

EXTENDED ABSTRACT

Comparative Analysis of Wavelet Decomposition Levels in Order to Full-Automated Classification of Asphalt Pavement Distresses Texture

Reza Shahabian Moghaddam, Seyed Ali Sahaf*, Abolfazl Mohammadzadeh Moghaddam

Faculty of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Received: 17 June 2021; **Reviewed:** 19 May 2022; **Accepted:** 06 June 2022

Keywords:

Automatic pavement evaluation, Image textural analysis, Wavelet transform, Gray level co-occurrence matrix (GLCM), Gray level run length matrix (GLRLM).

1. Introduction

Evaluation of the pavement performance plays a vital role in Pavement Management System (PMS). Identification of road surface failures (pavement distresses) is of the main elements in the process of pavement evaluation at the network and project level road assessment. The simplest method of pavement distress evaluation is visual inspection and rating of apparent condition of the road surface by experts. This approach of pavement evaluation not only increases the cost and time of inspection operations, but also depends on the personal judgment (subjective) of assessors and brings about non-repeatable results. Furthermore, it exposes the inspectors to unsafe working situations on highways. In the last decade, extensive researches have been conducted for the development of semi-automated and fully-automated methods of pavement condition evaluation to overcome the deficiencies and problems related to manual and visual evaluation of pavement distresses. Although some standards and protocols such as AASHTO R 55-10 have been developed in accordance with automatic distress data collection conditions, limited success has been achieved in recognition and classification of different pavement distresses. This can be attributed to severe disorders and irregularities of distress patterns, especially in asphalt pavements. Additionally, most of the current automatic evaluation systems are associated with heavy computational loads due to employing complex algorithms and they mainly focus on automatic detection and classification of pavement cracks. It should be noted that cracks only represent one important aspect of pavement distresses. Other types of distresses such as potholes, patching, bleeding and raveling also play an important role in the decline of pavement quality index and affect the treatments and maintenance options proposed by PMS. Considering these limitations, the authors employed a method with superior precision and efficiency to identify and process pavement distresses.

Image processing and computer vision techniques benefit from various tools for interpretation of images. The computer vision system components include data acquisition, image processing, image enhancement, segmentation, feature extraction and pattern recognition. Transforming the input data into a set of useful details is called feature extraction which is one of the most important elements of machine vision system in the image pattern classification process. In regard with solving the computational task, a piece of information is denoted using feature extraction. Features extracted from the image such as texture, color or geometric (shape) characteristics are often in numeric vector format and are considered as representatives of the image. Compared to other features, textural features provide more detailed and precise results from characteristics of image regions and outperform in numerous image processing applications including medical image description, satellite image classification, face recognition, and most importantly identification and discrimination of various distress patterns. The performance of multi-resolution techniques such as Wavelet

Transforms (WT) are very efficient in image texture description. For applying DWT on image (2D) signals, two-dimensional wavelet transform should be used. Sub-bands acquired by applying two-dimensional Discrete Wavelet Transform (2-D DWT) contain image textural components in horizontal, vertical and diagonal directions. It should be noted that in pavement distress images, the information of the image background is presented in the low frequency sub-band, while the distress edges, which are the main and important (discriminative) information of the image, are the high frequency components. Depending on the required frequency resolution, the approximation sub-band decomposition could be repeated. The applied decomposition level (scale) plays an effective role in highlighting the distress edges details and the texture anomalies in the homogeneous pavement surface. If the number of multi-resolution levels is low, various distress patterns are not sufficiently separable; on the other hand, if the decomposition of the images continues at higher levels, more wavelet coefficients are affected due to the increase in the scale (frequency reduction) of the wavelet function. Consequently, more irregularities may be absorbed. In other words, in spite of increasing frequency resolution, the spatial localization (spatial resolution) is reduced, causing fusion effect of the anomalies and degradation of the quality of the distress presentation in the sub-bands. As a result, analysis these sub-bands may result in false data detection and classification.

In this study, the acquired images of pavements were classified into 7 groups including:

- 1) Alligator cracks
- 2) Without distress
- 3) Longitudinal cracks
- 4) Transverse cracks
- 5) Bleeding
- 6) Patching
- 7) Raveling

Afterwards, three level Haar discrete 2D wavelet transform was applied in order to decompose (sub-band separation) the pavement distress images. In the first layer decomposition, four sub-bands (three detail sub-bands and one approximation sub-band), in the second layer decomposition, seven sub-bands (six detail sub-bands and one approximation sub-band) and in the third decomposition layer, ten sub-bands (nine detail sub-bands and one approximation sub-band) were analyzed in order to extract image feature vector. The 3D schema of the Haar wavelet and scaling functions is shown in Figure 1. Each of the obtained wavelet sub-bands is considered as a separate sub-image (matrix) representing the textural components and structures of the original image in three different directions. Gray levels as the constituent of pavement distresses texture have specified spatial correlation with each other. Consequently, in the present study, second-order statistical indices based on Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and higher-order statistics based on Grey Level Run-Length Matrix (GLRLM) were employed in order to analyze the sub-band texture and describe the distribution of wavelet coefficients (image frequency contents). The basic difference between these statistical features and first-order statistical indices (e.g. histogram measurements) is that first-order statistics estimate properties of individual pixel values, ignoring the spatial interaction between image gray levels (normalized wavelet coefficients), whereas second and higher-order statistics extract characteristics of two or more-pixel values occurring at specific locations relative to each other. Finally, classification of distress images was performed using minimum Mahalanobis distance method and the classification performance was evaluated through 2 indicators including sensitivity and accuracy rates.

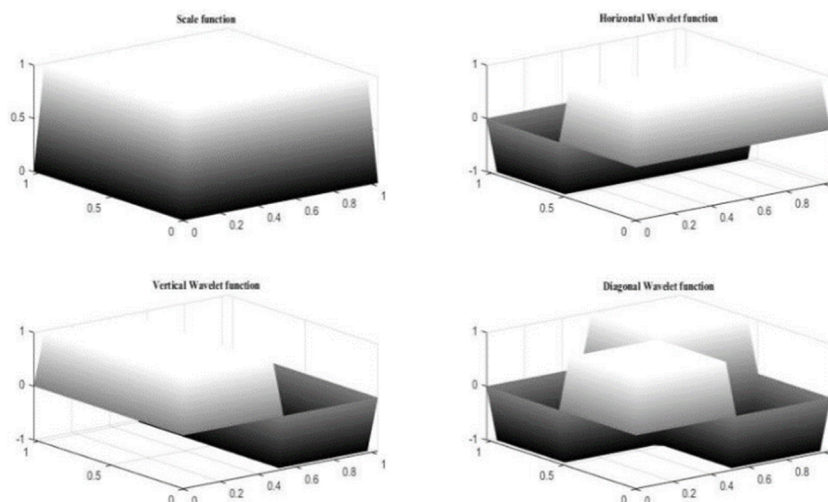


Fig. 1. Scale function and horizontal, vertical diagonal detail functions of 2D Haar wavelet

2. Methodology

In order to validate and comparative analysis of wavelet decomposition scales in automated recognition and isolation of asphalt pavement surface failures, distress images were captured and the proposed algorithms for feature extraction were tested on the images. The Research process generally involves five stages: (i) distress image acquisition in controlled condition, (ii) applying multi-layer 2D wavelet transform, (iii) extracting the texture feature vector based on second and higher order statistics, (iii) grouping distress images, (iv) evaluating classification performance. The feature vector extraction process is presented in Fig. 2.

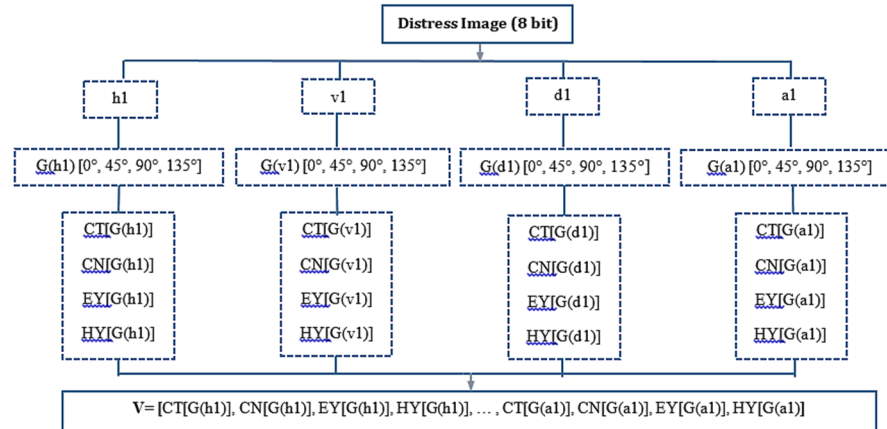


Fig. 2. The algorithm of image textural feature vector extraction based on second-order (GLCM) statistics of one layer wavelet decomposition

In this research, the minimum distance method has been used to classify distress images. To this end, Mahalanobis distance (D) is employed according to Eq. 1.

$$D^2 = (x - m_c) C_c^{-1} (x - m_c)^T \quad (1)$$

In this equation, x is the feature vector of the testing image and m_c represents the arithmetic mean of the feature vector elements associated with the class c training images. C_c denotes the covariance matrix of the set of features of distress class c training images. In the present study, two indicators including sensitivity and accuracy were used to measure the power of wavelet-based texture analysis algorithms in discriminating different distress patterns. It should be noted that the sensitivity and accuracy rates are the most important statistics calculated for each confusion matrix to evaluate the classification (pattern recognition) performance. The classification algorithms accuracy based on statistics of multi-level wavelet sub-bands are presented in Fig. 3 & 4.

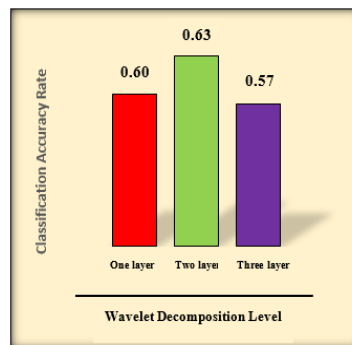


Fig. 3. Accuracy rates of the asphalt pavement distresses classification based on GLCM statistics of triple Haar wavelet decomposition sub-bands.

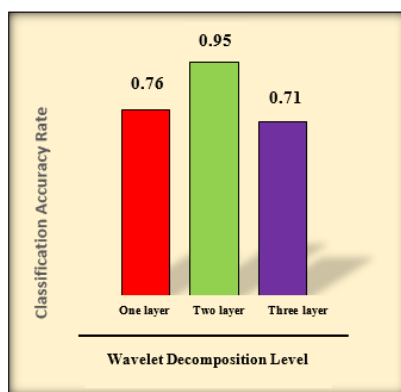


Fig. 4. Accuracy rates of the asphalt pavement distresses classification based on GLRLM statistics of triple Haar wavelet decomposition sub-bands.

3. Results and discussion

In this paper, statistics extracted from frequency sub-bands, resulted from three level (scale) 2D Haar wavelet decomposition were investigated separately. By applying high-level wavelet decomposition, in spite of increasing frequency resolution, the spatial resolution and the localization quality of the distress textural components are degraded and leads to irregularity and fusion increment in the generated sub-bands. As a result, analysis of these sub-bands results in accuracy decrement of data recognition and classification. The distress image classification results indicate that extracting sub-bands statistics based on two-layer wavelet decomposition has superior performance in highlighting and separating distress patterns and involving third layer decomposition sub-bands reduces the classification accuracy. Optimum wavelet decomposition level (scale) based on GLCM and GLRLM texture descriptors is 2 (7 frequency bands). Average classification accuracy rates based on one, two and three levels wavelet decomposition are 68%, 79% and 64%, respectively.

4. Conclusions

In the present study, after acquisition of asphalt pavement distress images in an illumination-controlled condition, three level Haar discrete 2D wavelet transform was applied in order to decompose the images. Afterwards, gray level co-occurrence matrix and gray level run-length matrix were employed to statistically describe the frequency sub-bands texture. The distress classification results based on minimum Mahalanobis distance classifier, indicate that extracting sub-bands statistics based on two-layer wavelet decomposition has superior performance in distresses texture recognition. Average classification accuracy rates based on one, two and three levels wavelet decomposition are 68%, 79% and 64%, respectively. Furthermore, textural measurements obtained from gray level co-occurrence matrix, yielding average classification accuracy of 81%, acquired superior results in pavement distress images discrimination compared to gray level run-length matrix statistics. Extracting second-order GLCM statistics from the sub-bands of the two-layer Haar wavelet transforms, yielding classification accuracy 95%, outperformed other feature extraction algorithms (6 algorithms) in full-automatic asphalt pavement distress image classification.

مقایسه تعداد لایه‌های تجزیه موجک تصویر به‌منظور کلاس‌بندی تمام‌خودکار بافت خرابی‌های روسازی آسفالتی

رضا شهابیان مقدم¹، سیدعلی صحاف^{2*}، ابوالفضل محمدزاده مقدم³

¹ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

² استادیار دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

³ دانشیار دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

دریافت: 1400/3/27، بازنگری: 1401/2/29، پذیرش: 1401/3/16، نشر آنلاین: 1401/3/16

چکیده

پیمایش خرابی‌های سطحی راه، جزء مراحل اصلی فرآیند ارزیابی عملکردی روسازی محسوب می‌شود. در سال‌های اخیر، تحقیقات زیادی در حوزه توسعه روش‌های هوشمند و خودکار شناسایی خرابی‌های روسازی انجام گرفته است. اغلب این روش‌ها بر پایه فنون بینایی کامپیوتر می‌باشند. از مهم‌ترین عناصر تشکیل‌دهنده سیستم‌های بینایی کامپیوتر، استخراج ویژگی تصویر می‌باشد. روش‌های پردازش چندرزولوشن (چنددقت) هم‌چون تجزیه موجک، ابزاری منحصر به فرد جهت آنالیز ویژگی‌های بافتی (Texture) تصویر فراهم آورده است. لبه‌ها، جزئیات ساختاری بافت، تصاویر خرابی سطح روسازی را تشکیل داده و تعداد سطوح تجزیه تصویر توسط اعمال تبدیل موجک، نقش مؤثری در آشکارسازی و تفکیک‌پذیری مکانی بافت گسستگی‌های (لبه) تصویر ایفا کرده و بایستی به‌طور بهینه انتخاب گردد. در این پژوهش، پس از برداشت تصاویر خرابی روسازی آسفالتی در شرایط روشنایی ثابت، از سه لایه تبدیل موجک دوبعدی هار (Haar) به‌منظور تجزیه تصاویر و از ماتریس هم‌رخداد و ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری، جهت توصیف آماری بافت زیرباند‌های فرکانسی حاصل شده، استفاده گردید. نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر خرابی بر اساس روش کمینه فاصله مالهالانوبیس (Minimum Mahalanobis Distance) حاکی از آن است که آماره‌های مستخرج از زیرباند‌های موجک تا مرحله دوم تجزیه، در شناسایی بافت انواع خرابی نتایج برتری به‌دنبال داشته است. میانگین دقت عملکردی کلاس‌بندی تصاویر خرابی بر پایه تجزیه موجک تک‌مرحله‌ای، دومرحله‌ای و سه‌مرحله‌ای به‌ترتیب برابر با 68 درصد، 79 درصد و 64 درصد می‌باشد. هم‌چنین آمارگان مرتبه دوم حاصل از ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری (GLCM) (Grey Level Co-occurrence Matrix)، با میانگین دقت طبقه‌بندی 81 درصد، عملکرد برتری نسبت به ماتریس طول تکرار در تشخیص و تفکیک خودکار تصاویر خرابی سطح آسفالت دارا می‌باشند.

کلیدواژه‌ها: ارزیابی خودکار روسازی، آنالیز بافت تصویر، تبدیل موجک، ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری، ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری.

1- مقدمه

ارزیابی روسازی، علاوه بر عدم ایمنی و افزایش هزینه و زمان عملیات بازرسی، وابسته به قضاوت شخصی ارزیابان بوده و نتایجی ناپایدار و تکرارناپذیر به‌دنبال خواهد داشت. در دهه اخیر، به‌منظور رفع مشکلات مربوط به بازرسی چشمی خرابی‌های روسازی، تحقیقات گسترده‌ای به‌منظور توسعه روش‌های نیمه‌خودکار و تمام‌خودکار ارزیابی وضعیت روسازی انجام گرفته است. اگرچه استانداردها و پروتکل‌هایی متناسب با محدودیت‌های روش‌های خودکار برداشت و آنالیز خرابی‌ها تدوین شده، اما به‌دلیل ماهیت

ارزیابی عملکرد روسازی یکی از مهم‌ترین عناصر سیستم‌های مدیریت روسازی جهت تعیین استراتژی صحیح عملیات مرمت و نگهداری راه محسوب می‌شود. شناسایی و بررسی خرابی‌های سطحی راه، یکی از مراحل اصلی فرآیند ارزیابی روسازی در تمامی سطوح مدیریت روسازی می‌باشد (Bordiuiness و Khabiri, 2021). ساده‌ترین روش ارزیابی خرابی‌های روسازی، بازرسی چشمی کارشناسان راه از وضعیت ظاهری راه می‌باشد. این رویکرد

پیکسل مجاور به منظور استخراج آمارگان بافتی بهره می گیرد. Cheng و همکاران (1999) از 11 ویژگی بافتی مستخرج از ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری متقارن به منظور آنالیز بافت تصاویر ترک‌خوردگی سطح روسازی آسفالتی استفاده نمودند. نتایج حاصل از کلاسه‌بندی این تصاویر بر اساس روش یادگیری درخت تصمیم‌گیری حدود 35% خطا به دنبال داشت. در تحقیق مذکور علاوه بر استفاده از تعداد زیادی از ویژگی‌ها و بار محاسباتی زیاد، ماتریس هم‌رخداد تنها در یک جهت و به صورت متقارن تشکیل گردید در حالی که به منظور تفکیک الگوهای خرابی بایستی نحوه توزیع مکانی سطوح خاکستری خرابی‌ها را در جهات مختلف و با در نظرگیری ترتیب قرارگیری پیکسل‌ها (غیرمتقارن) آنالیز نمود.

Lee (2003) از گشتاورهای آماری هیستوگرام ضرائب فوری به منظور تحلیل بافت انواع ترک‌های سطح روسازی استفاده نمود و از روش ماشین بردار پشتیبان به منظور کلاسه‌بندی تصاویر بهره جست و حدود 72% دقت عملکردی طبقه‌بندی، حاصل نمود. تبدیل فوری نه تنها در ارائه اطلاعات مهم تصویر خرابی هم‌چون لبه‌ها تبدیلی کارا (تنک)⁴ نمی‌باشد، بلکه تنها اطلاعات فرکانسی سیگنال را حفظ کرده و رزولوشن مکانی به طور کلی از بین می‌رود، در صورتی که برای تشخیص و تمیز دادن الگوهای مختلف خرابی روسازی هم‌چون ترک‌های طولی و عرضی، هم طیف فرکانسی و هم اطلاعات مکانی محتوای فرکانسی ضرورت دارد.

در ادامه این تحقیق، Zou و همکاران (2008) از روش‌های ارتقای تصویر هم‌چون بهبود هیستوگرام و تبدیل فوری به منظور پیش‌پردازش تصاویر و از تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین هم‌چون شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور طبقه‌بندی آن‌ها استفاده کردند و حدود 25% خطا در طبقه‌بندی تصاویر گزارش نمودند.

Wang (2009) از شیوه ماتریس طول شکاف سطوح خاکستری⁵ در حوزه تبدیل فوری و تبدیل موجک گسسته به منظور استخراج بردار ویژگی بافتی انواع ترک‌خوردگی‌های سطح روسازی آسفالتی و سپس از شبکه عصبی مصنوعی جهت کلاسه‌بندی تصاویر بهره‌گیری نمود. دقت عملکردی کلاسه‌بندی تصاویر در حوزه فرکانس (تبدیل فوری) و حوزه فرکانس- مکان (تبدیل موجک) به ترتیب 79% و 89% گزارش گردید.

Moghadas Nejad و Zakeri (2011) از ترکیبی از آمارگان مرتبه اول و مرتبه دوم (18 ویژگی) در حوزه تبدیل موجک‌ها و

تصادفی و بی‌قاعدگی شدید خرابی‌های ایجاد شده در سطح روسازی آسفالتی، موفقیت محدودی در شناسایی و دسته‌بندی خرابی‌های مختلف حاصل گشته است. علاوه بر این، اغلب روش‌های ارزیابی تمام اتوماتیک خرابی به دلیل به کارگیری الگوریتم‌های پیچیده، بار محاسباتی طولانی و سنگینی داشته و تمرکز اصلی آن‌ها بیشتر بر روی شناسایی و کلاسه‌بندی خودکار ترک‌های سطح روسازی بوده است. لازم به ذکر است که ترک‌ها تنها نمایان‌گر یک جنبه مهم از خرابی‌های روسازی بوده و سایر خرابی‌ها هم‌چون قیرزدگی وصله و غیره نیز هم‌چون ترک‌خوردگی، نقش مهمی در افت شاخص کیفی سطح روسازی داشته و گزینه‌های ترمیم و نگهداری پیشنهادی توسط سیستم مدیریت روسازی را تحت تأثیر قرار می‌دهند. با توجه به محدودیت‌های ذکر شده، به کارگیری روشی با دقت و کارایی برتر جهت پردازش خودکار خرابی‌های روسازی پیشنهاد می‌شود (Zakeri و همکاران، 2016؛ Wang و همکاران، 2015).

Xu و Chua (1994) به منظور استخراج ویژگی تصاویر ترک‌های روسازی از ثوابت ممانی¹ در حوزه مکان بهره جستند. در مقاله مذکور از کمینه فاصله اقلیدسی به منظور دسته‌بندی سه نوع مختلف از ترک‌ها استفاده گردید و در انتها 55% خطای کلاس-بندی گزارش گردید. ویژگی‌های بافتی (به کارگیری شده در تحقیق حاضر) در مقایسه با دیگر ویژگی‌ها هم‌چون رنگ و ثوابت ممانی اطلاعات دقیق‌تری از الگوهای موجود در نواحی تصویر ارائه داده و در بسیاری از کاربردها از جمله آنالیز تصاویر پزشکی، شناسایی چهره و تشخیص انواع خرابی و غیره عملکرد برتری در شناسایی و تفکیک داده‌ها دارا می‌باشد. بایستی متذکر شد که ویژگی‌های بافتی خرابی‌ها با یکدیگر ارتباط و وابستگی داشته و فاصله اقلیدسی قادر به لحاظ نمودن این همبستگی‌ها نمی‌باشد. Nallamutho و Wang (1996) از تابع خودهمبستگی²

به منظور توصیف بافت تصویر ترک‌های آسفالت استفاده نمودند. اندازه‌گیری تناوب فواصل بین الگوها اساس کار این روش است و بافت می‌تواند بر اساس فواصل بین ریزبافت‌ها به وسیله تابع خودهمبستگی توصیف شود. در این مقاله از روش K نزدیک‌ترین همسایه³ به منظور گروه‌بندی تصاویر خرابی استفاده شد و دقت عملکردی کلاسه‌بندی به طور میانگین حدود 56% گزارش گردید. همان‌طور که ذکر گردید مقادیر سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت خرابی‌های سطح روسازی بسیار بی‌نظم بوده و در نظرگیری رابطه مکانی مشخصی میان تعداد از پیکسل‌ها (و ریزبافت‌ها) و تناوب فواصل عملکرد صحیحی نمی‌باشد. ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری (استفاده شده در مقاله حاضر) از مقادیر دو

4. Sparce Transformation
5. Grey Level Gap length Matrix (GLGLM)

1. Moment Invariants
2. Auto-correlation Function
3. K-Nearest Neighbor (KNN)

گردید و از یک شیوه کلاس‌بندی ساده (کمینه فاصله ماله‌انوبیس) به‌منظور دسته‌بندی داده‌ها استفاده گردید. الگوریتم ارائه شده در این مطالعه، علی‌رغم سادگی و بار محاسباتی اندک نسبت به روش‌های پیشین، از کارایی و دقت عملکردی بالایی در شناسایی انواع خرابی برخوردار می‌باشد. لازم به‌ذکر است که در الگوهای بی‌نظمی هم‌چون خرابی‌های ایجاد شده در سطح روسازی آسفالتی، وارد کردن و درگیر نمودن تعداد زیادی از پیکسل‌ها در استخراج ضرائب موجک (محتوای فرکانسی) عملکرد صحیحی نمی‌باشد زیرا علی‌رغم افزایش دقت کار، احتمال وقوع و جذب بی‌نظمی‌ها افزایش می‌یابد. به‌همین دلیل در این تحقیق، از تابع (فیلتر) موجک‌ها که دارای عرض ساپورت کمتری (پنجره‌ای برابر با دو پیکسل) نسبت به دیگر توابع موجک بوده و سهم کمتری از سیگنال اصلی را به‌منظور استخراج ضرائب موجک به‌کار می‌گیرد، استفاده شده است.

روش‌های پردازش تمام‌خودکار خرابی‌های روسازی اغلب مبتنی بر سیستم‌های بینایی ماشین می‌باشند. از اجزای تشکیل‌دهنده این سیستم می‌توان به برداشت داده، بهبود و ارتقا تصویر، تقطیع، استخراج ویژگی و شناسایی الگو اشاره نمود. استخراج ویژگی در حقیقت تبدیل داده‌های ورودی به یک سری جزئیات مفید (اغلب در قالب بردار عددی) بوده و یکی از مهم‌ترین اجزای تشکیل‌دهنده سیستم بینایی ماشین تلقی می‌شود. ویژگی‌های بافتی در مقایسه با دیگر ویژگی‌ها، اطلاعات بیشتر و دقیق‌تری از خواص نواحی موجود در تصویر ارائه نموده و در بسیاری از کاربردها از جمله آنالیز تصاویر پزشکی، دسته‌بندی تصاویر راداری، تشخیص اثر انگشت و مخصوصاً شناسایی الگوی انواع خرابی، عملکرد برتری به‌دنبال دارند (Ramola و همکاران، 2020).

بافت را می‌توان به‌صورت یک تابع از تغییرات مکانی مقادیر شدت روشنایی (سطوح خاکستری در تصاویر تکرنگ) پیکسل‌های تصویر تعریف نمود. بافت اندازه‌گیری میزان تغییرات هر سطح است که خصوصیات مانند همواری، نرمی، زبری و منظم بودن هر سطح را اندازه‌گیری می‌کند. تشخیص بافت در سیستم بینایی بشر به‌راحتی قابل تشخیص است؛ اما در بینایی ماشین و پردازش تصویر پیچیدگی‌های خاص خود را دارد. در تحلیل بافت مشکل‌ترین مسئله عبارت است از تعریف مجموعه‌ای از ویژگی‌های معنادار به‌طوری‌که مشخصات بافت را شامل شوند (Armi و Ershad، 2019).

راهکارهای متعددی برای این مسئله از قبیل ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری، طیف توان فوری، هیستوگرام و تکنیک‌های آنالیز چنددقتی وجود دارد. منظور از آنالیز چنددقتی،

کوئیفلت⁶ و کرولت⁷ استفاده نمودند و از شبکه عصبی دینامیکی به‌جهت کلاس‌بندی 7 نوع مختلف از ترک‌خوردگی‌ها شامل ترک بلوکی، ترک پوست‌سوسماری، ترک موئی، ترک طولی، ترک عرضی، ترک قطری و ترک‌های چندگانه بهره‌گیری نمودند. لازم به‌ذکر است که، در مقاله مزبور از روش‌های پیش‌پردازش تصویر هم‌چون بهبود هیستوگرام نیز استفاده گردید. در انتها، در حوزه تبدیل موجک گسسته‌ها⁸، کوئیفلت و تبدیل جهت‌دار کرولت به‌ترتیب حدود 4%، 15% و 2% خطای کلاس‌بندی گزارش گردید. Rosa (2014) از توصیف‌کننده‌های آماری بافت تصویر به‌منظور تقطیع⁹ و جداسازی ناحیه خرابی از پشت‌زمینه تصویر استفاده نمود. او پس از اتصال ترک‌های منفصل و ارتقای تصویر، از الگوریتمی مبتنی بر استخراج ویژگی‌های هندسی، به طبقه‌بندی انواع ترک‌خوردگی روسازی آسفالتی پرداخت. Zakeri و همکاران در سال 2016 در مقاله‌ای کلیه روش‌های برداشت و پردازش نیمه‌اتوماتیک و تمام‌اتوماتیک خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی گردآوری و بررسی شده است

اغلب الگوریتم‌ها و روش‌های آنالیز و شناسایی تمام‌خودکار خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی پیشین بر روی تشخیص و طبقه‌بندی انواع ترک‌خوردگی‌ها تمرکز دارند در‌صورتی‌که کلاسه‌بندی خودکار دیگر خرابی‌های ایجاد شده در سطح روسازی هم‌چون قیرزدگی، عریان‌شدگی و غیره نیز بسیار حائز اهمیت می‌باشد که در این پژوهش این امر لحاظ گردیده است. الگوریتم‌های ارائه شده پیشین که خطای کلاسه‌بندی کمتر از 5% گزارش نمودند اغلب بار محاسباتی سنگین و نسبتاً پیچیده‌ای (پیش‌پردازش تصاویر، استفاده از تبدیل جهت‌دار با افزونگی بالا، تعداد ویژگی‌های زیاد، الگوریتم کلاس‌بندی پیچیده و ...) دارا می‌باشند که به‌تبع منجر به افزایش زمان و هزینه ارزیابی عملکرد روسازی می‌گردد. از آنجائی‌که مؤلفه‌ها و اطلاعات مهم تصاویر خرابی روسازی آسفالتی بیشتر شامل لبه‌های افقی و عمودی (مؤلفه‌های غیرجهت‌دار) بوده، حساسیت جهتی توابع موجک گسسته دوبعدی (افقی، عمودی و قطری) مناسب و کافی بوده و در چنین الگوهایی بهتر است بر روی نوع (شکل) و مقیاس (تعداد لایه‌های تجزیه)¹⁰ موجک اعمالی و ویژگی‌های مستخرج از زیرباندها تمرکز نمود تا افزایش حساسیت جهتی تبدیل (هم‌چون استفاده از تبدیل کرولت).

در این پژوهش، با بررسی بسیاری از تحقیقات پیشین در زمینه آنالیز و کلاسه‌بندی انواع بافت‌ها، تعداد اندکی از ویژگی‌ها (4 توصیف‌گر) اما با بیشترین قدرت تمیزدهندگی به‌منظور توصیف آماری بافت زیرباندهای سطوح مختلف تجزیه هرم موجک انتخاب

9. Segmentation

10. Decomposition layer /level (Scale)

6. Curvelet

7. Coiflet

8. Haar Wavelet

ناگهانی مؤلفه‌های بافتی تصویر بوده و ضرائب جزئیات¹² موجک نام دارد و بخش حاصل از عبور سیگنال از فیلتر پایین‌گذر که شامل اطلاعات فرکانس پایین تصویر و دربرگیرنده مشخصات هویتی سیگنال بوده و ضرائب تخمین¹³ (تقریب) موجک نامیده می‌شود. در نهایت گروهی از سیگنال‌ها حاصل شده که همان سیگنال اولیه را نشان می‌دهند، اما هر گروه سیگنال به باند فرکانسی متفاوتی مربوط می‌باشد. با توجه به این‌که تصاویر، سیگنالی دوبعدی می‌باشند، اگر یک تصویر توسط تبدیل موجک گسسته مورد تجزیه قرار گیرد، چهار زیر تصویر به دست می‌آید. یک تصویر مربوط به تخمین (کلیات تصویر) و سه تصویر مربوط به جزئیات ساختاری (لبه‌های افقی، عمودی و قطری تصویر). وابسته به میزان دقت مورد نیاز، به همین ترتیب، تجزیه زیرباند تخمین موجک، می‌تواند تکرار شود. سطح تجزیه اعمال شده نقش مؤثری در برجسته‌سازی و آشکارسازی ساختار لبه‌ها¹⁴ و ناسازگاری‌های موجود در بافت خرابی ایفا می‌کند. اگر سطح تجزیه اعمال شده کم باشد، الگوی انواع خرابی به طور کامل قابل تفکیک نبوده، از طرفی اگر تجزیه تصاویر در سطوح بالاتری ادامه یابند، با توجه به افزایش مقیاس (کاهش فرکانس) و اتساع تابع موجک، تعداد بیشتری از ضرائب موجک تحت تأثیر قرار گرفته و به تبع ممکن است بی‌نظمی‌های بیشتری نیز جذب شوند. به عبارت دیگر علی‌رغم افزایش دقت فرکانسی، تفکیک‌پذیری و محلی‌سازی مکانی (رزولوشن مکانی) مؤلفه‌های بافتی تصویر کاهش یافته و باعث اغتشاش و تنزل کیفیت ارائه جزئیات خرابی در زیرباندها می‌گردد. لذا تحلیل و استخراج ویژگی‌های این زیرباندها می‌تواند افت دقت تشخیص و طبقه‌بندی داده‌ها را به دنبال داشته باشد (Selvaraj و Ganesan, 2003).

در این تحقیق، تصاویر برداشت شده از سطح روسازی آسفالتی در هفت گروه مختلف طبقه‌بندی شده است. سپس به منظور تجزیه تصاویر خرابی روسازی آسفالتی و جداسازی باندهای فرکانسی، از سه لایه (مقیاس) تبدیل موجک گسسته هار استفاده شده است. در مرحله اول تجزیه، در مجموع 4 زیرباند (3 باند جزئیات و 1 باند تخمین)، در مرحله دوم، مجموعاً 7 زیرباند (6 باند جزئیات و 1 باند تخمین) و در مرحله سوم تجزیه، 10 زیرباند (9 باند جزئیات و 1 باند تخمین) با هدف استخراج بردار ویژگی تصویر، مورد آنالیز قرار گرفت. هریک از باندهای تجزیه شده موجک، به عنوان تصویری (ماتریس) مجزا تلقی شده که ساختار بافت تصویر اصلی را در جهات گوناگون دربر دارند. مقادیر سطوح خاکستری و محتوای فرکانسی تشکیل دهنده بافت اکثر خرابی‌های سطح روسازی، ارتباط مکانی مشخصی با یکدیگر داشته لذا در این تحقیق با توجه به حفظ اطلاعات مکانی در تبدیل موجک (بر خلاف تبدیل فوری)، به منظور

تحلیل فرکانس‌های مختلف سیگنال با دقت‌های (رزولوشن) متفاوت است. روش‌های آنالیز آماری بافت چنددقته یا به عبارتی توصیف آماری بافت تصویر در حوزه تبدیل چنددقته که ترکیبی از روش‌های آماری و فنون پردازش سیگنال بوده، به دلیل تجزیه تصویر و جداسازی زیرباندهای فرکانسی و توصیف (آشکارسازی) جزئیات ساختاری بافت تصویر در جهات مجزا، نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد. علاوه بر آن، در حوزه تبدیل چنددقته هم‌چون تبدیل موجک، میزان شباهت (نزدیکی) با الگوی تابع موجک بررسی و تحلیل می‌شود. این امر (تشکیل محتوای فرکانسی تصویر) تا حد زیادی از بی‌نظمی‌های سطوح خاکستری تشکیل دهنده بافت خرابی‌ها که در حوزه مکان موجود بوده، می‌کاهد (Zakeri و Moghadas Nejad, 2011). لذا روش‌های آنالیز چنددقته هم‌چون تبدیل موجک، در فشرده‌سازی تصویر، کاهش نویز و به‌ویژه آنالیز بافت، عملکرد بسیار مؤثری دارا می‌باشد. تبدیل موجک یک روش جدید برای تحلیل زمان-فرکانس سیگنال‌های غیرایستا می‌باشد. موجک یک تابع زمانی است که طبیعت پرموج یا نوسانی دارد و انرژی آن به یک مدت متناهی از زمان محدود شده است (Nourani و همکاران, 2015).

تبدیل موجک گسسته از بانک فیلتر به منظور تجزیه سیگنال و تفکیک باندهای فرکانسی و نمایش آن در حوزه فرکانس-زمان بهره می‌گیرد، به عبارتی در این تبدیل، هم رزولوشن فرکانسی و هم رزولوشن زمانی در نمودار زمان-فرکانس تغییر می‌کند، بدون آن‌که اصل عدم قطعیت هاینبرگ نقض شود. بر طبق این اصل اطلاعات فرکانسی و زمانی یک سیگنال در یک نقطه در نمودار زمان-فرکانس قابل دستیابی نمی‌باشد، یعنی نمی‌توان مشخص کرد کدام جزء طیفی در کدام لحظه خاص وجود دارد و تنها می‌توان باندهای فرکانسی موجود در یک فاصله زمانی را مشخص کرد. لازم به ذکر است که در سیگنال‌های تصویری، نمودار مکان-فرکانس به مثابه نمودار زمان-فرکانس می‌باشد. تفاوت اصلی تبدیل موجک با تبدیل فوری این است که پهنای پنجره برای محاسبه هر یک از اجزای طیفی تغییر می‌کند. تحقیقات نشان داده است که استفاده از تبدیل موجک به علت انعطاف‌پذیری، توانایی بیشتر در آنالیز تصاویر، آنالیز چنددقته، کارایی بیشتر، کاهش حجم اطلاعات و در نتیجه افزایش سرعت پردازش داده، نسبت به تبدیل فوری برتری دارد (Bauer و Reis, 2009).

در تبدیل موجک گسسته¹¹، سیگنال از یک سری فیلترهای بالاگذر برای آنالیز فرکانس‌های بالا و از یک سری فیلترهای پایین‌گذر برای آنالیز فرکانس‌های پایین، عبور داده می‌شود. در نتیجه سیگنال به دو بخش تقسیم می‌شود؛ بخش حاصل از عبور سیگنال از فیلتر بالاگذر که شامل اطلاعات فرکانس بالا و تغییرات

13. Approximation Coefficients

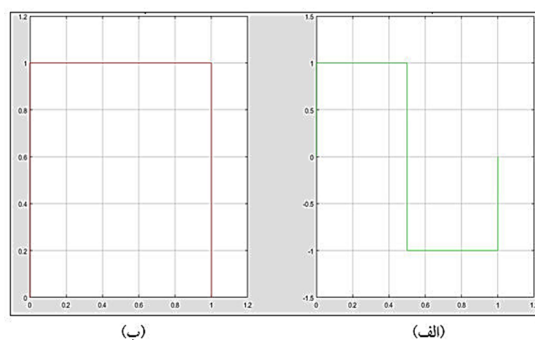
14. Edge

11. Discrete Wavelet Transform (DWT)

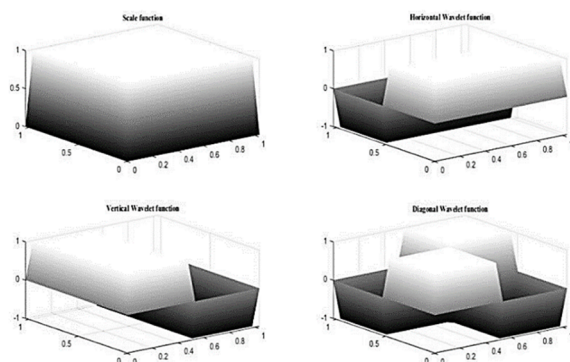
12. Detail Coefficients

جدول 1- ضرائب مربوط به فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر تابع

موجک هار		
تابع مقیاس	$h_0(0)$	$h_0(1)$
هار	0/71	0/71
تابع موجک	$h_1(0)$	$h_1(1)$
هار	0/71	-0/71



شکل 1- الف) تابع ویولت هار، ب) تابع مقیاس هار



شکل 2- تابع مقیاس و توابع جزئیات افقی، عمودی و قطری موجک دوبعدی هار

شمایی از توابع ویولت و مقیاس موجک هار در شکل (1) ارائه شده است. نتیجه اعمال تابع مقیاس بر تصویر، زیرباند (ماتریس ضرائب) تخمین بوده که حاوی کلیات و مؤلفه‌های فرکانس پایین تصویر می‌باشد. نتیجه اعمال توابع موجک افقی، قائم و قطری بر تصویر، به ترتیب زیرباند (ماتریس ضرائب) جزئیات افقی، قائم و قطری بوده که حاوی محتویات فرکانس بالا و تغییرات ناگهانی سطوح خاکستری تصویر در جهات مزبور می‌باشد. وابسته به میزان دقت فرکانسی مورد نیاز، تجزیه زیر تصویر (ماتریس) تخمین می‌تواند تکرار شود و زیرباندهای سطوح (لایه‌های) مختلف تجزیه هرم موجک را تشکیل دهد (Shahabian و Sahaf, 2021).

لازم به ذکر است که در تصاویر خرابی‌رو سازی، اطلاعات پس‌زمینه تصویر در زیرباند فرکانس پایین ارائه شده درحالی‌که

آنالیز بافت زیرباندها و تحلیل نحوه توزیع ضرائب موجک (محتوای فرکانسی)، از آمارگان مرتبه دوم بر پایه ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری و شاخص‌های آماری مرتبه سوم و بالاتر بر پایه ماتریس طول تکرار (طول دنباله) سطوح خاکستری¹⁵ استفاده شده است. این آمارها بر خلاف شاخص‌های آماری مرتبه اول (هم‌چون گشتاورهای آماری هیستوگرام)، با در نظرگیری تعامل مکانی میان مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر (ضرائب موجک نرمالیزه شده)، محاسبه و استخراج می‌شوند (Arabi و همکاران، 2016). درنهایت، با استفاده از شاخص‌های محاسبه شده، طبقه‌بندی تصاویر خرابی بر اساس روش کمینه فاصله ماکسلا نوویس صورت گرفته و عملکرد کلاس‌بندی توسط دو شاخص حساسیت و دقت مورد ارزیابی قرار گرفت.

2- مبانی نظری پژوهش

در این بخش، مبانی پایه تبدیل موجک گسسته به همراه مفاهیم شاخص‌های آماری مرتبه دوم و مرتبه بالاتر ارائه شده است.

2-1- تبدیل موجک گسسته

تبدیل موجک گسسته عبارتست از تجزیه یک سیگنال به مجموعه‌ای از توابع موجک فرزند $\varphi_{mn}(t)$ که مطابق رابطه (1) از انتقال و تغییر مقیاس تابع موجک مادر $\varphi(t)$ به‌دست آمده‌اند.

$$\varphi_{mn}(t) = 2^{-m/2} \varphi(2^{-m}t - n) \quad (1)$$

که در آن m و n به ترتیب شاخص‌های مربوط به تغییر مقیاس (سطح تجزیه) و انتقال می‌باشند. پارامتر نخست میزان کشش موجک و پارامتر دوم تمرکز مکانی مورد نیاز تابع موجک را فراهم می‌کند (Nourani و همکاران، 2015).

تابع موجک مادر از توابع مقیاس $\phi(t)$ طبق رابطه (2) و (3) مشتق می‌گردند.

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_0(k) \phi(2t - k) \quad (2)$$

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_1(k) \phi(2t - k) \quad (3)$$

که در آن h_0 و h_1 به ترتیب فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر می‌باشند و وابسته به این‌که جزو کدام خانواده از موجک‌ها باشند، متفاوت می‌باشند (Reis و Bauer, 2009). ضرائب مربوط به بانک فیلتر موجک هار در جدول (1) ارائه شده است. برای اعمال تبدیل موجک گسسته بر سیگنال‌های تصویری، بایستی از تبدیل دوبعدی استفاده نمود. شمای سه‌بعدی توابع مقیاس و موجک هار (Haar) در شکل (2) نمایش داده شده است.

2-3- آمارگان مرتبه سوم و بالاتر

ماتریس طول تکرار (طول دنباله) سطوح خاکستری، ابزار مناسبی جهت محاسبه شاخص‌های آماری مرتبه سوم و بالاتر تصویر فراهم آورده است. درایه‌های این ماتریس $P(i, j)$ نشان‌دهنده طول تکرار (i) پیکسل‌هایی با سطح خاکستری (i) در جهتی مشخص (θ) در تصویر اصلی می‌باشد (ChandraPrabha, 2019). پس از تقسیم مقادیر طول تکرار بر مجموع کل مقادیر ماتریس، درایه‌های نرمالیزه شده p_{ij} ماتریس طول تکرار مطابق با رابطه (5) به دست می‌آید:

$$p_{ij} = \frac{P(i, j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P(i, j)} \quad (5)$$

N در این رابطه، برابر با بیشینه مقدار سطح خاکستری موجود (ممکن) و M برابر با حداکثر تعداد پیکسل‌های تصویر (حداکثر تکرار ممکن) در جهت (θ) می‌باشد. ماتریس نرمالیزه شده طول تکرار را می‌توان به عنوان یک تابع چگالی احتمال در نظر گرفته و با محاسبه شاخص‌های متنوعی همچون قوه تکرار کوتاه، قوه تکرار بلند، عدم یکنواختی سطوح خاکستری و درصد تکرار، ویژگی‌های بافت تصویر (زیربافت) را استخراج و توصیف نمود. شرح این آماره‌ها توسط Shahabian و Sahaf (2021) ارائه شده است.

3- روش تحقیق

در این بخش، به منظور اعتبارسنجی و مقایسه عملکردی سطوح (مقیاس) مختلف تجزیه موجک در تشخیص و تفکیک خودکار خرابی‌های روسازی آسفالتی، اقدام به برداشت تصاویر خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی نموده و الگوریتم‌های پیشنهادی جهت استخراج ویژگی بر روی این تصاویر مورد آزمایش قرار گرفت. مراحل انجام تحقیق به طور کلی شامل پنج مرحله می‌باشد:

- 1) برداشت تصاویر در شرایط کنترل شده
- 2) اعمال چندلایه‌ای (چنددقت) تبدیل موجک دوبعدی
- 3) استخراج بردار ویژگی بر پایه آمارگان مرتبه دوم و بالاتر
- 4) کلاسه‌بندی تصاویر خرابی
- 5) ارزیابی دقت عملکردی الگوریتم‌های پیشنهادی.

3-1- برداشت تصاویر خرابی سطح روسازی آسفالتی

در این تحقیق، به منظور برداشت تصاویر خرابی در شرایط نوری کنترل شده، سخت‌افزاری مطابق شکل (3) مورد استفاده قرار گرفت. این سخت‌افزار با حذف کامل نور محیط، توسط برزنت مشکی و تأمین یک روشنایی مصنوعی با شدت ثابت و فاصله‌ای مشخص از سطح روسازی آسفالتی برای تمامی برداشت‌ها، ضرورت انجام عملیات نرم‌افزاری پیش‌پردازش به منظور بهبود و ارتقا

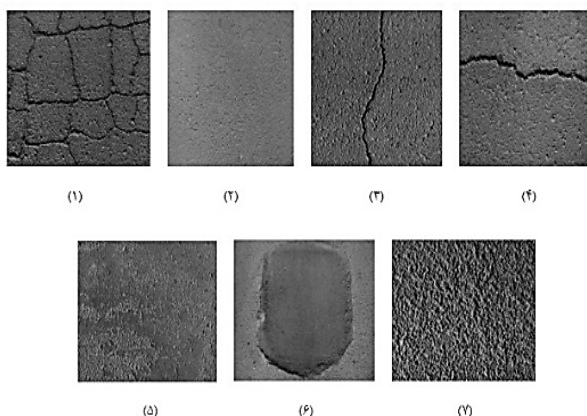
لبه‌های خرابی که اطلاعات اصلی و مهم تصاویر هستند، اجزای فرکانس بالا سیگنال می‌باشند. ویژگی‌های استخراج شده از این زیرباندها، به عبارتی بررسی نحوه توزیع و ارتباط مکانی میان ضرائب موجک (محتوای فرکانسی) به طور کارآمدی قادرند خصوصیات بافت تصویر را توصیف نمایند (Celic و Tjahjedi, 2011).

2-2- آمارگان مرتبه دوم

زیرباندهای تجزیه شده در اثر اعمال تبدیل چنددقت موجک، هرکدام تصویری (ماتریس) مجزا تلقی شده که ضرائب تخمین و جزئیات موجک را در بر دارند. در این پژوهش، با هدف آنالیز بافت این زیرتصاویر و استخراج بردار ویژگی، از آمارگان مرتبه دوم بر پایه ماتریس هم‌رخداد و شاخص‌های آماری مرتبه سوم و بالاتر بر پایه ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری، استفاده شده است. شاخص‌های آماری مرتبه دوم از مقادیر دو پیکسل جهت تفسیر و توصیف بافت تصویر بهره می‌گیرد، در صورتی که تعداد پیکسل‌های به کارگیری شده جهت استخراج آمارگان مرتبه سوم و بالاتر، برابر با بعد تصویر در راستای تشکیل ماتریس طول تکرار می‌باشد. این شاخص‌ها بر خلاف آمارگان مرتبه اول نسبت به جابه‌جایی پیکسل‌های تصویر حساس می‌باشند (Arabi و همکاران, 2016). ماتریس هم‌رخداد اولین بار توسط Haralick معرفی شد. این ماتریس را می‌توان در زوایای گوناگون و فواصل پیکسلی مختلف تعریف کرد که هرکدام به نوعی ویژگی‌های بافت را توصیف و ارائه می‌نمایند. از کاستی‌های این روش، حجم محاسباتی نسبتاً بالا می‌باشد. برای استخراج ویژگی باید از تابع چگالی احتمال $f(i, j | d, \theta)$ استفاده نمود. برای تخمین تابع چگالی احتمال باید جفت پیکسل‌هایی (ضرائب موجک) با سطوح خاکستری i و j که به فاصله d و در زاویه θ از هم قرار گرفته‌اند را شمارش کرد (Horng و همکاران, 2000). ماتریس هم‌رخداد طبق رابطه (4) محاسبه می‌گردد.

$$P_{d, \theta}(x, y) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} g(i, j) = x, \quad g(i, j) = y \quad (4)$$

در رابطه (4)، M و N به ترتیب بیان‌گر تعداد پیکسل‌های تصویر در راستای افقی و عمودی هستند. $g(i, j)$ مقدار سطح خاکستری پیکسل در نقطه (i, j) و $g(i, j)$ نیز مقدار سطح خاکستری پیکسل در موقعیت $(i=i+r, j=j+r)$ است. r فاصله بین دو پیکسل می‌باشد که در زاویه θ و فاصله d از هم قرار گرفته‌اند. در اغلب مقالات، پس از نرمالیزه نمودن ماتریس، از چهار ویژگی مهم ماتریس هم‌رخداد شامل تضاد، همبستگی، انرژی و همگنی استفاده می‌شود. روابط و شرح این آماره‌ها توسط Shahabian و Sahaf (2021) ارائه شده است.



شکل 4- طبقه‌بندی تصاویر خرابی برداشت شده از سطح روسازی: (1) ترک پوست‌سوسماری، (2) آسفالت سالم، (3) ترک طولی، (4) ترک عرضی، (5) قیرزدگی، (6) وصله، (7) عریان‌شدگی

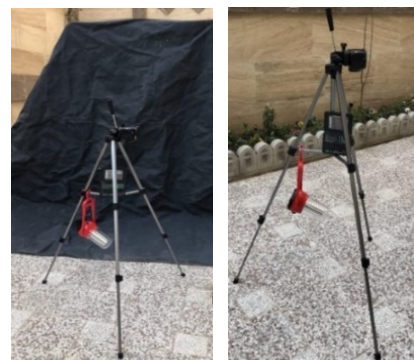
3-2- اعمال تبدیل موجک و جداسازی زیرباند های فرکانسی

ابتدا تمامی تصاویر از حالت رنگی به حالت تک‌رنگ (کد دستوری متلب `rgb2gray`) تبدیل شده و سپس مقادیر سطوح خاکستری (محدوده پویا) تصاویر بین 0 تا 255 مقیاس می‌گردند (کد دستوری متلب `im2uint8`). در این پژوهش با به‌کارگیری کد دستوری متلب طبق رابطه (6) از سه لایه (مقیاس) تبدیل موجک گسسته دوبعدی هار به‌منظور تجزیه تصاویر (X) استفاده گردید.

$$[a, h, v, d] = \text{wavedec2}(X, 3, \text{Haar}) \quad (6)$$

پس از اعمال موجک و استخراج ماتریس‌های ضرائب (زیرباند) تخمین و جزئیات تبدیل، شامل جزئیات افقی، عمودی و قطری، مقادیر این ماتریس‌ها بین صفر و یک نرمالیزه گشته (کد دستوری متلب `mat2gray`) و در انتها، عملیات استخراج ویژگی و آنالیز بافت بر روی تمامی زیرتصویرهای حاصل شده صورت پذیرفت. در سطح اول، تجزیه هرم موجک، 4 زیرباند شامل ماتریس ضرائب جزئیات افقی، مرتبه اول ($h1$)، ماتریس ضرائب جزئیات عمودی مرتبه اول ($v1$)، ماتریس ضرائب جزئیات قطری مرتبه اول ($d1$) و ماتریس ضرائب تخمین مرتبه اول ($a1$) مورد تحلیل بافت قرار گرفته و در سطوح تجزیه دوم و سوم، ماتریس‌های ضرائب مرتبه دوم ($a2, h2, v2, d2$) و سوم ($a3, h3, v3, d3$) به‌ترتیب به زیرباند های لایه اول اضافه شدند. لازم به‌ذکر است که در مراحل تجزیه موجک، تنها زیرباند تخمین آخرین لایه مورد تحلیل قرار گرفته است. به‌عنوان نمونه در شکل (5) زیرباندهای جزئیات حاصل از سه لایه تجزیه موجک هار بر ترک طولی نشان داده شده است.

تصاویر را برطرف نمود. تمامی تصاویر خرابی در شرایط یکسان و توسط دوربین دیجیتال Fujifilm مدل S2980 با مساحت تصویر (رزولوشن) 14 مگاپیکسل و ابعاد پیکسلی 3100×4500 ، نوع سنسور (حسگر) CCD، ابعاد سنسور برابر با $6/2$ میلی‌متر، حساسیت سنسور (ISO) 800، گشودگی دیافراگم $f/301$ ، سرعت شاتر $0/25$ ثانیه و از ارتفاع یک متری سطح آسفالت (بدون بزرگ-نمائی) برداشت شده است. لازم به‌ذکر است که دوربین نامبرده از لنز 28-504 میلی‌متری Fujinon بهره می‌برد. لازم به یادآوری است که الگوریتم‌های آنالیز بافت پیشنهادی، مبتنی بر تعداد و تعامل مکانی مقادیر سطوح خاکستری تصاویر خرابی می‌باشد. لذا در صورت افزایش وسعت و شدت خرابی‌ها در تصویر، چون تعداد سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت خرابی افزایش می‌یابد، شناسایی و تفکیک بافت الگوهای مختلف با خطای کمتری همراه می‌باشند.



شکل 3- سخت‌افزار برداشت تصاویر خرابی روسازی آسفالتی در شرایط کنترل شده

تصاویر برداشت‌شده از روسازی در هفت گروه شامل:

- (1) ترک پوست‌سوسماری
- (2) آسفالت سالم (بدون خرابی)
- (3) ترک طولی
- (4) ترک عرضی
- (5) قیرزدگی
- (6) وصله
- (7) عریان‌شدگی،

مطابق شکل (4) طبقه‌بندی گردید. از هر گروه، تعداد 60 عدد تصویر برداشت گردید که 30 عدد از آن‌ها به‌طور تصادفی به‌منظور آموزش الگوریتم (تصاویر آموزشی) و 30 عدد با هدف آزمایش الگوریتم (تصاویر آزمایشی) مورد آنالیز و بررسی قرار گرفت. در حقیقت 30 تصویر از هر کلاس به‌عنوان داده‌های یادگیری کلاسیفایر (طبقه‌بند) مورد استفاده قرار می‌گیرند.

3-3- توصیف آماری بافت زیرباند ها و استخراج بردار

ویژگی

در این تحقیق، به منظور تحلیل بافت زیرباند های تجزیه شده و توصیف نحوه توزیع ضرائب موجک و محتوای فرکانسی تصاویر خرابی، از آمارگان مستخرج از ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری و ماتریس طول تکرار، استفاده شده است.

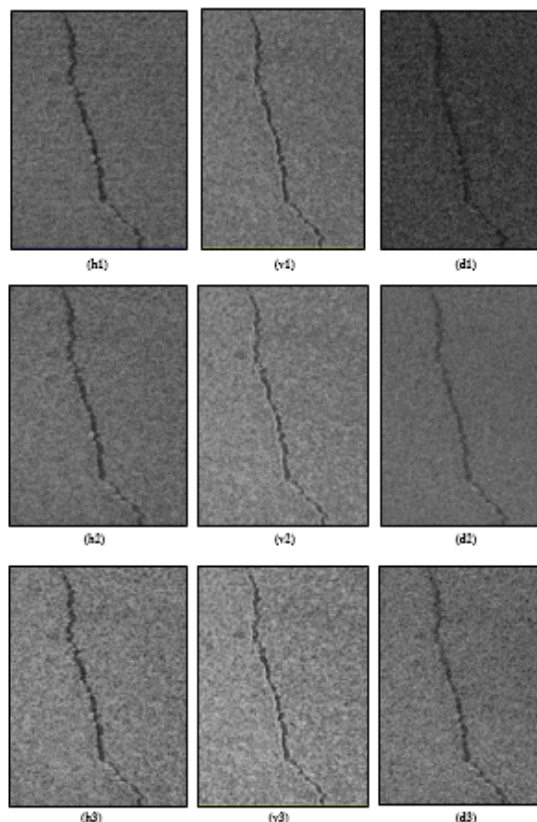
3-3-1- آنالیز آماری بافت بر پایه ماتریس هم‌رخداد

سطوح خاکستری

در این تحقیق، ابعاد ماتریس هم‌رخداد برابر با 256 انتخاب شده، پارامتر فاصله برابر با واحد (یک) و با توجه به توزیع مکانی گوناگون سطوح خاکستری در الگوهای خرابی مختلف، 4 زاویه مجزا (0°, 45°, 90°, 135°) به عنوان پارامتر جهت به منظور تشکیل ماتریس هم‌رخداد انتخاب گردید. بدین منظور از کد متلب طبق رابطه (7) استفاده شده است.

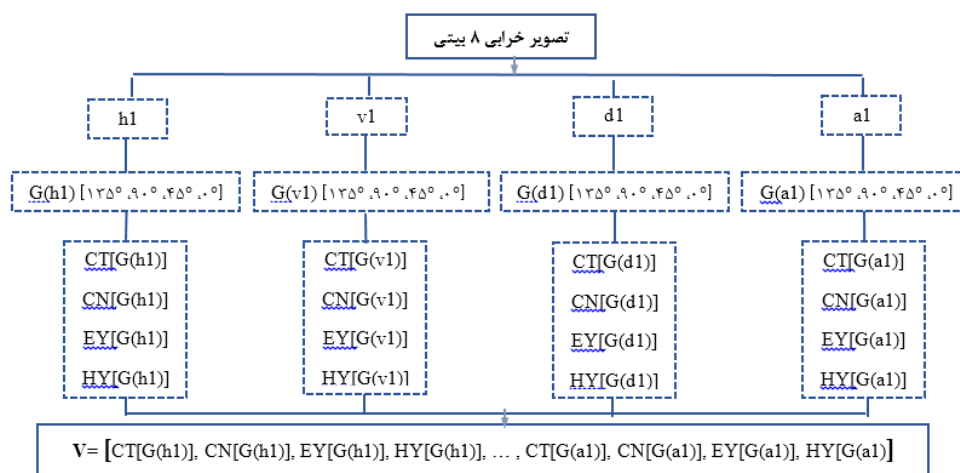
$$G(h1, v1, d1, a1) = \text{graycomatrix}(h1, v1, d1, a1, 1, [0, 45, 90, 135]) \quad (7)$$

پس از نرمالیزه نمودن مقادیر ماتریس هم‌رخداد (G) زیرباندهای تجزیه شده توسط اعمال تبدیل موجک، آمارگان مرتبه دوم شامل تضاد، همبستگی، همسانی و همگنی به طور مجزا در هر 4 جهت انتخابی استخراج شده و میانگین حسابی آن‌ها به عنوان شاخص - های نهایی تضاد (CT)، همبستگی (CN)، همسانی (EY) و همگنی (HY) محاسبه می‌شوند. این شاخص‌های نهایی، درایه‌های بردار ویژگی (V) را تشکیل می‌دهند. این بردار، نماینده بافت تصویر اصلی در فرآیند کلاس‌بندی تصاویر خرابی قلمداد می‌شود. در شکل (6) روند استخراج بردار ویژگی تصویر مبتنی بر آمارگان مرتبه دوم زیرباندهای موجک گسسته تک‌مرحله‌ای ارائه شده است.



شکل 5- اعمال 3 لایه تبدیل موجک گسسته هار و استخراج جزئیات ساختاری بافت ترک طولی

همان‌طور که در شکل (5) مشاهده می‌شود، با اعمال تبدیل موجک، بافت لبه‌های (گسستگی‌ها) تصویر در زیرباند جزئیات عمودی آشکار سازی می‌گردد اما ملاحظه می‌شود که با افزایش سطوح تجزیه موجک، علی‌رغم افزایش دقت فرکانسی، تفکیک‌پذیری (رزولوشن) مکانی مؤلفه‌های بافتی تصویر کاهش یافته و منجر به کاهش کیفیت ارائه لبه‌های خرابی می‌شود.

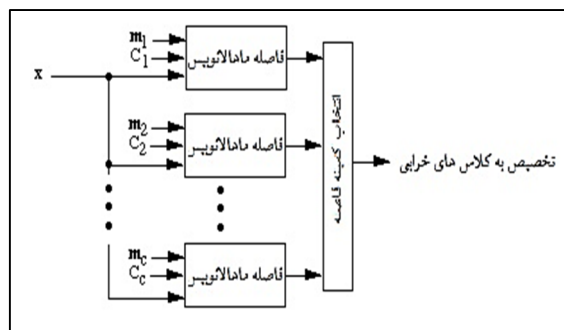


شکل 6- الگوریتم استخراج بردار ویژگی بافتی تصویر خرابی توسط ماتریس هم‌رخداد زیرباندهای تجزیه موجک تک‌مرحله‌ای

$$d^2 = (x - m_c) C_c^{-1} (x - m_c)^T \quad (9)$$

در این رابطه x بردار ویژگی تصویر آزمایشی (تست) بوده و m_c میانگین حساسی درایه‌های بردار ویژگی تصاویر آموزشی کلاس خرابی c (بردار میانگین کلاس آموزشی c) می‌باشد. C_c بیان‌گر ماتریس کواریانس مجموعه ویژگی‌های تصاویر آموزشی (یادگیری) کلاس c می‌باشد. برتری استفاده از فاصله ماحالانویسی نسبت به فاصله اقلیدسی، در نظر گرفتن ارتباط و همبستگی میان درایه‌های بردار ویژگی از طریق محاسبه کواریانس ویژگی‌ها بوده که منجر به هم‌سنگ شدن محاسبه فاصله نهایی و افزایش دقت و صحت کلاس‌بندی می‌شود (Shahabian و همکاران، 2017).

در این روش، پس از استخراج 30 بردار ویژگی از 30 تصویر آموزشی، در هر کدام از 7 کلاس تصاویر طبقه‌بندی شده، میانگین درایه‌های نظیر به نظیر آن‌ها به‌عنوان بردار نماینده هر طبقه از خرابی‌ها محاسبه می‌شود. بدین ترتیب 7 بردار نماینده و 7 ماتریس کواریانس (مربوط به مجموعه تصاویر آموزشی هر کلاس خرابی) حاصل می‌شود. با محاسبه فاصله ماحالانویسی بردار ویژگی هر یک از تصاویر آزمایشی از بردار نماینده کلاس‌های خرابی، بر اساس کمینه فاصله ماحالانویسی، طبق شکل (7) هر تصویر آزمایشی به یکی از هفت کلاس موجود اختصاص می‌یابد.



شکل 7- الگوریتم کلاس‌بندی تصاویر آزمایشی خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی بر پایه طبقه‌بندی کمینه فاصله ماحالانویسی

5-3- ارزیابی عملکرد کلاس‌بندی تصاویر

در این مقاله تحلیل داده‌ها و پردازش تصاویر خرابی توسط نرم‌افزار متلب نسخه 2016 و به‌صورت کدنویسی (همراه با بکارگیری توابع کتابخانه‌ای متلب) انجام گرفته است. لازم به ذکر است که مدت زمان اجرای الگوریتم (کد) پیاده‌سازی شده در این تحقیق برای هر تصویر 80/57 ثانیه به‌طول انجامیده که توسط دستور tic-toc در محیط نرم‌افزار محاسبه گشته است. ماتریس درهم‌ریختگی ماتریسی مربعی بوده و نشان‌دهنده

هر کدام از آمارگان مذکور که به‌منظور آنالیز آماری بافت ماتریس‌های ضرائب، محاسبه و استخراج می‌شوند، توصیف‌گر خاصیتی ویژه در تصویر می‌باشند. به‌عنوان مثال، تضاد بیان‌گر میزان تفاوت مقادیر یک پیکسل با همسایه‌هایش در تصویر بوده و همبستگی معیاری از میزان وابستگی مقادیر یک پیکسل با همسایه‌هایش می‌باشد. الگوریتم استخراج بردار ویژگی بر پایه تجزیه موجک دولایه‌ای و سه‌لایه‌ای نیز همانند روند مذکور و شکل (6) بوده، با این تفاوت که ماتریس‌های ضرائب جزئیات مرتبه دوم و مرتبه سوم موجک، به زیرباندهای سطح اول افزوده شده و ماتریس‌های ضرائب تخمین مرتبه دوم و مرتبه سوم، به‌ترتیب جایگزین زیرباند تخمین سطح تجزیه اول می‌شود. بدین ترتیب، بردار ویژگی تصویر در سطح اول تجزیه، 16 درایه، در سطح دوم 28 درایه و در سطح سوم 40 درایه دارا می‌باشد.

3-3-2- آنالیز آماری بافت بر پایه ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری

در این مطالعه، همانند فرآیند تشکیل ماتریس هم‌رخداد، چهار زاویه (0° , 45° , 90° , 135°) به‌عنوان پارامتر جهت، به‌منظور تشکیل ماتریس طول تکرار انتخاب گردید (کد متلب طبق رابطه (8) به‌منظور مقایسه صحیح میان روش‌های آنالیز بافت به‌کارگیری شده در این پژوهش جهت طبقه‌بندی تصاویر انواع خرابی، همانند ماتریس هم‌رخداد، 4 شاخص آماری از ماتریس طول تکرار زیرباندها استخراج گردید. آمارگان مرتبه سوم و بالاتر شامل قوه تکرار کوتاه، قوه تکرار بلند، عدم یکنواختی سطوح خاکستری و درصد تکرار در هر چهار جهت مزبور از ماتریس طول تکرار استخراج شده و میانگین حساسی آن‌ها درایه‌های بردار ویژگی نماینده را تشکیل می‌دهند. الگوریتم استخراج بردار ویژگی بر پایه ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری و تعداد درایه‌های بردارهای نماینده تصویر، دقیقاً مشابه با روند آنالیز آماری بافت زیرباندها توسط ماتریس هم‌رخداد بوده، با این تفاوت که شاخص‌های آماری مرتبه سوم و بالاتر مذکور جایگزین آمارگان مرتبه دوم شده‌اند.

$$G(h1, v1, d1, a1) = glrl(h1, v1, d1, a1, [0, 45, 90, 135]) \quad (8)$$

3-3-4- کلاس‌بندی تصاویر خرابی

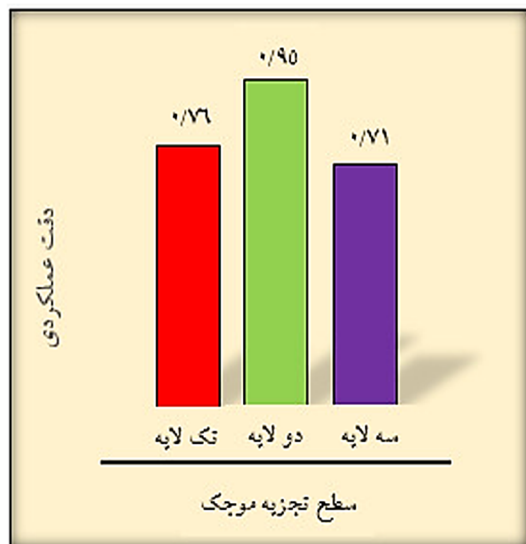
کلاس‌بندی به فرآیند نگاشت یک تصویر ناشناخته به مجموعه‌ای از گروه‌های از پیش تعریف شده، اطلاق می‌گردد. در این تحقیق از روش کمینه فاصله به‌منظور کلاس‌بندی تصاویر خرابی استفاده گردیده است. بدین منظور فاصله ماحالانویسی طبق رابطه (9) به‌کارگیری شده است.

جدول 2- حساسیت عملکردی کلاس بندی تصاویر خرابی برپایه آمارگان ماتریس هم‌رخداد زیرباند های سطوح سه گانه تجزیه هرم موجک هار

نوع خرابی	سطح تجزیه موجک	تک مرحله	دو مرحله	سه مرحله
ترک پوست سوسماری	0/7	1	0	
آسفالت سالم	0/83	1	1	
ترک طولی	0/77	1	1	
ترک عرضی	0/63	0/83	1	
قیرزدگی	0/37	0/83	0	
وصله	1	1	1	
عریان شدگی	1	1	1	

جدول 3- حساسیت عملکردی کلاس بندی تصاویر خرابی بر پایه آمارگان ماتریس طول تکرار زیرباند های سطوح سه گانه تجزیه هرم موجک هار

نوع خرابی	سطح تجزیه موجک	تک مرحله	دو مرحله	سه مرحله
ترک پوست سوسماری	0/7	0/77	0/67	
آسفالت سالم	1	1	0/97	
ترک طولی	0	0	0	
ترک عرضی	0/07	0/07	0/07	
قیرزدگی	0/67	0/73	0/60	
وصله	0/87	0/93	0/83	
عریان شدگی	0/87	0/90	0/87	



شکل 8- دقت عملکردی کلاس بندی تصاویر خرابی روسازی بر پایه ماتریس هم‌رخداد زیرباند های لایه های سه گانه تجزیه هرم موجک هار

نحوه تخصیص تصاویر آزمایشی به کلاس های مختلف خرابی می باشد. ابعاد این ماتریس برابر با تعداد کلاس های موجود و درایه های قطری آن، بیان کننده اختصاص صحیح تصویر خرابی به گروه مربوطه می باشد. در این مطالعه، به منظور ارزیابی عملکرد هر یک از الگوریتم های آنالیز بافت در کلاس بندی خودکار تصاویر خرابی سطح روسازی آسفالتی، از دو شاخص حساسیت و دقت استفاده شده است. حساسیت و دقت عملکردی از مهم ترین شاخص های مستخرج از ماتریس درهم ریختگی جهت ارزیابی عملکرد کلاس بندی (شناسائی الگو) می باشند (Zakeri و Moghadas Nejad, 2011). حساسیت (Sn)، توانایی طبقه بندی در شناسایی صحیح تصاویر هر کلاس را توصیف نموده و طبق رابطه (10) محاسبه می گردد.

$$Sn_g = \frac{n_{gg}}{n_g} \quad (10)$$

در این رابطه، n_{gg} برابر با تعداد تصاویر آزمایشی متعلق به طبقه g بوده که به طور صحیح به همان طبقه اختصاص یافته (اعضای قطری ماتریس درهم ریختگی) و n_g بیان گر تعداد کل تصاویر متعلق به طبقه g (مجموع هر یک از درایه های سطری) می باشد. لازم به یادآوری است که در این تحقیق، پارامتر n_g برابر 30 می باشد. در جدول های (2) و (3) میزان حساسیت عملکردی الگوریتم های استخراج بردار ویژگی بافتی در کلاس بندی خودکار تصاویر خرابی آسفالت ارائه شده است.

دقت (Ac) بیان گر عملکرد کلی الگوریتم در طبقه بندی خودکار تصاویر بوده و طبق رابطه (11) از ماتریس درهم ریختگی تصاویر آزمایشی استخراج می گردد. به عبارت دیگر، دقت برابر با میانگین حساسیت عملکردی کلاسه بندی تمامی گروه های خرابی می باشد.

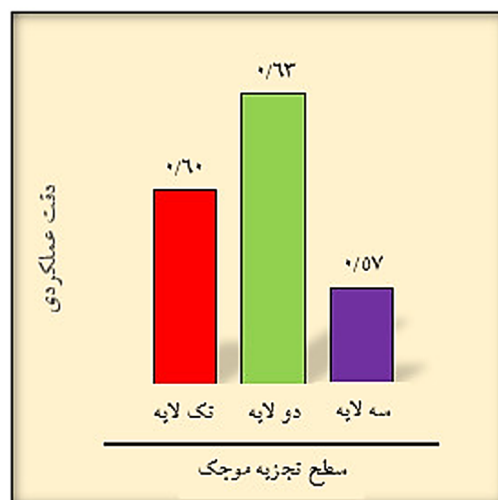
$$Ac = \frac{\sum_{g=1}^G n_{gg}}{n} \quad (11)$$

در این رابطه n_{gg} بیان گر تعداد تصاویر متعلق به طبقه g بوده که به طور صحیح به همان طبقه اختصاص یافته (اعضای قطری ماتریس درهم ریختگی)، G برابر با تعداد طبقات و پارامتر n برابر با تعداد کل تصاویر موجود (مجموع کل درایه های ماتریس درهم ریختگی) می باشد. لازم به یادآوری بوده که در این تحقیق، پارامتر G برابر 7 و پارامتر n برابر با 210 می باشد. در شکل های (8) و (9) میزان دقت عملکردی الگوریتم های استخراج بردار ویژگی، مبتنی بر آمارگان مستخرج از زیرباند های تبدیل موجک چند مرحله ای مقایسه شده است.

الگوریتم‌های به‌کارگیری شده در این پژوهش (شش الگوریتم) بوده است.

نحوه تجزیه و استخراج جزئیات ساختاری تصویر (نوع و مقیاس تبدیل اعمالی) و همچنین شیوه تحلیل و آنالیز بافت زیرباند‌های حاصل شده، در شناسایی و طبقه‌بندی تصاویر اهمیت فراوان داشته و نقش مکمل دارند. همان‌طور که در مقدمه تحقیق ذکر گردید، آنالیز بافت تصویر در حوزه تبدیل موجک به‌معنای بررسی نحوه توزیع و ارتباط مکانی میان ضرائب موجک می‌باشد. این ضرائب در حقیقت معیاری از شباهت و نزدیکی محتوای فرکانسی سیگنال اصلی با الگوی تابع موجک از طریق محاسبه ضرب داخلی می‌باشد. نتیجه اعمال این ضرب داخلی و شباهت -سنجی، نوعی میانگین‌گیری و همسان‌سازی (منظم‌سازی) مقادیر سطوح خاکستری خرابی‌ها می‌باشد. اگرچه همسان‌سازی باعث شده بی‌نظمی‌های موجود در مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر تا حد زیادی برطرف شود، اما این تبدیل تأثیر چندانی در بهبود بی‌نظمی‌های مکانی الگوی خرابی‌ها (زیگ‌زاگ بودن و بی -قاعدگی نقاط شروع و پایان لبه‌ها و گسستگی‌های موجود در بافت اکثر خرابی‌ها از جمله ترک‌ها) ندارد. در نتیجه این امر در نظر گرفتن تداوم و ارتباط مکانی مشخص میان تعداد زیادی از ضرائب موجک ثابت (ماتریس طول تکرار) در کنار یکدیگر در الگوهای بی‌نظمی همچون خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی، نتایج قابل توجهی در شناسایی و تفکیک انواع خرابی‌ها در پی نداشته و استخراج آمارگان مرتبه دوم بر پایه ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری زیرباند‌ها، در تمامی سطوح تجزیه موجک اعمالی در این تحقیق، نتایج برتری (دقت عملکردی طبقه‌بندی بالاتر) نسبت به ماتریس طول تکرار به‌دنبال داشته است. لازم به یادآوری است که آمارگان مرتبه دوم بر پایه تعامل مکانی میان مقادیر دو پیکسل (ضریب) مجاور محاسبه می‌شوند. در این مطالعه، میانگین دقت عملکردی کلاسه‌بندی تصاویر خرابی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری برابر با 80/67 درصد بوده درحالی‌که این مقدار بر پایه ماتریس طول تکرار سطوح خاکستری برابر با 60 درصد می‌باشد.

در شناسایی و کلاسه‌بندی خرابی قیرزدگی آسفالت، هیچ کدام از الگوریتم‌های تجزیه موجک‌ها، حساسیت عملکردی 100 درصد نداشتند. دلیل این امر می‌تواند تغییرات تدریجی سطوح خاکستری (نیاز به درگیر نمودن سهم بیشتری از سیگنال) و یا جهت‌دار الگوی بافتی این نوع خرابی باشد که در نتیجه، استفاده از فیلتری مانند هار که از میانگین وزنی دو پیکسل مجاور به‌منظور استخراج ضرائب موجک استفاده می‌نماید، نتایج دقیقی در شناسایی این نوع خرابی نداشته است. به‌منظور تجزیه تصاویر این نوع خرابی و استخراج مؤثر اجزای بافت آن، بایستی از فیلترهایی (توابعی) با ابعاد بزرگتر و پنجره‌هایی نرم‌تر نسبت به موجک هار،



شکل 9- دقت عملکردی کلاسه‌بندی تصاویر خرابی روسازی بر پایه ماتریس طول تکرار زیرباند‌های لایه‌های سه‌گانه تجزیه هرم موجک هار

4- نتایج و بحث

در این مطالعه، آمارگان حاصل از زیرباند‌های سه لایه (سطح) تجزیه موجک گسسته هار به تفکیک استخراج شده و مورد بررسی قرار گرفته است. با افزایش سطوح تجزیه هرم موجک علی‌رغم افزایش دقت فرکانسی تحلیل خرابی، رزولوشن مکانی و کیفیت تفکیک‌پذیری مؤلفه‌های بافت تصاویر کاهش یافته و باعث بی -نظمی، کاهش کیفیت و اغتشاش در زیرباند‌های (زیرتصاویر تخمین و جزئیات) حاصل شده می‌گردد (مطابق شکل 5)، درنتیجه تحلیل و استخراج ویژگی‌های این زیرباند‌ها باعث کاهش دقت شناسایی و طبقه‌بندی داده‌ها می‌گردد. نتایج حاصل از کلاسه‌بندی تصاویر خرابی نشان می‌دهد که در نظرگیری و آنالیز بافت زیرباند‌های حاصل از دو لایه تجزیه موجک، باعث آشکارسازی و تفکیک بهتر الگوی خرابی‌ها شده و وارد نمودن زیرباند‌های لایه سوم تجزیه، به دلیل از دست دادن دقت مکانی، باعث افت دقت کلاسه‌بندی تصاویر گشته است. لذا تعداد سطوح تجزیه بهینه تبدیل موجک هار به‌منظور تشخیص و طبقه‌بندی بافت خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی بر پایه تمامی رویکردهای توصیف آماری بافت (ماتریس هم‌رخداد و ماتریس طول تکرار)، برابر با دو لایه (شامل هفت زیرباند) می‌باشد. میانگین دقت عملکردی کلاس -بندی تصاویر خرابی آسفالت مبتنی بر آمارگان حاصل از زیرباند -های تجزیه موجک تک‌مرحله‌ای، دو مرحله‌ای و سه مرحله‌ای به -ترتیب برابر با 68 درصد، 79 درصد و 64 درصد می‌باشد. لازم به ذکر است که آنالیز بافت خرابی‌ها مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری در حوزه تبدیل موجک هار دو لایه‌ای، با دقت عملکردی 95 درصد، برترین الگوریتم در شناسایی و کلاسه‌بندی خودکار تصاویر خرابی سطح روسازی آسفالتی در میان تمامی

6- مراجع

- Arabi P, Joshi G, Deepa V, "Performance evaluation of GLCM and pixel intensity matrix for skin texture analysis", *Perspectives in Science*, 2016, 8, 203-206. <https://doi.org/10.1016/j.pisc.2016.03.018>
- Armi L, Ershad S, "Texture image analysis and texture classification methods-a review", *International Online Journal of Image Processing and Pattern Recognition*, 2019, 2 (1), 1-29. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.06554>
- Bordiuness A, Khabiri, MM, "Field and laboratory study of the effect of type of emulsion bitumen and chip seal aggregate size applied on roller concrete pavement", *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 2021, 51 (102), 35-46. <https://doi.org/10.22034/jcee.2020.10783>
- Celic T, Tjahjadi T, "Texture classification and retrieval based on complex wavelet subbands", *Computer and Information Sciences*, 2011, 62, 259-264. https://doi.org/10.1007/978-90-481-9794-1_50
- Chandra Prabha K, "Texture analysis using glcm & glrlm feature extraction methods", *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 2019, 7 (11), 2059-2064. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2019.5344>
- Cheng HD, Glazier C, Hu YG, "Novel approach to pavement cracking detection based on fuzzy set theory", *Journal of Computing in Civil Engineering*, 1999, 13 (3), 270-280. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)08873801\(1999\)13:4\(270\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)08873801(1999)13:4(270))
- Chua KM, Xu L, "Simple procedure for identifying pavement distresses from video images", *Journal of Transportation Engineering*, 1994, 120 (3), 412-431. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733947X\(1994\)120:3\(412\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733947X(1994)120:3(412))
- Lee D, "A robust position invariant artificial neural network for digital pavement crack analysis", Technical report, TRB Annual Meeting, 2003, Washington, DC, USA.
- Moghadas Nejad F, Zakeri H, "A comparison of multi-resolution methods for detection and isolation of pavement distress", *Expert Systems with Applications*, 2011, 38 (3), 2857-2872. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.079>
- Moghadas Nejad F, Zakeri H, "An expert system based on wavelet transform and radon neural network for pavement distress classification", *Expert Systems with Applications*, 2011, 38 (3), 7088-7101. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.060>
- Moghadas Nejad F, Zakeri H, "An optimum feature extraction method based on Wavelet-Radon Transform and Dynamic Neural Network for pavement distress classification", *Expert Systems with Applications*, 2011, 38 (3), 9442-9460. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.089>
- Nallamothu S, Wang KCP, "Experimenting with recognition accelerator for pavement distress identification", *Transportation Research Record*, 1996, 1536, 130-135.
- Nourani V, Ranjbar S, Tootoonchi F, "Change detection of hydrological processes using wavelet-entropy complexity measure case study: Urmia Lake", *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 2015, 45 (80), 75-86.
- Ramola A, Shakya A, Pham D, "Study of statistical methods for texture analysis and their modern evolutions", *Engineering Reports*, 2020, 2, 203-206. <https://doi.org/10.1002/eng2.12149>

همچون موجک‌های دابچیز و یا موجک‌های جهت‌دار همچون کروئت استفاده نمود.

وصله جزئی از عمیات ترمیم و نگهداری راه به‌منظور افزایش عمر مفید روسازی محسوب می‌گردد اما به‌دلیل ایجاد ناهمواری، یکی از انواع خرابی راه قلمداد می‌شود. وصله نمودن آسفالت، طبق اصول و قواعد مشخصی توسط متصدیان راه‌ها انجام می‌گیرد، در نتیجه این خرابی، ماهیت ترافیکی و یا جوی نداشته و به‌صورت مصنوعی توسط انسان ایجاد می‌شود. این امر باعث شده بافت این نوع خرابی بی‌نظمی نسبتاً کمتری داشته و تمامی الگوریتم‌های تحلیل بافت استفاده شده، حساسیت عملکردی مناسبی در تشخیص و طبقه‌بندی آن داشته باشند.

5- جمع‌بندی

در این تحقیق، به‌منظور تجزیه بافت خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی، از آنالیز چنددقتی بر پایه تبدیل موجک گسسته هار استفاده شد و سپس شاخص‌های آماری مرتبه دوم (ماتریس هم-رخداد) و آمارگان مراتب بالاتر (ماتریس طول تکرار) جهت تحلیل بافت و استخراج بردار ویژگی بکارگیری گردید. پس از برداشت تصاویر خرابی در شرایط کنترل شده، به جهت جداسازی زیرباند‌های فرکانسی و استخراج ضرائب تخمین و جزئیات، از سه سطح (لایه) تجزیه هرم موجک دوبعدی بهره‌گیری گردید. در این پژوهش، به‌منظور شناسایی و دسته‌بندی خودکار تصاویر خرابی، زیرباند‌های حاصل اعمال از سطوح تجزیه سه‌گانه، به‌طور جداگانه مورد تحلیل و آنالیز بافت قرار گرفت. در انتها، روش کمینه فاصله ماکسولانوبیس به‌منظور تفکیک و طبقه‌بندی تصاویر آزمایشی (تست) بکارگیری شد. نتایج اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد کلاس‌بندی، نشان می‌دهد که استخراج بردار ویژگی در حوزه تبدیل موجک هار دو لایه‌ای، نسبت به سایر سطوح تجزیه هرم موجک، دقت عملکردی کلاس‌بندی برتری حاصل نموده است. همچنین نتایج پژوهش، بیان‌گر دقت عملکردی برتر ماتریس هم-رخداد نسبت به ماتریس طول تکرار در شناسایی خرابی‌های روسازی می‌باشد. الگوریتم استخراج بردار ویژگی توسط ماتریس هم‌رخداد بر پایه تبدیل موجک هار دولایه‌ای، نسبت به سایر الگوریتم‌های استفاده شده در این پژوهش، دقت عملکردی طبقه‌بندی بالاتری به‌دنبال داشته و به‌منظور شناسایی و تفکیک تمام خودکار خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی پیشنهاد می‌گردد. الگوریتم پیشنهادی ساده، روان و فاقد بار محاسباتی سنگین بوده و در صورت بهره‌گیری از آن در سیستم‌های ارزیابی اتوماتیک روسازی، تنها حدود 5 درصد خطا در تشخیص و طبقه‌بندی داده‌های خرابی ایجاد می‌گردد.

- Reis M, Bauer A, "Using wavelet texture analysis in image-based classification and statistical process control of paper surface quality", *Computer Aided Chemical Engineering*, 2009, 27, 1209-1214. [https://doi.org/10.1016/S1570-7946\(09\)70592-9](https://doi.org/10.1016/S1570-7946(09)70592-9)
- Rosa P, "Automatic pavement crack detection and classification system", *Transportation Research Board, National Research Council*, Washington DC, 2014, 57-65.
- Selvaraj A, Ganesan L, "Texture classification using wavelet transform", *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24 (9), 1513-1521. [https://doi.org/10.1016/S01678655\(02\)00390-2](https://doi.org/10.1016/S01678655(02)00390-2)
- Shahabian Moghaddam R, Sahaf A, "Automatic recognition and classification of asphalt pavement distress texture based on wavelet transform", *Road*, 2021, 29 (107), 175-197. <https://doi.org/10.22034/road.2021.64977>.
- Shahabian Moghaddam R, Sahaf A, Mohamadzadeh Moghaddam A, Pourreza HR, "A comparison of image texture analysis methods for automatic recognition and classification of asphalt pavement distresses", *Journal of Transportation Infrastructure Engineering*, 2017, 3 (3), 1-22. <https://doi.org/10.22075/jtie.2017.11322.1211>.
- Wang KCP, "Wavelet-based pavement distress image edge detection with Troun algorithm", *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2009, 2024, 73-81. <https://doi.org/10.3141/2024-09>
- Wang KCP, Li Q, J Yang G, Zhan Y, Qiu Y, "Network level pavement evaluation with 1 mm 3D survey system", *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2015, 2 (6), 391-398. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2015.10.005>
- Zakeri H, Moghadas Nejad F, Fahimifar A, "Image based techniques for crack detection, classification and quantification in asphalt pavement: a review", *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2016, 24 (4), 1-43. <https://doi.org/10.1007/s11831-016-9194-z>
- Zou Q, Cao Y, Li Q, Mao Q, Wang S, "Crack-tree: automatic crack detection from pavement images", *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33 (3), 227-238. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2011.11.004>