

# تحلیل آماری مرتبه دوم بافت خرابی‌های روسازی آسفالتی بر پایه الگوی باینری محلی در حوزه مکان و تبدیل موجک

## مقاله پژوهشی

رضا شهبان مقدم، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

سید علی صحاف<sup>\*</sup>، استادیار، گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

<sup>\*</sup>پست الکترونیکی نویسنده مسئول: asahaf@um.ac.ir

دریافت: ۹۸/۱۱/۰۸ - پذیرش: ۹۸/۰۴/۰۵

صفحه ۱۲۰-۱۰۵

### چکیده

ارزیابی خرابی روسازی یکی از بخش‌های مهم سیستم‌های مدیریت روسازی جهت اتخاذ موثرترین راهبرد تعمیر و نگهداری راه می‌باشد. در دهه اخیر، مطالعات وسیعی به منظور توسعه روش‌های خودکار پردازش خرابی‌های روسازی بر پایه فنون بینایی ماشین انجام گرفته است. از مهم‌ترین اجزای ساختاری سیستم‌های بینایی کامپیوتر، شیوه استخراج ویژگی می‌باشد. در اغلب حوزه‌های کاربردی پردازش تصویر، ویژگی‌های بافتی نسبت به دیگر ویژگی‌ها، اطلاعات کارآمدتری از خصوصیات نواحی تصویر ارائه می‌نمایند. در این تحقیق، از سه الگوریتم مختلف به منظور استخراج بردار ویژگی و آنالیز آماری بافت شش نوع از خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی استفاده شده است. الگوریتم نخست مبتنی بر استخراج آمارگان بافتی مرتبه دوم تصویر بر پایه ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری در حوزه مکان می‌باشد. در الگوریتم‌های دوم و سوم، توصیف‌گرهای بافتی مرتبه دوم الگوی باینری محلی، به ترتیب در حوزه مکان و حوزه تبدیل موجک استخراج گشتند. کلاس‌بندی تصاویر خرابی بر پایه ترکیبی از روش‌های  $K$  نزدیک‌ترین همسایگی و فاصله ماهالانویس نشان می‌دهد که دو مرحله منظم‌سازی سطوح خاکستری لبه‌های خرابی توسط اعمال تبدیل موجک و الگوی باینری محلی (الگوریتم سوم)، نتیجه برتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها در تشخیص و تفکیک خودکار بافت انواع خرابی‌های سطح روسازی حاصل نموده است. دقت عملکردی طبقه‌بندی تصاویر خرابی مبتنی بر الگوریتم‌های اول، دوم و سوم به ترتیب برابر با ۶۱ درصد، ۷۵ درصد و ۹۷ درصد می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: الگوی باینری محلی، تبدیل موجک، بافت خرابی‌های روسازی، بینایی کامپیوتر، ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری

### ۱-مقدمه

محسوب می‌شود. ارزیابی روسازی شامل محدوده‌ای از اندازه‌گیری‌های کیفی و کمی برای تعیین شرایط عملکردی و سازه‌ای روسازی‌ها می‌باشد. جمع‌آوری اطلاعات مرتبط با ارزیابی روسازی‌ها در قالب چهار بخش سرویس‌دهی، ظرفیت سازه‌ای، خرابی سطحی و ایمنی مورد بررسی قرار می‌گیرد. شناسایی و پیمایش خرابی‌های سطحی راه از جمله مراحل اصلی فرآیند ارزیابی عملکردی روسازی در تمامی سطوح مدیریت راه‌ها قلمداد می‌شود. علاوه بر این، خرابی‌های

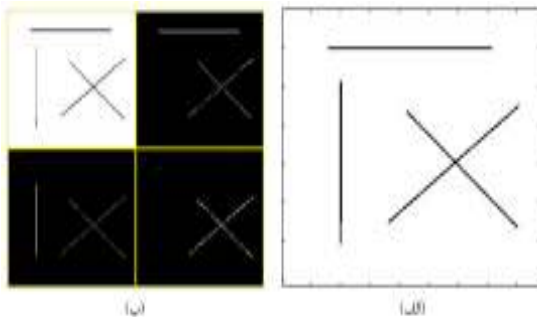
در کشور ایران که بیش از ۹۰ درصد حمل و نقل بار و مسافر متکی به شبکه حمل و نقل زمینی است، شبکه جاده‌ای کشور نقش یک ثروت و سرمایه ملی فوق‌العاده کلیدی را داشته که بایستی با تمام توان در حفظ و نگهداری آن کوشید [Khodakarami and Khakpour, 2017]. برای تعیین راهکار صحیح (اقتصادی) و بهنگام عملیات راهداری بایستی سیستم مدیریت روسازی در جاده‌ها پیاده‌سازی گردد. ارزیابی روسازی یکی از مهم‌ترین عناصر سیستم‌های مدیریت روسازی

سطح روسازی دارای ماهیت تصادفی بوده و بسیار بی‌نظم می‌باشد. در نتیجه در نظریه‌ری 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 پیکسل مجاور به منظور استخراج آمارگان بافتی بهره می‌گیرد. چنگ و همکاران [Cheng, Glazier and Hu, 1999] از ۱۱ ویژگی بافتی مستخرج از ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری (توصیف-گرهای بافتی هارالیک) 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 ۳۵٪ خطا به دنبال داشت. در تحقیق مزبور علاوه بر استفاده از تعداد زیادی از ویژگی‌ها و بار محاسباتی زیاد، ماتریس هم‌رخداد تنها در یک جهت و بصورت متقارن تشکیل گردید در حالیکه به منظور تفکیک الگوهای خرابی بایستی نحوه توزیع مکانی سطوح خاکستری خرابی‌ها را در جهات مختلف و با در نظرگیری ترتیب قرارگیری پیکسل‌ها (ماتریس هم‌رخداد غیر متقارن) آنالیز نمود. لی [Lee, 2003] از گشتاورهای آماری هیستوگرام ضرائب فوریه به منظور تحلیل بافت انواع ترک‌های سطح روسازی استفاده نمود و از روش ماشین بردار پشتیبان به منظور کلاسه‌بندی تصاویر بهره جست و حدود ۷۲٪ دقت عملکردی طبقه‌بندی، حاصل نمود. تبدیل فوریه نه تنها در ارائه اطلاعات مهم تصویر خرابی هم‌چون لبه‌ها تبدیلی کارا (تنک) نمی‌باشد، بلکه تنها اطلاعات فرکانسی سیگنال را حفظ کرده و رزلوشن مکانی بطور کلی از بین می‌رود، در صورتی‌که برای تشخیص و تمییز 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 زو و همکاران [Zou et al., 2008] از روش‌های ارتقا تصویر هم‌چون بهبود هیستوگرام و تبدیل فوریه به منظور پیش‌پردازش تصاویر و از تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین هم‌چون شبکه‌های عصبی به منظور طبقه‌بندی آن‌ها استفاده کردند و حدود ۲۵٪ خطا در طبقه‌بندی تصاویر گزارش نمودند. وانگ [Wang, 2009] از آمارگان ماتریس طول شکاف سطوح خاکستری در قلمرو تبدیل فوریه و تبدیل موجک گسسته به منظور استخراج بردار ویژگی بافتی انواع

روسازی از جمله دلایل اصلی کاهش قابلیت سرویس‌دهی معابر می‌باشد. [Shahabian et al., 2017b]. اساسا از روش‌های دستی و بصری برای تعیین و سنجش خرابی‌های روسازی استفاده می‌شود. تجربیات نشان داده است که این رویکرد ارزیابی و نمره‌دهی روسازی علی‌رغم دقت بالا، هزینه و زمان زیادی طلب می‌کند، وابسته به قضاوت شخصی کارشناسان ارزیاب بوده و نتایجی ناپایدار و تکرارناپذیر به دنبال خواهد داشت. در دهه اخیر به منظور رفع نقائص مربوط به ارزیابی چشمی خرابی‌های روسازی، تحقیقات گسترده‌ای به منظور توسعه روش‌های نیمه خودکار و تمام خودکار بازرسی وضعیت روسازی انجام گرفته است. در ارزیابی تمام خودکار روسازی، تمامی مراحل برداشت و پردازش داده‌های خرابی به صورت اتوماتیک و بدون دخالت انسان انجام می‌گیرد. [Zakeri, Moghadas Nejad and Fahimifar, 2016, Wang et al., 2015]

چووا و زو [Chua and Xu, 1994] از ثوابت ممانی تصویر در حوزه مکان به منظور تقطیع و تشخیص ناحیه ترک‌خوردگی استفاده نمودند. سپس با اتصال ترک‌های منفصل و بکارگیری الگوریتمی مبتنی بر ویژگی‌های هندسی به طبقه‌بندی انواع ترک‌خوردگی سطح روسازی آسفالتی پرداختند و در انتها بیش از ۵۵ درصد خطا گزارش نمودند. در مقاله مذکور از برنامه‌نویسی به منظور شناسایی نوع ترک‌خوردگی استفاده گردید. به دلیل بی‌نظمی شدید، عدم وجود تعریف دقیقی از اغلب خرابی‌ها و وجود خیل عظیمی از اطلاعات مهم نهفته در داده‌های خرابی، نوشتن برنامه‌ای که قادر به توصیف انواع خرابی باشد با خطای زیادی همراه می‌باشد. لذا به منظور تحلیل انواع خرابی بکارگیری الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین ارجحیت دارد. نالاموتها و وانگ [Nallamutho and Wang, 1996] از تابع خودهمبستگی 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 همسایه به منظور گروه‌بندی تصاویر خرابی استفاده شد و دقت عملکردی کلاسه‌بندی به طور میانگین حدود ۵۶٪ گزارش گردید. همان‌طور که ذکر گردید مقادیر سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت خرابی‌های

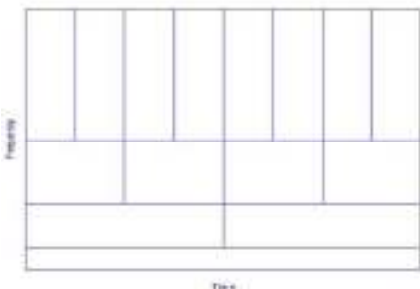
محاسباتی سنگین و نسبتاً پیچیده‌ای (پیش‌پردازش تصاویر، استفاده از تبدیل جهت‌دار با افزودگی بالا، تعداد ویژگی‌های زیاد، الگوریتم کلاس‌بندی پیچیده و ...) دارا می‌باشند که به تبع منجر به افزایش زمان و هزینه ارزیابی عملکرد روسازی می‌گردد. در انتقال تصویر از حوزه مکان به حوزه تبدیل، بایستی از تبدیلی استفاده نمود که اطلاعات مهم و لبه‌های تصویر در زیرباندهای مشخصی ارائه شده و پراکنده نشوند. از آنجائیکه مولفه‌ها و اطلاعات مهم (تمیز دهنده) تصاویر خرابی روسازی آسفالتی بیشتر شامل لبه‌های افقی و عمودی (مولفه‌های غیر جهت‌دار) بوده، حساسیت جهتی توابع موجک گسسته دوبعدی (افقی، عمودی و قطری) همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده، مناسب و کافی بوده (عدم پراکندگی اطلاعات خرابی) و در چنین الگوهایی بهتر است بر روی نوع (شکل) و مقیاس (تعداد لایه‌های تجزیه) موجک اعمالی و نحوه استخراج ویژگی 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 کلاس‌بندی انواع بافت‌ها، تعداد اندکی از ویژگی‌ها (۴ توصیف‌گر آماری مرتبه دوم) اما با بیشترین قدرت تمیزدهندگی به منظور توصیف بافت الگوهای محلی تصاویر خرابی در حوزه مکان و تبدیل موجک انتخاب گردید و از یک شیوه کلاس‌بندی ساده به منظور دسته‌بندی داده‌ها استفاده گردید. الگوریتم‌های 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.



شکل ۱. الف: تصویری شامل ناپوستگی‌های خطی افقی، قائم و مورب/ب: هرم حاصل از اعمال یک لایه تجزیه موجک گسسته  
هار بر روی تصویر الف [Shahabian, 2017]

ترک‌خوردگی‌های سطح روسازی آسفالتی و سپس از کمینه فاصله اقلیدسی جهت کلاس‌بندی تصاویر بهره‌گیری نمود. دقت عملکردی کلاس‌بندی تصاویر در حوزه فرکانس (تبدیل فوریه) و حوزه فرکانس- مکان (تبدیل موجک) به ترتیب ۶۴ درصد و ۷۶ درصد گزارش گردید. بایستی متذکر شد که ویژگی‌های بافتی خرابی‌ها با یکدیگر ارتباط و وابستگی داشته و فاصله اقلیدسی قادر به لحاظ نمودن این همبستگی‌ها نمی‌باشد. مقدس‌نژاد و ذاکری [Moghadas Nejad and Zakeri, 2011b] از ترکیبی از ویژگی‌های بافتی مرتبه اول و مرتبه دوم (۱۸ ویژگی) در حوزه تبدیل موجک هار و کوئیفلت و کرولت استفاده نمودند و از شبکه عصبی دینامیکی به جهت کلاس‌بندی ۷ نوع مختلف از ترک‌خوردگی‌ها شامل ترک بلوکی، ترک پوست‌سوماری، ترک موئی، ترک طولی، ترک عرضی، ترک قطری و ترک‌های چندگانه بهره‌گیری نمودند. لازم به ذکر است که در مقاله مزبور از روش‌های پیش‌پردازش و بهبود تصویر هم‌چون تعدیل هیستوگرام نیز استفاده گردید. در انتها در حوزه تبدیل موجک گسسته هار، کوئیفلت و تبدیل جهت‌دار کرولت به ترتیب حدود ۴٪، ۱۵٪ و ۲٪ خطای کلاس‌بندی گزارش گردید. اویانگ و همکاران [Ouyang et al., 2014] از روش‌های مختلف کاهش ابعاد فضای ویژگی (انتخاب ویژگی) به منظور تشکیل بردار ویژگی بافتی نماینده در حوزه تبدیل موجک داوپیچیز استفاده نمودند. در مقاله مزبور از ۳ لایه تجزیه هرم موجک و میانگین‌گیری میان زیرباندهای جزئیات افقی، عمودی و قطری به طرق مختلف استفاده شد و نتایج مقایسه و تحلیل گردید. در سال ۲۰۱۶ در مقاله ای کلیه روش‌های برداشت و پردازش نیمه- اتوماتیک و تمام‌اتوماتیک خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی گردآوری و بررسی شده است [Zakeri, Moghadas Nejad and Fahimifar, 2016]. اغلب الگوریتم‌ها و روش‌های آنالیز و شناسایی تمام خودکار خرابی‌های سطح روسازی آسفالتی بر روی تشخیص و طبقه‌بندی انواع ترک‌خوردگی‌ها تمرکز دارند در صورتی‌که کلاس‌بندی خودکار دیگر خرابی‌های ایجاد شده در سطح روسازی هم‌چون قیرزدگی، عریان‌شدگی و غیره نیز بسیار حائز اهمیت بوده و گزینه‌های ترمیم و نگهداری پیشنهادی توسط سیستم مدیریت روسازی را متاثر می‌نمایند. الگوریتم‌های ارائه شده پیشین که خطای کلاس‌بندی کمتر از ۵٪ گزارش نمودند اغلب بار

[Shobha, 2008]. بافت تصویر را می توان به صورت 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 خصوصیتی مانند همواری، نرمی، زبری و منظم بودن هر سطح را اندازه گیری می کند. در تحلیل بافت، مشکل‌ترین مسئله عبارتست از تعریف مجموعه ای از ویژگی‌های معنادار بطوریکه مشخصات بافت را شامل شوند. به منظور استخراج ویژگی‌های بافتی تصویر از ابزارهای متعددی هم‌چون توصیف ساختاری، توصیف آماری و تکنیک‌های آنالیز چند دقت (چند رزولوشن) استفاده می‌شود [Aggarawal and Agrawal, 2012]. منظور از آنالیز بافت چنددقت، تحلیل بافت در فرکانس‌های مختلف با دقت‌های (رزولوشن) متفاوت است. الگوی باینری محلی (LBP) ترکیبی از رویکردهای ساختاری و آماری آنالیز بافت بوده و توصیفی از نحوه تشکیل ساختارهای محلی (ریزبافت) تصویر و نحوه توزیع آماری آن‌ها می‌باشد. تبدیل موجک از جمله فنون پردازش چنددقتی و چندمقیاسی سیگنال بوده که قابلیت استخراج اطلاعات فرکانسی و مکانی تصویر را بطور هم‌زمان دارا می‌باشد در صورتی که تبدیل فوریه تنها در حوزه فرکانس جانمایی (محلیت) دارد. این تبدیل همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده، به نحوی طراحی شده که برای تحلیل اجزای طیفی فرکانس بالا، رزولوشن مکانی (یا زمانی) خوب و برای فرکانس‌های پایین، رزولوشن مکانی (یا زمانی) ضعیفی را نتیجه می‌دهد [Hoseini Vaez, Dehghani and Babaei, 2017]. این خاصیت موجک در آنالیز تصاویر خرابی رسازی که برای دوره‌های کوتاه، دارای اجزای فرکانس بالا (لبه‌های خرابی) و بری بازه‌های طولانی‌تر دارای اجزای فرکانس پایین است، بسیار مناسب می‌باشد. زیرباندهای فرکانسی حاصل از اعمال تبدیل موجک دوبعدی، ساختار بافت تصویر را در جهات افقی، قائم و قطری تجزیه می‌نماید.



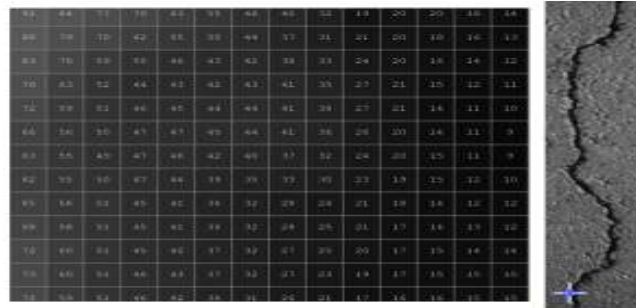
شکل ۲. رزولوشن‌های زمانی (مکانی) و فرکانسی در تبدیل چنددقت موجک

خرابی‌های مشاهده شده در رسازی‌ها، به دو خانواده اصلی شامل خرابی‌های بنیادی و خرابی‌های عملکردی (سطحی) تقسیم می‌شوند. با توجه به آیین‌نامه‌های ارزیابی خرابی‌های

همان‌طور که در شکل ۱ مشهود است، جزئیات ساختاری بافت گسستگی‌های افقی و قائم در زیرباندهای مشخصی خلاصه شده اما اطلاعات مولفه‌های مورب تصویر در تمامی زیرباندها پراکنده شده‌اند. استفاده از سیستم‌های تصویربرداری (اسکن) سه‌بعدی لیزری به دلیل هزینه زیاد و پیچیدگی الگوریتم‌های سه‌بعدی شناسایی الگو، عملکردی بهینه و مقرون به صرفه به منظور برداشت و آنالیز داده‌های خرابی رسازی نمی‌باشد. خصوصیات سطحی (دوبعدی) خرابی‌ها، بخش عمده و مهم اطلاعات و ویژگی‌های توصیف‌کننده هر خرابی را به منظور تفکیک و شناسایی الگوی آن، شامل می‌شود. لذا در این تحقیق به منظور برداشت تصاویر خرابی از تصویربرداری دوبعدی توسط دوربین دیجیتال استفاده شده است. به طور خلاصه اکثر سامانه‌های برداشت اتوماتیک خرابی‌های رسازی مشکلی در تهیه اطلاعات نداشته و مهم‌ترین نقص و محدودیت آن‌ها در آنالیز (پردازش) اتوماتیک و ارزیابی کارآمد داده‌های خرابی نهفته است [Moghadas Nejad and Zakeri, 2011a]. در این تحقیق نیز تمرکز اصلی بر روی فاز آنالیز تصاویر و الگوریتم‌های شناسایی الگوی انواع خرابی‌های رسازی آسفالتی می‌باشد. لازم به ذکر است که اگرچه تمرکز اصلی در این پژوهش بر روی شناسایی و تفکیک الگوی انواع خرابی‌های سطح آسفالت بوده اما در سیستم‌های مدیریت رسازی، علاوه بر تشخیص نوع خرابی، سنجش وسعت و شدت آن نیز حائز اهمیت می‌باشد. پردازش تمام‌خودکار خرابی‌های رسازی اغلب مبتنی بر سیستم‌های بینایی ماشین و الگوریتم‌های کامپیوتری می‌باشد. از اجزای اصلی تشکیل دهنده این سیستم‌ها می‌توان به برداشت داده، بهبود و ارتقا تصویر، تقطیع، استخراج ویژگی تصویر و شناسایی الگو اشاره نمود. استخراج ویژگی در حقیقت تبدیل داده‌های ورودی به یک سری جزئیات مفید بوده و یکی از مهم‌ترین اجزای تشکیل دهنده سیستم بینایی ماشین در فرآیند کلاس‌بندی و شناسایی الگوی تصویر، محسوب می‌شود [Gonzalez and Woods, 2006]. ویژگی‌های مستخرج از تصویر هم‌چون رنگ، بافت، ثوابت ممانی و ویژگی‌های هندسی (شکل) اغلب در قالب برداری عددی بوده و به عنوان نماینده تصویر تلقی می‌شوند. در فرآیند تشخیص و کلاس‌بندی الگو بایستی سعی شود ویژگی‌های مشابه از کلاس‌های یکسان استخراج شده که در عین حال با ویژگی‌های مستخرج از تصاویر سایر گروه‌ها متفاوت و متمایز باشند. ویژگی‌های بافتی در مقایسه با دیگر ویژگی‌ها، اطلاعات جامع‌تر و دقیق‌تری از ویژگی‌ها و خصوصیات نواحی موجود در تصویر ارائه نموده و در بسیاری از کاربردها از جمله آنالیز تصاویر پزشکی، دسته‌بندی تصاویر راداری، تشخیص چهره، اثر انگشت و مخصوصاً شناسایی و تفکیک الگوی انواع خرابی، عملکرد برتری به دنبال دارند [Srinivasan and

تصاویر خرابی سطحی آسفالت، بی‌نظمی شدید مقادیر سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده ساختار بافت خرابی‌ها می‌باشد. به عبارت دیگر اگرچه کلیات الگوی تغییرات مقادیر سطوح خاکستری در نواحی لبه‌ها (گسستگی‌ها) در کلاس‌های یکسان، مشابه بوده اما ارتباط مکانی منظمی میان مقادیر پیکسل‌ها وجود ندارد. دلیل اصلی این بی‌نظمی، ایجاد خرابی‌ها در سطح روسازی تحت بارگذاری متغیر و شرایط جوی گوناگون می‌باشد. به عنوان مثال نمونه‌ای از تصویر ۸ بیتی یک ترک طولی به همراه ماتریس مقادیر سطوح خاکستری ناحیه مشخص شده، در شکل ۳ نشان داده شده است.

روسازی هم‌چون ASTM D6433، LTPP و ... از جمله مهم‌ترین خرابی‌های بنیادی روسازی آسفالتی می‌توان به ترک‌های خستگی (پوست‌سوسماری)، ترک‌های طولی و عرضی اشاره نمود. وصله، روزدگی قیر و عریان‌شدگی نیز از اهم خرابی‌های عملکردی سطح روسازی آسفالتی می‌باشد [Shahabian, 2017]. علاوه بر خرابی‌های مذکور، تصاویر آسفالت سالم (بدون خرابی) نیز در این پژوهش مورد تحلیل و پردازش قرار گرفتند. بنابراین، برداشت‌های انجام شده از سطح روسازی آسفالتی در هفت گروه مختلف طبقه‌بندی گردید. معضل اصلی الگوریتم‌ها در تشخیص و طبقه‌بندی خودکار



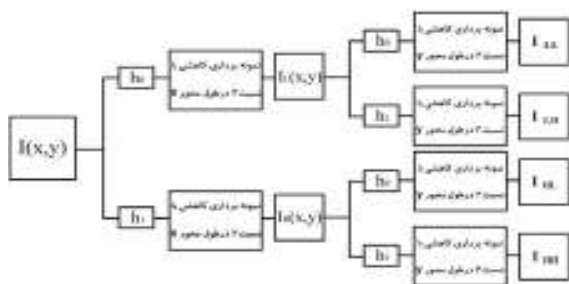
شکل ۳. الف: نمونه‌ای از ترک طولی سطح روسازی آسفالتی / ب: آرایه‌ای از مقادیر سطوح خاکستری ناحیه مشخص شده در شکل الف

بی‌نظمی‌های سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت خرابی‌ها که در حوزه مکان موجود بوده، کاسته می‌شود. علاوه بر آن، در این تحقیق به منظور بررسی تاثیر بکارگیری الگوریتم‌های مذکور، از الگوریتم تحلیل مکانی بافت خرابی‌ها نیز استفاده شده است.

مقادیر سطوح خاکستری، ریزبافت‌ها و به تبع محتوای فرکانسی اکثر خرابی‌های سطح روسازی، ارتباط مکانی مشخصی با یکدیگر داشته لذا در این تحقیق به منظور آنالیز بافت تصاویر خرابی و استخراج بردار ویژگی، از آمارگان مرتبه دوم بر پایه ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری استفاده شده است. اگرچه هیستوگرام، اطلاعات مفیدی از فراوانی اجزا و مولفه‌های بافتی تصویر ارائه نموده اما هیچ اطلاعاتی پیرامون ارتباط و نحوه تعامل مکانی میان آن‌ها ارائه نمی‌کند. آمارگان ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری برخلاف هیستوگرام، با در نظر گرفتن ارتباط و موقعیت مکانی میان دو پیکسل محاسبه و استخراج شده و نسبت به جایجایی پیکسل‌های تصویر حساس می‌باشد [Singh, 2016]. در نهایت، با استفاده از توصیف‌گرهای آماری محاسبه شده، تصاویر خرابی بر اساس روش  $k$  نزدیک‌ترین همسایه طبقه‌بندی شده و عملکرد کلاس‌بندی توسط ۲ شاخص حساسیت و دقت مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، ارتباط و تعامل مکانی بسیار اندکی میان مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر خرابی در حوزه مکان وجود دارد. این بی‌نظمی‌ها سبب عدم استخراج ویژگی‌های مشابه از کلاس‌های یکسان شده و افت دقت شناسایی و تفکیک الگوی بافت تصاویر را به دنبال دارد. در این پژوهش از دو الگوریتم مختلف به منظور منظم‌سازی و آنالیز بافت خرابی‌ها استفاده گردید. منظم‌سازی در الگوریتم اول مبتنی بر تشکیل الگوی باینری محلی تصویر است.

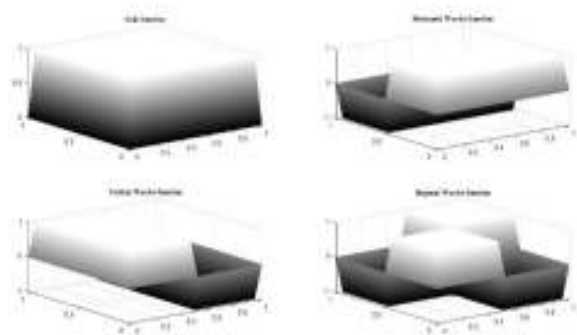
مهم‌ترین ویژگی اپراتور الگوی باینری محلی که منجر به منظم‌سازی سطوح خاکستری خرابی‌ها می‌گردد، مقاومت به تغییرات مقادیر شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر می‌باشد [Ojala et al., 2002]. در الگوریتم دوم از ویژگی‌های مستخرج از الگوی باینری محلی تصویر خرابی در حوزه موجک استفاده گردید. به عبارت دیگر الگوریتم دوم، از دو مرحله منظم‌سازی بافت خرابی بر پایه الگوی باینری محلی و تبدیل موجک استفاده می‌نماید و الگوهای محلی محتوای فرکانسی تصویر بررسی می‌گردد. در انتقال تصویر از حوزه مکان به حوزه تبدیل موجک، میزان شباهت (نزدیکی) با الگوی تابع موجک سنجیده و تحلیل می‌شود [Stollnitz et al., 1995]. لذا در تشکیل محتوای فرکانسی-مکانی تصویر (ضرائب موجک)، تا حد زیادی از



شکل ۴. بلوک دیاگرام یک لایه تجزیه موجک تصویر [Wimmer et al., 2016]

در هر مرحله از تجزیه، تصویر  $I(x,y)$  در راستای سطرها از یک فیلتر پایین‌گذر و یک فیلتر بالاگذر عبور نموده و نمونه‌برداری کاهشی (زیرنمونه‌برداری) می‌شود. در این مرحله دو تصویر حاصل می‌شود که یکی شامل فرکانس‌های پایین تصویر  $I_L(x,y)$  و دیگری شامل فرکانس‌های بالای تصویر  $I_H(x,y)$  می‌باشد. در مرحله بعدی، عملیات فیلترینگ هر یک از این دو تصویر در راستای ستون‌ها انجام گرفته و نمونه‌برداری کاهشی می‌شود. در نتیجه چهار زیرتصویر (زیرباند) حاصل می‌شود که عبارتند از:

- زیرباند  $I_{LL}$  متناظر است با مولفه فرکانس پایین تصویر. این زیرباند حاوی کلیات تصویر اولیه بوده و تحت عنوان ماتریس ضرائب تخمین (تقریب) موجک شناخته می‌شود.
- زیرباند فرکانس بالا  $I_{LH}$  که دربرگیرنده جزئیات (لبه‌ها) افقی تصویر است.
- زیرباند فرکانس بالا  $I_{HL}$  که شامل جزئیات (لبه‌ها) عمودی تصویر است.
- زیرباند فرکانس بالا  $I_{HH}$  که حاوی جزئیات (لبه‌ها) قطری تصویر است.



شکل ۵. تابع مقیاس و توابع جزئیات افقی، قائم و قطری موجک دوبعدی Haar

## مفاهیم تئوری

در این بخش از مقاله، مبانی نظری تبدیل موجک گسسته و الگوی باینری محلی به همراه مفاهیم پایه توصیف‌گرهای آماری ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری ارائه شده است.

### تبدیل موجک گسسته

تبدیل موجک گسسته عبارتست از تجزیه یک سیگنال به مجموعه‌ای از توابع موجک فرزند  $\varphi_{mn}(t)$  که مطابق رابطه ۱ از انتقال و تغییر مقیاس تابع موجک مادر  $\varphi(t)$  بدست 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 (شیفت) می‌باشند.

تابع موجک مادر از توابع مقیاس  $\Phi(t)$  طبق روابط ۲ و ۳ مشتق می‌گردند.

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

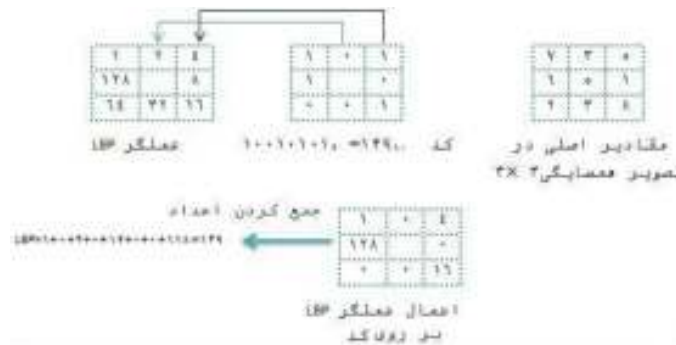
$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_1(k) \phi(2t - k) \quad (3)$$

که در آن  $h_0$  و  $h_1$  به ترتیب نعرف ضرایب فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر (بانک فیلتر) می‌باشند و وابسته به اینکه جز کدام خانواده از موجک‌ها باشند، متفاوت می‌باشند [Chang and Kuo, 1993]. در کاربردهای عملی، مستقیماً به توابع موجک و مقیاس پرداخته نمی‌شود، بلکه به منظور اعمال تبدیل موجک و تجزیه سیگنال از فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر استفاده می‌گردد. خروجی فیلتر پایین‌گذر، زیرباند تخمین سیگنال بوده که دربرگیرنده اطلاعات فرکانس پایین می‌باشد و خروجی فیلتر بالاگذر، زیرباند جزئیات تابع ورودی بوده که حاوی مولفه‌های فرکانس بالا سیگنال می‌باشد. وابسته به میزان دقت فرکانسی مورد نیاز، تجزیه زیرباند حاصل از اعمال فیلتر پایین‌گذر می‌تواند تکرار شود و زیرباندهای سطوح مختلف تجزیه موجک را تشکیل دهد [Wimmer et al., 2016]. برای اعمال تبدیل موجک گسسته بر سیگنال‌های تصویری، بایستی از تبدیل موجک دوبعدی استفاده نمود. بدین منظور تبدیل موجک یک‌بعدی به ترتیب بر سطرها و ستون‌های ماتریس تصویر اعمال می‌گردد تا از ترکیب مولفه‌های حاصله، تبدیل دوبعدی بدست آید. فرآیند مذکور در شکل ۴ نشان داده شده است.

در سال‌های اخیر، کاربرد الگوی باینری محلی در زمینه پردازش بافت تصویر و دید کامپیوتری افزایش قابل ملاحظه‌ای داشته است. بصورت خلاصه، الگوی باینری محلی به عنوان یک روش غیر پارامتری، ساختارهای محلی تصاویر را بطور کارآمد با مقایسه هر کدام از پیکسل‌ها با پیکسل‌های مجاور ارائه می‌نماید. از مهم‌ترین ویژگی‌های آن، مقاومت به تغییرات مقادیر سطوح خاکستری و سادگی محاسباتی آن می‌باشد. الگوی باینری محلی به عنوان رویکردی قدرتمند برای آنالیز بافت و توصیف ساختارهای محلی تصویر و یا زیرباند‌های فرکانسی شناخته می‌شود [Ojala et al., 2002]. عملگر الگوی باینری محلی ابتدا یک همسایگی از تصویر را در نظر گرفته و شدت روشنایی (سطح خاکستری) نقاط موجود در این همسایگی را با شدت روشنایی نقطه موجود در مرکز همسایگی مقایسه می‌کند. در این تحقیق، همسایگی به صورت مربعی در نظر گرفته شده است. این روش اولین بار توسط اوچلا و همکارانش به صورت یک عملگر مربعی ۳ در ۳ مطرح گردید. طرز کار این روش بدین صورت می‌باشد که ۸ همسایگی روی عملگر، با پیکسل مرکزی مقایسه می‌شود. هر یک از این ۸ پیکسل اگر مقدارش از مقدار پیکسل مرکزی بزرگتر یا مساوی باشد با ۱ جایگزین می‌شود. در غیر اینصورت مقدار آن برابر با ۰ منظور خواهد شد. در پایان، مقدار پیکسل مرکزی با جمع کردن وزن‌دار باینری پیکسل‌های همسایه جایگزین شده و پنجره ۳ در ۳ به پیکسل بعدی منتقل می‌شود [Guo et al., 2010]. در شکل ۶ عملکرد عملگر الگوی باینری محلی نمایش داده شده است. با تشکیل ماتریس هم‌رخداد مقادیر حاصل شده و استخراج آمارگان مرتبه دوم، می‌توان به طور موثری بافت تصویر را تحلیل نمود.

لازم به ذکر است که در تصاویر خرابی روسازی، اطلاعات پس‌زمینه تصویر در زیرباند فرکانس پایین ارائه شده در حالی که 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 [Mojsilovic and Sevic, 1996]. هر یک از خانواده‌های مختلف تبدیل موجک، توابع مادر مقیاس و موجک منحصر به فردی دارند. در این مطالعه، از موجک Haar به منظور استخراج لبه و تحلیل خرابی‌های آسفالت استفاده گردید. دلیل انتخاب این موجک، عرض ساپورت پنجره (مرتبط با تعداد پیکسل‌های مجاور بکارگیری شده به منظور استخراج ضرائب موجک) کمتر نسبت به دیگر توابع موجک می‌باشد. به دلیل بی‌نظمی‌های شدید بافتی تصاویر خرابی سطح روسازی آسفالتی، وارد نمودن تعداد زیادی از پیکسل‌ها در استخراج ضرائب موجک (محتوای فرکانسی) عملکرد صحیحی نمی‌باشد، زیرا احتمال جذب بی‌نظمی‌ها افزایش می‌یابد. عرض ساپورت (پنجره) موجک Haar برابر با ۱ می‌باشد و لذا از میانگین وزن‌دار دو پیکسل مجاور به منظور استخراج لبه‌های خرابی بهره می‌گیرد [Kara and Watsuji, 2003]. شمای سه‌بعدی توابع مقیاس و موجک Haar در شکل ۵ ارائه شده است.

## ۲-۲ الگوی باینری محلی (LBP)



شکل ۶. عملکرد الگوی باینری محلی به منظور توصیف بافت تصویر

### ۳-۲- ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری

ماتریس هم‌رخداد اولین بار توسط هارالیک معرفی شد. این ماتریس را می‌توان در زوایای گوناگون و فواصل پیکسلی مختلف تعریف کرد که هر کدام به نوعی ویژگی‌های بافت را توصیف و ارائه می‌نمایند. برای استخراج ویژگی باید از تابع چگالی احتمال  $f(i,j|d,\theta)$  استفاده نمود. برای تخمین تابع چگالی احتمال باید جفت پیکسل‌هایی با سطوح خاکستری  $i$  و  $j$  که به فاصله  $d$  و در زاویه  $\theta$  از هم قرار گرفته‌اند را شمارش کرد [Horng, Sun and Lin, 2000]. ماتریس هم‌رخداد طبق رابطه ۴ 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 ۴،  $M$  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  $\theta$  و فاصله  $d$  از هم قرار گرفته‌اند. در اغلب مقالات، پس از نرمالیزه نمودن ماتریس، به منظور توصیف و آنالیز آماری بافت تصویر (زیرباند) از  $\epsilon$  ویژگی مهم ماتریس هم‌رخداد شامل تضاد، همبستگی، انرژی و همگنی استفاده می‌شود. آمارگان ماتریس هم‌رخداد از آنجایی که مبتنی بر مقادیر دو پیکسل استخراج می‌شوند، به توصیف‌گرهای آماری مرتبه دوم شهرت دارند. روابط و شرح این آماره‌ها در مرجع [Shahabian, 2017] ارائه گشته است.

### روند انجام پژوهش و صحت‌سنجی الگوریتم‌های

#### پیشنهادی

در این بخش از تحقیق، به منظور اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد روش‌های آنالیز بافت پیشنهادی در تشخیص و کلاس‌بندی خرابی‌های روسازی آسفالتی، اقدام به برداشت تصاویر خرابی‌های سطح روسازی نموده و الگوریتم‌های استخراج بردار ویژگی بر روی این تصاویر مورد آزمایش قرار گرفت. مراحل انجام تحقیق شامل ۵ مرحله می‌باشد:

۱. برداشت تصاویر خرابی آسفالت در شرایط کنترل شده
۲. استخراج بردار ویژگی بافتی تصاویر بر پایه الگوریتم‌های پیشنهادی
۳. کلاس‌بندی تصاویر خرابی (شناسایی الگو)
۴. ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها
۵. بحث و بررسی نتایج.

### ۳-۱- برداشت تصاویر خرابی روسازی آسفالتی

در این تحقیق به منظور برداشت تصاویر خرابی در کیفیت بالا و شرایط نور کنترل شده، سخت‌افزاری مطابق شکل ۷ مورد استفاده قرار گرفت. این سخت‌افزار با حذف کامل نور محیط توسط برزنت و تامین یک روشنایی مصنوعی (لامپ) با شدت ثابت و فاصله‌ای مشخص از سطح روسازی آسفالتی برای تمامی برداشت‌ها، ضرورت انجام عملیات نرم‌افزاری به منظور ارتقا و پیش‌پردازش تصاویر را برطرف نمود. لازم به ذکر است که تمامی تصاویر خرابی در شرایط یکسان و با دوربین دیجیتال Fujifilm با مساحت تصویر (رزولوشن) ۱۴ مگاپیکسل از ارتفاع یک متری سطح آسفالت (بدون بزرگنمایی) برداشت گردید و سپس از حالت رنگی به تک‌رنگ با محدوده پویا ۰ تا ۲۵۵ (۸ بیت) تبدیل شدند. در صورت افزایش وسعت و شدت خرابی‌ها در تصویر، چون تعداد سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت خرابی افزایش می‌یابد، قدرت شناسایی و تفکیک بافت الگوهای مختلف افزایش می‌یابد. یادآوری می‌گردد که الگوریتم‌های آنالیز بافت پیشنهادی، مبتنی بر تعداد و تعامل مکانی مقادیر سطوح خاکستری تصاویر خرابی می‌باشد و وابسته به محل قرارگیری خرابی‌ها در تصویر نمی‌باشد. قابل به ذکر است که تصویربرداری هنگام عدم تابش شدید نور خورشید (بعد از ظهر) زمانی که تاثیر منفی سایه‌ها به حداقل می‌رسد، بیشترین شباهت را به شرایط روشنایی کنترل شده دارا می‌باشد. این امر در پیاده‌سازی اجرایی سیستم‌های ارزیابی خودکار خرابی‌های روسازی حائز اهمیت می‌باشد. علاوه بر آن توصیه می‌شود در اجرا از دوربین‌های دیجیتال اسکن خطی به منظور تصویربرداری استفاده گردد. در این صورت، مشکلات ناشی از ناپیوستگی و همپوشانی خرابی‌ها در تصاویر برداشتی به حداقل می‌رسد.



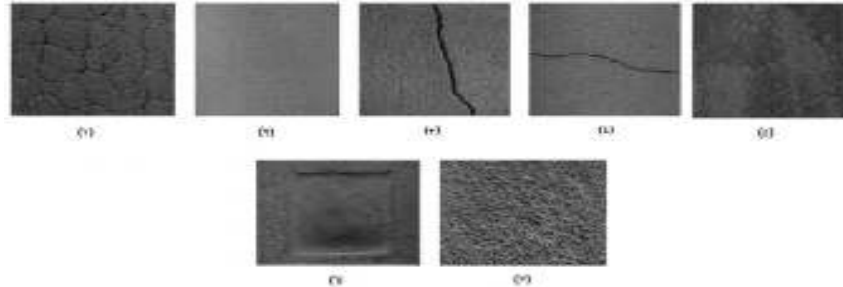
شکل ۷. سخت‌افزار برداشت تصاویر خرابی روسازی آسفالتی

در شرایط کنترل شده



تصویر برداشت گردید که ۳۰ عدد از آنها به طور تصادفی به منظور یادگیری الگوریتم (تصاویر آموزشی) و ۳۰ عدد با هدف ارزیابی الگوریتم (تصاویر آزمایشی) مورد بررسی قرار گرفت.

تصاویر برداشت شده از روسازی در ۷ گروه شامل ۱. ترک پوست سوسماری ۲. آسفالت سالم (بدون خرابی) ۳. ترک طولی ۴. ترک عرضی ۵. قیرزدگی ۶. وصله ۷. عریان شدگی مطابق شکل ۸ طبقه بندی گردید. از هر گروه، تعداد ۶۰ عدد



شکل ۸. طبقه بندی تصاویر برداشت شده از سطح روسازی آسفالتی (۱. ترک پوست سوسماری ۲. آسفالت سالم ۳. ترک طولی ۴. ترک عرضی ۵. قیرزدگی ۶. وصله ۷. عریان شدگی)

### ۳-۲-۲ آنالیز آماری بافت تصاویر خرابی

آماره‌های مرتبه دوم شامل تضاد، همبستگی، همسانی و همگنی به طور مجزا در هر ۴ جهت انتخابی استخراج شده و میانگین حسابی آنها به عنوان شاخص‌های نهایی محاسبه می‌شوند. این توصیف‌گرهای آماری نهایی، ۴ درایه بردار ویژگی تصویر را تشکیل می‌دهند. این بردار، نماینده بافت تصویر، در فرآیند کلاس‌بندی تصاویر خرابی قلمداد می‌شود.

در مقاله حاضر از ۳ الگوریتم مختلف به منظور استخراج ویژگی بافتی استفاده گردید. الگوریتم اول مبتنی بر استخراج آمارگان ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری تصویر در حوزه مکان می‌باشد. در الگوریتم دوم ابتدا الگوی باینری محلی تصویر خرابی تشکیل شده و سپس آمارگان ماتریس هم‌رخداد این الگوها محاسبه می‌شود. در الگوریتم سوم ابتدا تبدیل موجک بر روی تصویر اعمال می‌گردد، سپس الگوی باینری محلی ضرائب موجک (محتوای فرکانسی- مکانی تصویر) استخراج می‌شود و در انتها توصیف‌گرهای آماری مرتبه دوم ماتریس هم‌رخداد این الگوها درایه‌های بردار ویژگی را تشکیل می‌دهند.

### ۳-۲-۲-۱ استخراج بردار ویژگی بر پایه آمارگان مرتبه دوم الگوی باینری محلی تصویر

فرآیند پیاده‌سازی این الگوریتم (الگوریتم دوم) و تعداد درایه‌های بردار ویژگی حاصل شده، کاملاً مشابه با الگوریتم اول بوده با این تفاوت که آمارگان ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری از الگوی باینری محلی تصویر استخراج می‌شود. به عبارت دیگر، در این الگوریتم نحوه توزیع و ارتباط مکانی میان الگوهای محلی بافت تصویر تشریح می‌شود در حالیکه در الگوریتم نخست، تعامل مکانی میان مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر خرابی توصیف می‌گردد.

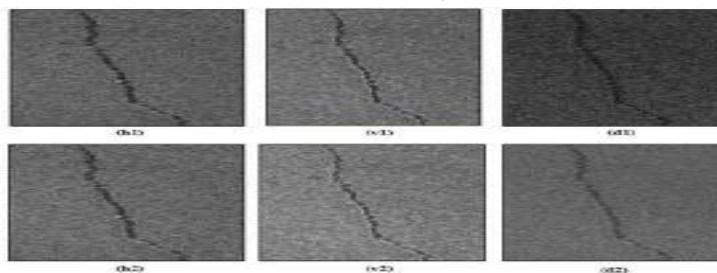
### ۳-۲-۲-۲ استخراج بردار ویژگی بر پایه ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری در حوزه مکان

در این الگوریتم (الگوریتم اول) آمارگان مرتبه دوم تصویر مستقیماً بر پایه مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر خرابی استخراج گردید. در این تحقیق، ابعاد ماتریس هم‌رخداد برابر با ۲۵۶، پارامتر فاصله برابر با واحد و با توجه به توزیع مکانی گوناگون سطوح خاکستری در الگوهای خرابی مختلف، ۴ زاویه مجزا (۰°، ۴۵°، ۹۰°، ۱۳۵°) به عنوان پارامتر جهت به منظور تشکیل ماتریس هم‌رخداد نامتقارن انتخاب گردید. پس از نرمالیزه نمودن مقادیر ماتریس‌های هم‌رخداد تصاویر خرابی،

### ۳-۲-۲-۳ استخراج بردار ویژگی بر پایه آمارگان مرتبه دوم الگوهای محلی محتوای فرکانسی تصویر

در این الگوریتم (الگوریتم سوم)، ابتدا تصاویر خرابی توسط اعمال دو لایه تبدیل موجک Haar، تجزیه می‌گردد. سپس الگوی باینری محلی زیربنادهای جزئیات (فرکانس بالا)

آشکارسازی جزئیات ساختاری بافت تصاویر خرابی رواسازی برابر با دو لایه می‌باشد [Dettori and Semlera, 2007]. در این الگوریتم، پس از اعمال ۲ مرحله تبدیل موجک گسسته دوبعدی Haar بر روی تصاویر خرابی و استخراج ماتریس‌های ضرائب جزئیات، شامل زیرباند جزئیات افقی لایه اول (h1)، زیرباند جزئیات عمودی لایه اول (v1)، زیرباند جزئیات قطری لایه اول (d1)، زیرباند جزئیات افقی لایه دوم (h2)، زیرباند جزئیات عمودی لایه دوم (v2) و زیرباند جزئیات قطری لایه دوم (d2)، الگوی باینری محلی (L) این ۶ زیرباند تشکیل گردید. به عنوان نمونه، زیرباندهای جزئیات حاصل از ۲ لایه تجزیه موجک دوبعدی Haar بر ترک طولی (شکل ۷-۳) در شکل ۹ ارائه شده است.

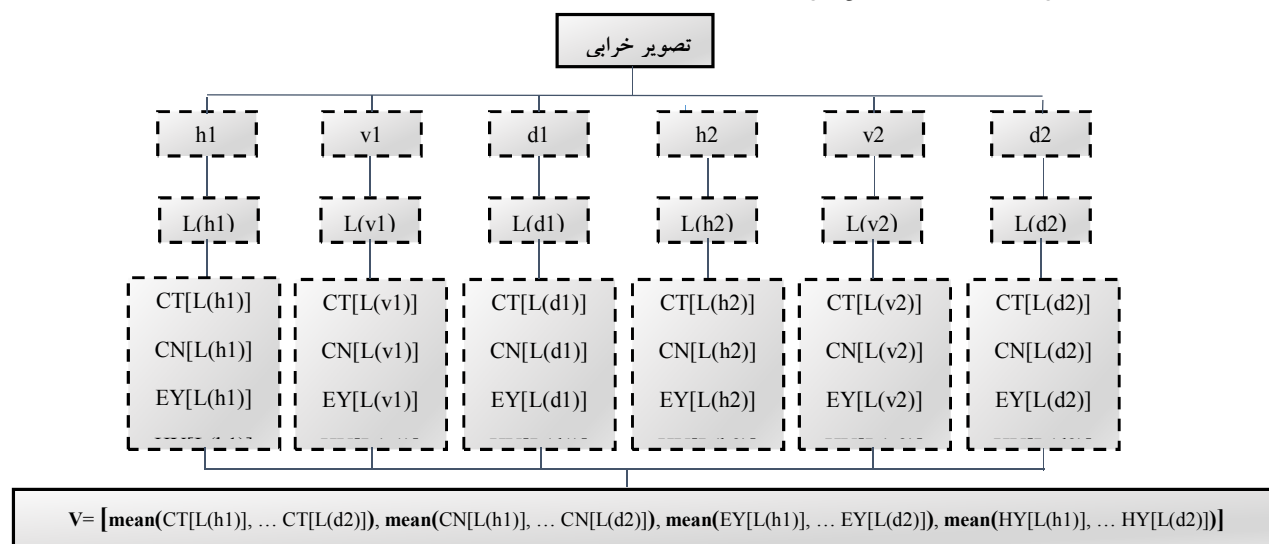


شکل ۹. اعمال دو لایه تبدیل موجک گسسته Haar و استخراج جزئیات ساختاری بافت ترک طولی

حسابی (mean) آمارگان نظیر به نظیر زیرباندها (۶ زیرباند)، ۴ درایه نهایی بردار ویژگی تصویر خرابی (V) قلمداد می‌شود. روند استخراج بردار ویژگی بافتی تصویر بر پایه این الگوریتم (الگوریتم سوم) در شکل ۱۰ ارائه شده است.

تصویر، تشکیل می‌گردد و در انتها آمارگان مرتبه دوم این الگوهای محلی بر پایه ماتریس هم‌رخداد نرمالیزه شده محاسبه می‌شوند. به عبارت دیگر، در این الگوریتم نحوه توزیع و تعامل مکانی میان الگوهای محلی ضرائب موجک (محتوای فرکانسی- مکانی تصویر خرابی) تحلیل می‌شوند. یادآوری می‌شود که از آنجائیکه اطلاعات اصلی و مهم تصاویر خرابی (یعنی لبه‌ها) در زیرباندهای فرکانس بالا قرار می‌گیرند، تنها ماتریس‌های ضرائب جزئیات موجک آنالیز گشته‌اند. لازم به ذکر است که با افزایش تعداد سطوح تجزیه موجک، علی‌رغم افزایش دقت فرکانسی، قدرت تفکیک‌پذیری و محلی‌سازی مکانی (رزولوشن مکانی) مولفه‌های بافت تصویر کاهش می‌یابد. تعداد سطوح تجزیه بهینه موجک، به منظور استخراج و

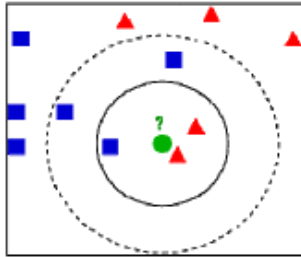
در مرحله بعد، ماتریس‌های هم‌رخداد الگوهای محلی زیرباندهای فرکانسی در ۴ جهت (۰°، ۴۵°، ۹۰°، ۱۳۵°) محاسبه شده و میانگین آمارگان مرتبه دوم این ماتریس‌ها شامل تضاد (CT)، همبستگی (CN)، همسانی (EY) و همگنی (HY) بردار ویژگی هر زیرباند را تشکیل می‌دهد. میانگین



شکل ۱۰. الگوریتم استخراج بردار ویژگی تصویر خرابی مبتنی بر آمارگان مرتبه دوم الگوهای محلی زیرباندهای موجک

### ۳-۳- کلاس بندی بافت خرابی ها

معیار اندازه گیری فاصله، ماهالانویس در نظر گرفته شد و ثابت شده است که مقدار بهینه  $K$  طبق روش اعتبارسنجی متقاطع (cross-validation) برای داده های خرابی موجود برابر با ۳ می باشد [Shahabian, 2017].



شکل ۱۱. تعیین کلاس نمونه آزمایشی توسط روش KNN [Ahonen et al., 2006].

### ۳-۴ ارزیابی عملکرد کلاس بندی تصاویر خرابی

ماتریس در هم ریختگی ماتریسی مربعی بوده و نشان دهنده 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 استخراج ویژگی، 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 (شناسایی آماری الگو) می باشند [Moghadas Nejad and Zakeri, 2011c]. حساسیت (Sn)، توانایی طبقه بندی در شناسایی صحیح تصاویر هر کلاس را بیان نموده و طبق رابطه ۶ محاسبه می گردد.

$$Sn_g = \frac{n_{gg}}{n_g} \quad (6)$$

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  $n_g$  بیانگر تعداد کل داده های متعلق به طبقه  $g$  (مجموع هر یک از درایه های

کلاس بندی به فرآیند نگاشت یک داده ناشناخته به مجموعه ای از گروه های از پیش تعریف شده، اطلاق می گردد و یکی از مهم ترین کاربردهای یادگیری ماشین نظارت شده می باشد [Ahonen et al., 2006]. دسته بندی کننده این پژوهش، نزدیک ترین  $K$  همسایگی (KNN) می باشد. در این روش در مرحله آموزش، همه نمونه ها در فضای هندسی به صورت بردارهای چندبعدی هستند. یادآوری می شود که ابعاد فضای ویژگی (تعداد درایه های بردارهای ویژگی) در این تحقیق برابر با ۴ می باشد. در این پژوهش، از فاصله ماهالانویس (d) به عنوان معیار تعیین کلاس نمونه جدید (آزمایشی) مطابق با رابطه ۵ استفاده شده است.

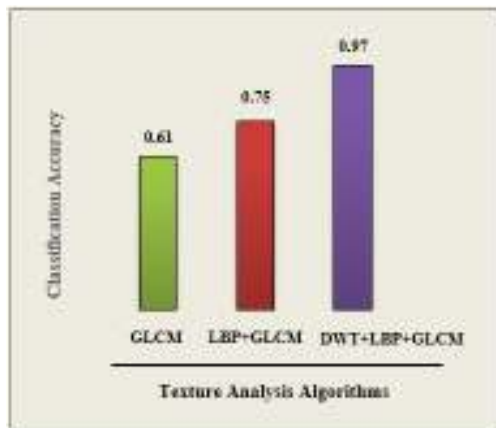
$$d^2 = (p - k_c) C_c^{-1} (p - k_c)^T \quad (5)$$

در این رابطه  $p$  بردار ویژگی تصویر آزمایشی بوده و  $k_c$  بردار ویژگی یکی از تصاویر آموزشی کلاس خرابی  $C$  می باشد.  $C_c$  بیانگر ماتریس کواریانس مجموعه ویژگی های تصاویر آموزشی کلاس  $C$  می باشد. برتری استفاده از فاصله ماهالانویس نسبت به فاصله اقلیدسی، در نظر گرفتن ارتباط و همبستگی میان درایه های بردار ویژگی از طریق محاسبه کواریانس ویژگی ها بوده که منجر به همسنگ شدن محاسبه فاصله نهایی و افزایش دقت و صحت کلاس بندی می شود [Shahabian et al., 2017a]. لازم به یادآوری است که تعداد کلاس ها در این تحقیق برابر با ۷ و هر کلاس دارای ۶۰ تصویر می باشد که ۳۰ عدد به عنوان داده های آموزشی و ۳۰ عدد به عنوان داده های آزمایشی انتخاب شده اند. برای تعیین دسته یک نمونه جدید (تصویر آزمایشی)، فاصله ماهالانویس بین آن و تمام نمونه های ذخیره شده در حافظه (تصاویر آموزشی)، محاسبه و  $K$  نمونه با کوچک ترین فاصله انتخاب می شوند. از این  $K$  نمونه، برچسب دسته اکثریت به عنوان برچسب کلاس نمونه ناشناخته در نظر گرفته می شود. به عنوان مثال در شکل ۱۱، دو کلاس مثلث و مربع و یک نمونه ناشناخته به شکل دایره وجود دارد. اگر  $K$  برابر با ۳ باشد، سه نمونه با کمترین فاصله تا دایره انتخاب می گردد. همانطور که در شکل مذکور مشاهده می شود، کلاس اکثریت آن ها مثلث است که به عنوان کلاس نمونه آزمایشی در نظر گرفته می شود. در این مقاله،

سطری) می‌باشد. لازم به یادآوری است که در این تحقیق، عملکردی الگوریتم‌های استخراج بردار ویژگی در کلاس‌بندی خودکار تصاویر خرابی آسفالت ارایه شده است. پارامتر  $n_g$  برابر ۳۰ می‌باشد. در جدول ۱ میزان حساسیت

جدول ۱. حساسیت عملکردی کلاس‌بندی تصاویر خرابی روسازی بر پایه الگوریتم‌های آنالیز بافت پیشنهادی.

الگوریتم نوع	GLCM	LBP+GLCM	DWT+LBP+GLCM
خرابی			
ترک پوست سوسماری	۰/۳	۰/۴۷	۰/۹۰
آسفالت سالم	۰/۸۳	۰/۹۳	۱
ترک طولی	۰/۴۷	۰/۶۳	۰/۹۷
ترک عرضی	۰/۵۳	۰/۷۰	۰/۹۷
قیبرزدگی	۰/۳۷	۰/۵۳	۰/۹۳
وصله	۰/۹	۰/۹۷	۱
عریان‌شدگی	۰/۹	۱	۱



شکل ۱۲. دقت عملکردی کلاس‌بندی خرابی‌های روسازی آسفالتی بر پایه الگوریتم‌های آنالیز بافت پیشنهادی

### ۳-۵- تحلیل و تشریح نتایج

خرابی‌های ایجاد شده در سطح روسازی آسفالتی بسیار بی‌قاعده بوده و سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده بافت تصاویر آن‌ها در دیدگاه میکرو، دارای ماهیت تصادفی می‌باشند. دلیل این بی‌نظمی‌ها، علاوه بر بافت ناهمگن مصالح روسازی، وابستگی شدید نحوه ظهور و گسترش خرابی‌ها در سطح آسفالت به حجم ترافیک و شرایط آب و هوایی می‌باشد. در یک کلاس از خرابی‌ها، اگرچه الگوی کلی بافتی تصویر مشابه بوده اما همانطور که در شکل ۳ نیز نشان داده شده، رابطه مکانی ناچیزی میان مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های

دقت ( $Ac$ ) بیان‌گر عملکرد کلی الگوریتم در طبقه‌بندی خودکار تصاویر بوده و طبق رابطه ۷ از ماتریس درهم‌ریختگی تصاویر آزمایشی استخراج می‌گردد. به عبارت دیگر، دقت برابر با میانگین حساسیت عملکردی کلاس‌بندی تمامی گروه‌های خرابی می‌باشد.

$$Ac = \frac{\sum_{g=1}^G n_{gg}}{n} \quad (7)$$

در این رابطه  $n_{gg}$  بیان‌گر تعداد تصاویر متعلق به طبقه  $g$  بوده که به طور صحیح به همان طبقه اختصاص یافته (اعضای قطری ماتریس درهم‌ریختگی)،  $G$  برابر با تعداد طبقات و پارامتر  $n$  برابر با تعداد کل تصاویر موجود (مجموع کل درایه‌های ماتریس درهم‌ریختگی) می‌باشد. لازم به یادآوری بوده که در این تحقیق، پارامتر  $G$  برابر ۷ و پارامتر  $n$  برابر با ۲۱۰ می‌باشد. در شکل ۱۲ میزان دقت عملکردی ۳ الگوریتم پیشنهادی در کلاس‌بندی بافت تصاویر خرابی آسفالت ارائه شده است.

دو نوع خرابی و حساسیت شدید الگوریتم‌های تحلیل بافت نسبت به این بی‌نظمی‌ها، می‌باشد. اختلاف حساسیت عملکردی طبقه‌بندی ترک‌های طولی و عرضی بر مبنای تمام الگوریتم‌های آنالیز بافت استفاده شده در این تحقیق، کمتر از ۸ درصد می‌باشد.

الگوریتم‌های آنالیز بافت استفاده شده در این پژوهش، در تشخیص و تفکیک خرابی عریان‌شدگی و آسفالت سالم (بدون خرابی) حساسیت عملکردی بالایی دارا می‌باشند، زیرا مقادیر و نحوه توزیع سطوح خاکستری این کلاس‌ها، به ترتیب یک بافت کاملاً زبر (ناشی از تغییرات پی در پی مقادیر سطوح خاکستری ناشی از قیر و سنگدانه) و کاملاً صاف (نرم) را تشکیل داده و الگوی بافت آن‌ها کمتر دچار بی‌نظمی می‌باشند. لازم به ذکر است که در صورت وجود نظم در مقادیر سطوح خاکستری بافت تصویر، الگوهای محلی و محتوای فرکانسی تصویر (ضرائب موجک) نیز به تبع دارای الگوی منظمی می‌باشند. یادآوری می‌گردد که منظم بودن بافت، موجب استخراج ویژگی‌های مشابه از الگوهای یکسان شده و افزایش دقت تشخیص و تفکیک کلاس‌های خرابی را به دنبال دارد.

وصله از جمله عملیات ترمیم راه به منظور افزایش عمر مفید روسازی محسوب می‌شود اما به دلیل ایجاد ناهمواری، یکی از انواع خرابی روسازی قلمداد می‌شود. شیوه وصله نمودن آسفالت طبق اصول و قواعد مشخصی توسط متصدیان راه‌ها انجام می‌گیرد. اگرچه بافت وصله‌ها با توجه به حجم بارگذاری و سائط نقلیه در طول عمر آن به مرور دچار دگرگونی و بی‌نظمی شود ولیکن پیدایش این خرابی ماهیت ترافیکی و یا جوی نداشته و به صورت مصنوعی توسط انسان ایجاد می‌شود. این امر باعث شده بافت این نوع خرابی به نسبت بی‌نظمی کمتری دارا باشد و تمام الگوریتم‌های تحلیل بافت پیشنهادی، حساسیت عملکردی مناسبی در تشخیص و طبقه‌بندی آن داشته باشند. میانگین حساسیت عملکردی دسته‌بندی خرابی وصله مبتنی بر الگوریتم‌های توصیف بافت پیشنهادی در این پژوهش، ۹۶ درصد می‌باشد.

اگرچه بررسی تعامل مکانی میان الگوهای محلی محتوای فرکانسی تصویر (الگوریتم سوم) با دقت کلاس‌بندی ۹۷ درصد، عملکرد برتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها در تشخیص و طبقه‌بندی بافت خرابی‌های روسازی حاصل نموده اما بایستی توجه نمود که استفاده از تبدیل موجک، بار محاسباتی الگوریتم

تصویر خرابی وجود دارد. با توجه به اینکه توصیف‌گرهای الگوریتم اول (آمارگان ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری) مستقیماً بر پایه سطوح خاکستری تصویر اصلی در حوزه مکان استخراج می‌شوند، قدرت شناسایی و تفکیک مناسب بافت انواع خرابی‌ها را ندارند. این امر در مورد خرابی‌هایی که مولفه‌های تشکیل‌دهنده الگوی بافت آنها از تعداد و پیچیدگی بالاتری برخوردار است هم‌چون الگوی شطرنجی بافت ترک پوست‌سوسماری، نمود بیشتری دارد. دقت عملکردی کلاس‌بندی بافت خرابی‌های روسازی آسفالتی بر پایه آمارگان مرتبه دوم ماتریس هم‌رخداد سطوح خاکستری (الگوریتم اول) برابر با ۶۱ درصد می‌باشد.

از آنجایی که الگوی باینری محلی نسبت به تغییرات مقادیر شدت روشنایی (سطوح خاکستری) پیکسل‌های تصویر مقاوم (ثابت) بوده و بر پایه مقایسه کلی (بزرگتر یا کوچک‌تر) مقادیر پیکسل‌های همسایه محاسبه و استخراج می‌شود، سبب منظم‌سازی بافت تصویر خرابی می‌گردد. هم‌چنین، ضرائب موجک (محتوای فرکانسی تصویر) معیاری از میزان شباهت و نزدیکی سیگنال اصلی با الگوی تابع موجک می‌باشد. نتیجه این شباهت‌سنجی، محاسبه میانگین وزن‌دار مقادیر سطوح خاکستری تصویر و بالتبع منظم‌سازی بافت لبه‌های خرابی می‌باشد. استخراج بردار ویژگی بافتی تصویر بر پایه آمارگان مرتبه دوم الگوهای محلی تصویر (الگوریتم دوم) با دقت کلاس‌بندی ۷۵ درصد، عملکرد برتری در شناسایی خرابی‌ها نسبت به تحلیل مکانی بافت خرابی‌ها (الگوریتم اول) حاصل نموده است. آنالیز آماری بافت تصاویر خرابی بر پایه ماتریس هم‌رخداد الگوهای محلی محتوای فرکانسی تصویر (الگوریتم سوم)، از آنجایی که طی دو مرحله مقادیر سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر را منظم می‌نماید، نتیجه برتری در شناسایی و تفکیک بافت خرابی‌ها، نسبت به الگوریتم‌های اول و دوم حاصل نموده است. با بکارگیری الگوریتم سوم، ۹۷ درصد تصاویر خرابی برداشتی به طور صحیح به کلاس مربوطه تخصیص یافته‌اند.

اگرچه الگوی کلی ترک‌های طولی و عرضی مشابه با یکدیگر بوده و تمامی الگوریتم‌های آنالیز بافت استفاده شده در این پژوهش، حساسیت عملکردی کلاس‌بندی نسبتاً نزدیکی در شناسایی این خرابی‌ها حاصل نموده‌اند، اما این دو نوع خرابی صرفاً چرخش یافته یکدیگر نبوده و بروز اختلاف در حساسیت طبقه‌بندی این کلاس‌های خرابی اجتناب‌ناپذیر است. دلیل این امر تفاوت میزان بی‌نظمی‌های موجود در تصاویر این

- Cheng, H. D., Glazier, C. and Hu, Y. G. (1999) "Novel approach to pavement cracking detection based on fuzzy set theory", *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 13, No. 3, pp. 270-280.
- Chua, K. M. and Xu, L. (1994) "Simple procedure for identifying pavement distresses from video images", *Journal of Transportation Engineering*, Vol. 120, No. 3, pp. 412-431.
- Dettori, L. and Semler, L. (2007) "A comparison of wavelet, ridgelet, and curvelet based texture classification algorithms in computed tomography", *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 37, No. 4, pp. 486-498.
- Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2006) "Digital image processing 3/E", Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA.
- Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, "A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 6, pp. 1657-1663, 2010.
- Horng, M.H., Sun, Y.N. and Lin, X.Z. (2000) "Texture feature coding method for classification of liversonography", *Computerized medical imaging & graphics*, Vol. 26, pp. 33-42.
- Hoseini Vaez, S., Dehghani, E., Babaei, V. (2017). 'Damage Detection in Post-tensioned Slab Using 2D Wavelet Transforms', *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, 5(2), pp. 25-38.
- Kara, B., & Watsuji, N. (2003). Using wavelets for texture classification. In *IJCI proceedings of international conference on signal processing*, ISN 1304-2386, pp. 920-924.
- Khodakarami, M., Khakpour Moghaddam, H. (2017). 'Evaluating the Performance of Rehabilitated Roadway Base with Geogrid Reinforcement in the Presence of Soil-Geogrid-Interaction', *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, 5(1), pp. 33-46.
- Lee, D. (2003) "A robust position invariant artificial neural network for digital Pavement crack analysis", Technical report, TRB Annual Meeting, 2009, Washington, DC, USA.
- Moghadas Nejad, F. and Zakeri, H., (2011a), "An optimum feature extraction method based on Wavelet-Radon Transform and Dynamic Neural Network for pavement distress classification", *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 3, pp. 9442-9460.
- Moghadas Nejad, F. and Zakeri, H., (2011b), "A comparison of multi-resolution methods پردازش تصویر را به شدت افزایش می‌دهد. افزایش بار محاسباتی الگوریتم منجر به افزایش زمان و هزینه تحلیل تصاویر می‌شود. با توجه به اینکه در برداشت اطلاعات روسازی با حجم داده‌های وسیعی مواجه هستیم، حجم بار محاسباتی الگوریتم آنالیز تصویر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بنابراین، تصمیم‌گیری در ارتباط با انتخاب شیوه آنالیز و الگوریتم پردازش داده بکارگیری شده در سامانه‌های ارزیابی خودکار خرابی‌های روسازی، منوط به میزان دقت لازمه، محدودیت بودجه و زمان پروژه ارزیابی جاده و نظر کارفرما می‌باشد.

## ۶- مراجع

- شهبایان مقدم، ر.، (۱۳۹۶)، "تشخیص و طبقه‌بندی خودکار خرابی‌های روسازی آسفالتی بر پایه آنالیز بافت تصویر در حوزه مکان و تبدیل"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، اساتید راهنما: سیدعلی صحاف و ابوالفضل محمدزاده مقدم، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.
- شهبایان مقدم، ر.، صحاف، س.ع.، محمدزاده‌مقدم، ا. و پوررضا، ح.ر.، (۱۳۹۶ا)، "مقایسه روش‌های آنالیز بافت تصویر به منظور شناسایی و طبقه‌بندی خودکار خرابی‌های روسازی آسفالتی"، فصلنامه مهندسی زیر ساخت‌های حمل و نقل، دوره سوم، شماره سوم، ص. ۱-۲۲.
- شهبایان مقدم، ر. صحاف، س.ع.، محمدزاده مقدم، ا. و پوررضا، ح.ر.، (۱۳۹۶ب)، "تشخیص و طبقه‌بندی خودکار خرابی‌های روسازی بر پایه آنالیز بافت تصویر در حوزه مکان و تبدیل"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره نهم، ویژه‌نامه روسازی، ص. ۱۲۱-۱۴۲.
- Aggarawal, N. and Agrawal, R. K. (2012) "First and second order statistics features for classification of magnetic resonance brain images", *Journal of Signal and Information Processing*, No. 3, pp. 146-153.
- T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, (2006), "Face recognition with Local Binary Patterns: application to face recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.*, vol. 28, No. 12, pp. 2037-2041.
- Chang, T. and Kuo, J. (1993) "Texture analysis & classification with tree-Structured wavelet transform", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 2, No. 4, pp. 429-441.

- Srinivasan, G. N. and Shobha, G. (2008) "Statistical texture analysis", proceedings of world academy of science, engineering and technology, No. 36, pp. 207-213.
- Stollnitz, E., DeRose, T., & Salesin, D., (1995), "Wavelets for computer graphics: A primer part 1", IEEE Computer Graphics and Applications, 15(3), pp.76-84.
- Wang, K. C. P., Li, Q. J., Yang, G., Zhan, Y. and Qiu, Y. (2015) "Network level pavement evaluation with 1 mm 3D survey system", journal of traffic and transportation engineering, Vol. 2, No. 6, pp. 391-398.
- Wang, K. C. P., (2009), "Wavelet-based pavement distress image edge detection with Troun algorithm", Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, Vol. 2024, pp.73-81.
- Wimmer, G., Tamaki, T., Hafner, M., Yoshida, S., Tanaka, S. and Uhl, A., (2016), "Directional wavelet based features for colonic polyp classification", Medical Image Analysis, Vol. 31, pp. 16-36.
- Zakeri, H., Moghadas Nejad, F. and Fahimifar, A., (2016), "Image based techniques for crack detection, classification and quantification in asphalt pavement: a review", Archives of Computational Methods in Engineering, pp. 1-43.
- Zou, Q., Cao, Y., Li, Q., Mao, Q. and Wang, S., (2008), "Cracktree: automatic crack detection from pavement images", Pattern Recognition Letters, Vol. 33, No. 3, pp. 227-238.
- for detection and isolation of pavement distress", Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 3, pp. 2857-2872.
- Moghadas Nejad, F. and Zakeri, H., (2011c), "An expert system based on wavelet transform and radon neural network for pavement distress classification", Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 3, pp. 7088-7101.
- Mojsilovic, A. and Sevic, D., (1996), Classification of the ultrasound liver images with the 2N×1D wavelet transform, Proceedings of IEEE Int. Conf. Image Processing, 1, pp. 367-370.
- Nallamothe, S. and Wang, K. C. P., (1996), "Experimenting with recognition accelerator for pavement distress identification", Transportation Research Record, Vol. 1536, pp. 130-135.
- T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. T. Mäenpää, (2002), "Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with Local Binary Pattern", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, vol. 24, No. 7, pp. 971-987.
- Ouyang, A., Dong, Q., Wang, Y. and Liu, Y. (2014) "The classification of pavement crack image based on beamlet algorithm", in: 7th IFIP WG 5.14 international conference on computer and computing technologies in agriculture, CCTA 2013.
- Singh, R. (2016) "A comparison of gray-level run length matrix and gray-level co-occurrence matrix towards cereal grain classification", International Journal of Computer Engineering & Technology (IJCET), Vol. 7, No. 6, pp. 9-17.

# Second-Order Statistical Texture Analysis of Asphalt Pavement Distresses Based on Local Binary Pattern in Spatial and Wavelet Domain

*Reza Shahabian Moghadam, M.Sc., Grad., Civil Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.*

*Ali Sahaf, Assistant Professore, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.*

*E-mail: asahaf@um.ac.ir*

Received: February 2020 -Accepted: June 2020

## ABSTRACT

Assessment of pavement distresses plays a pivotal role in pavement management systems in determination of the most efficient option for repair and maintenance of the road. In the past decade, extensive researches have been made in order to develop automatic methods for pavement distresses processing based on computer vision techniques. Of the most important components comprising machine vision systems is the feature extraction procedure. In many image processing applications, textural features provide more effective information about the properties of the image regions in comparison with other features. In the present study, three different algorithms were utilized with the purpose of statistically analyzing the textures of six different groups of asphalt pavement distress images. The first feature extraction algorithm is based on gray level co-occurrence matrix (GLCM) textural statistics. In second and third algorithms, the second-order textural descriptors of the images local patterns were extracted in spatial and wavelet domain, respectively. The distress categorization results based on a fusion of K-nearest neighbor (KNN) classifier and Mahalanobis distance, indicate that two level (double) regularizing the distress edges gray levels via employing wavelet transform and local binary pattern (third algorithm) outperforms other textural feature extraction algorithms in pavement distresses recognition and discrimination. The distress classification accuracy rate based on first, second and third algorithms were 61%, 75% and 97%, respectively.

**Keywords:** Local Binary Pattern (LBP), Wavelet Transform, Pavement Distress Texture, Computer Vision, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)