = 0.5 \times (SSIM_{(A,F)} + SSIM_{(B,F)})$$

$$SSIM_{(A,F)} = \frac{(2\mu_A\mu_F + C_1)(2\sigma_{AF} + C_2)}{(\mu_A^2 + \mu_F^2 + C_1)(\sigma_A^2 + \sigma_F^2 + C_2)}$$

$$SSIM_{(B,F)} = \frac{(2\mu_B\mu_F + C_1)(2\sigma_{BF} + C_2)}{(\mu_B^2 + \mu_F^2 + C_1)(\sigma_B^2 + \sigma_F^2 + C_2)}$$

$\mu_A$ ،  $\mu_B$  و  $\mu_F$  به ترتیب مقادیر متوسط تصویر منبع و تصویر ادغام شده هستند.  $\sigma_A^2$ ،  $\sigma_B^2$  و  $\sigma_F^2$  به ترتیب واریانس های تصویر منبع و تصویر ادغام شده می باشند.  $\sigma_{AF}$  و  $\sigma_{BF}$ ، به ترتیب واریانس مشترک دو تصویر منبع و تصویر ادغام شده را نشان می دهند.

• فرکانس فضایی (SF): فرکانس فضایی وضوح تصویر حاصل از همجوشی را منعکس می کند، یعنی میزان تغییر خاکستری تصویر. هرچه SF بزرگتر باشد، وضوح تصویر بالاتر است. از رابطه ی ۸، محاسبه می گردد.

$$Sf = \sqrt{Rf^2 + Cf^2}$$

$$Rf = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (X(i,j-1) - X(i,j))^2}$$

$$Cf = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - X(i-1,j))^2}$$

در ادامه، روش پیشنهادی با تعدادی از تحقیقات انجام شده در حوزه ی ادغام تصاویر MRI-CT، مقایسه می شود. به منظور ارزیابی عملکرد روش های ادغام تصویر پزشکی چندوجهی فوق، ۴ معیار برای ارزیابی های کیفیت عینی مانند STD، PSNR، SSIM و SF اعمال می شود [۳۲]. پس از آن، عملکرد عینی آن روش ها در جدول (۲) نشان داده شده است. از این جدول، قابل تشخیص است که تصویر تلفیقی روش پیشنهادی از نظر جلوه های بصری نیز نسبت به سایر روش های تلفیقی برتری دارد و این نشان می دهد که تصویر تلفیقی شامل اطلاعات مفیدتری بوده و مشابه تصویر منبع است. وضوح روش پیشنهادی بهتر از روش های دیگر است، بنابراین الگوریتم DWT+fuzzy+TXT، بالاترین مقدار را در SF دارد و در شاخص های ارزیابی SSIM و STD بهترین عملکرد را در بین روش های بررسی شده، داشته است.

جدول (۲): نتایج مقایسه ی روش پیشنهادی با سایر روش ها

	Fusion methods	STD	PSNR	SSIM	SF
Spatial domain	GFF[38]	53.726	31.159	0.486	16.003
	MSA[39]	43.522	35.071	0.483	10.822
Transfor m domain	NSCT+SR[40]	60.777	29.560	0.482	17.638
	NSCT+PCNN[41]	58.813	31.234	0.504	17.026
	NSCT+LE[42]	57.344	31.610	0.486	16.926
	NSCT+RPCNN[43]	57.972	31.684	0.500	17.253
	NSCT+PAPCNN[46]	57.262	32.919	0.491	15.855
	DWT[44]	41.986	31.972	0.429	13.389
	DWT+WA[45]	55.405	30.981	0.487	18.106
DL	CNN [47]	42.882	26.419	0.322	17.759
	CNN [48]	60.038	28.964	0.475	17.621
	CNN-GFEUs [49]	--	16.984	0.7281	--
	ILWT + DCT [50]	57.63	--	0.777	--
proposed	DWT+Fuzzy+TXT	61.434	32.434	0.8114	18.325

کیفیت همجوشی تصویر باید با یک استاندارد پذیرفته شده اندازه گیری شود. این شاخص های ارزیابی عینی عبارتند از EN (آنتروپی)، MI (اطلاعات متقابل)، انحراف استاندارد (SD)، نسبت سیگنال به نویز (PSNR)، اندازه گیری شاخص تشابه ساختاری (SSIM)، گرادینان متوسط (AG)، ریشه ی میانگین مربعات خطا (RMSE)، شدت لبه (ES)، وفاداری اطلاعات بصری (VIF)، بسامد فضایی (SF) و غیره. در این مقاله چهار شاخص رایج ارزیابی به شرح زیر استفاده شده است.

• انحراف استاندارد (STD): انحراف استاندارد برای اندازه گیری کنتراست کلی تصویر ادغام شده استفاده می شود و برای تعیین تفاوت بین داده ها و میانگین استفاده می گردد. اگر مقدار STD بزرگتر باشد، عملکرد همجوشی بهتر بوده و تصویر واضح تر می شود. فرمول محاسبه STD، طبق رابطه ی ۴ خواهد بود.

$$std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (f(i,j) - \mu)^2}{MN}}$$

که در آن M و N نشان دهنده ی طول و عرض تصویر f خواهند هستند.  $\mu$  برابر با میانگین مقادیر تصویر است.

• نسبت پیک سیگنال به نویز (PSNR): این شاخص یک روش اندازه گیری کمی بر اساس میانگین مربعات خطا است. در تصویر تلفیقی، هر چه PSNR بالاتر باشد، تصویر خروجی به به تصاویر منبع نزدیک تر خواهد بود. رابطه ی ۵، این معیار را توصیف می کند.

$$PSNR = 10 * \log_{10} \left( \frac{L^2}{RSME^2} \right)$$

RMSE میانگین مربعات خطا است و محاسبه آن طبق (۶)، است.

$$RSME = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (ground(m,n) - fused(m,n))^2}{M \times N}}$$

خطای میانگین مربع یک روش اندازه گیری کیفیت تصویر است.

ارزش RMSE با کیفیت نسبت معکوس دارد. هرچه مقدار RMSE کمتر باشد، کیفیت تصویر ترکیب شده بهتر است. ground و fused، به ترتیب مقادیر شدت پیکسل ها در تصاویر منبع و مقصد (حاصل همجوشی) را نشان می دهند. طول و عرض تصویر به ترتیب M و N هستند.

• شاخص تشابه ساختاری SSIM: این شاخص برای اندازه گیری شباهت ساختاری بین یک تصویر ترکیب شده و یک تصویر منبع استفاده می شود. مقدار آن بین ۰ و ۱ است که ۰ نشان دهنده همبستگی صفر با تصویر اصلی و ۱ نشان دهنده دقیقاً همان تصویر است. هر چه مقدار SSIM بزرگتر باشد، تصویر ادغامی بیشتر شبیه تصویر منبع است. یعنی اثر همجوشی، بهتر است. از (۷)، به دست می آید.



## ۶- نتیجه

تصاویر حاصل از سیستم‌های تصویر برداری پزشکی مختلف به تنهایی قادر به بیان خصوصیات کامل ساختاری و کارکردی بافت نیستند. ادغام تصاویر یکی از روش‌های مهم در بهبود تفسیر تصاویر یک صحنه حاصل از سیستم‌های تصویربرداری مختلف است. در این مقاله الگوریتم ادغام مرتبه پیکسل مبتنی بر تبدیل موجک با وزن‌دهی فازی و تبدیل بافت ارائه شده است که از قوانین ادغام فازی برای ترکیب تصاویر حاصل از سیستم‌های تصویر برداری مختلف استفاده می‌کند. با توجه به اینکه در مساله هم‌جوشی تصاویر MRI و CT با دو بافت تصویر نرم و سخت به ترتیب روبرو هستیم، در این تحقیق از یک رویکرد بهینه برای بخش بندی بافت تصاویر جهت هم‌جوشی استفاده شده است که توانسته به نتایج خوبی برای تفکیک کردن بخش‌های مختلف زوج تصاویر ادغامی، دست یابد. این کار در مقایسه با روش‌های هم‌جوشی تصاویر پزشکی دیگر توانسته است بهبود قابل توجهی در افزایش کیفیت تصاویر ادغام شده حاصل کند. همچنین با توجه به سادگی تکنیک پیشنهادی این مقاله نتایج خوبی را برای بهبود سرعت هم‌جوشی و مقاوم‌سازی تصاویر در برابر نویز و ناهم‌واری‌های تصاویر، حاصل کرده است.

## مراجع

- [10] Avci, D., Sert, E., Özyurt, F., Avci, E.: MFIF-DWT-CNN: Multi-focus image fusion based on discrete wavelet transform with deep convolutional neural network. *Multimed. Tools Appl.* 83, 10951-10968 (2024), <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16074-6>
- [11] Luo, Y. et al.: Texture classification combining improved local binary pattern and threshold segmentation. *Multimed. Tools Appl.*, 1-18 (2023), <https://doi.org/10.1007/s11042-023-14749-8>
- [12] Palanisami, D., Mohan, N., Ganeshkumar, L.: A new approach of multi-modal medical image fusion using intuitionistic fuzzy set. *Biomed. Signal Process. Control.* 77, 103762 (2022), <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103762>
- [13] Li, Q., Wang, W., Chen, G., Zhao, D.: Medical image fusion using segment graph filter and sparse representation. *Comput. Biol. Med.* 131, 104239 (2021), <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2021.104239>
- [14] Li, X., Zhou, F., Tan, H., Zhang, W., Zhao, C.: Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy. *Inf. Sci.* 569, 302-325 (2021), <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.04.052>
- [15] Hermessi, H., Mourali, O., Zagrouba, E.: Multimodal medical image fusion review: Theoretical background and recent advances. *Signal Process.* 183, 108036 (2021), <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108036>
- [16] ULLAH, Hikmat, et al. Multimodality medical images fusion based on local-features fuzzy sets and novel sum-modified-Laplacian in non-subsampled shearlet transform domain. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 57. Jg., S. 101724, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101724>
- [17] Manchanda, M., Sharma, R.: An improved multimodal medical image fusion algorithm based on fuzzy transform. *J. Vis. Commun. Image Represent.* 51, 76-94 (2018), <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2017.12.011>
- [18] TANG, Lu, et al. Perceptual quality assessment for multimodal medical image fusion. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 85. Jg., S. 115852, <https://doi.org/10.1016/j.image.2020.115852>
- [19] TAN, Wei, et al. Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data. *Neural Computing and Applications*, 2020, S. 1-21, <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05173-2>
- [20] XU, Lina, et al. medical image fusion using a modified shark smell optimization algorithm and hybrid wavelet-homomorphic filter. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 59. Jg., S. 101885, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101885>
- [21] Brindha, V., Jayashree, P.: Fusion of radiological images of Glioblastoma Multiforme using weighted average and maximum selection method in 11th International Conference on Advanced Computing (ICoAC), 328-332 (IEEE), <https://doi.org/10.1109/ICoAC48765.2019.246861>
- [22] Bavirisetti, D. P., Kollu, V., Gang, X., Dhuli, R.: Fusion of MRI and CT images using guided image filter and image statistics. *Int. J. Imaging Syst. Technol.* 27, 227-237 (2017), <https://doi.org/10.1002/ima.22228>
- [23] Haribabu, M., Gurusvaiah, V.: Statistical measurements of multi modal MRI-PET medical image fusion using 2D-HT in HSV color space. *Procedia Comput. Sci.* 165, 209-215 (2019), <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.01.090>
- [24] Nan Jiang, Bin Sheng; Ping Li; Tong-Yee Lee, "PhotoHelper: Portrait Photographing Guidance Via Deep Feature Retrieval and Fusion", *IEEE Trans. Multim.* 25, 2226-2238 (2023), <https://doi.org/10.1109/TMM.2022.3144890>
- [1] Aghamaleki, J.A., Ghorbani, A.: Image fusion using dual tree discrete wavelet transform and weights optimization. *Visual Comput.* 39(3), 1181-1191 (2023), <https://doi.org/10.1007/s00371-021-02396-9>
- [2] Jiang, H. et al.: Casting defect region segmentation method based on dual-channel encoding-fusion decoding network. *Expert Syst Appl.*, 123254 (2024), <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123254>
- [3] Bayouhd, K., Knani, R., Hamdaoui, F. Mtibaa, A.: A survey on deep multimodal learning for computer vision: advances, trends, applications, and datasets. *Visual Comput.* 38(8), 2939-2970 (2022), <https://doi.org/10.1007/s00371-021-02166-7>
- [4] Dinh, P.: Medical image fusion based on enhanced three-layer image decomposition and Chameleon swarm algorithm, *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 84, 2023, 104740, ISSN 1746 8094, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104740>
- [5] Shang, X. et al.: Holistic Dynamic Frequency Transformer for image fusion and exposure correction. *Inf. Fusion* 102, 102073 (2024), <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102073>
- [6] Sun, T. et al.: Artificial Intelligence Meets Flexible Sensors: Emerging Smart Flexible Sensing Systems Driven by Machine Learning and Artificial Synapses. *Nano-Micro Lett.* 16, 14 (2024), <https://doi.org/10.1007/s40820-023-01235-x>
- [7] Kittusamy, K., Kumar, L. S. V. S.: Non-Sub-Sampled Contourlet with Joint Sparse Representation Based Medical Image Fusion. *Comput. Syst. Sci. Eng.* 44, 1989-2005 (2023), <https://doi.org/10.32604/csse.2023.026501>
- [8] Pan, Y., Lan, T., Xu, C., Zhang, C., Feng, Z.: Recent advances via convolutional sparse representation model for pixel-level image fusion. *Multimed. Tools Appl.*, 1-32 (2023), <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17584-z>



- [25] Liang, N., Medical image fusion with deep neural networks. *Scientific Reports*, 2024. 14(1): p. 7972, <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58665-9>
- [26] Arora, S. , Kaur, A.: Modified edge detection technique using fuzzy inference system. *Int. J. Comput. Appl.* 44, 9-1 (2012), <https://doi.org/10.5120/6409-8757>
- [27] Anindyaguna, K., Basjaruddin, N. C. ,Saefudin, D.: Overtaking assistant system (OAS) with fuzzy logic method using camera sensorin 2016 2nd International Conference of Industrial, Mechanical, Electrical, and Chemical Engineering (ICIMECE). 89-94 (IEEE), <https://doi.org/10.1109/ICIMECE.2016.7910420>
- [28] Zhang, Z. , Blum, R. S.: A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. *Proceedings of the IEEE* 87, 1315-1326 (1999), <http://doi.org/10.1109/5.775414>
- [29] Ming, L. , Shunjun, W.: A novel hybrid image fusion method based on integer lifting wavelet and discrete cosine transformer for visual sensor networks in *Proceedings Fifth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. ICCIMA 2003.* 154-159 (IEEE), <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6676-z>
- [30] Laws, K. I. in *Image processing for missile guidance.* 376-381 (SPIE), <https://doi.org/10.1080/713820676>
- [31] Kassner A, Thornhill RE. Texture analysis: a review of neurologic MR imaging applications. *AJNR Am J Neuroradiol.* 2010 May;31(5):809-16, <https://doi.org/10.3174/ajnr.A2061>
- [32] Targhi, A. T., Hayman, E., Eklundh, J.-O. ,Shahshahani, M. in *Asian Conference on Computer Vision.* 70-79 (Springer).

