

تعیین توزیع دانه بندی قطعات سنگ خرد شده ناشی از انفجار با استفاده از بازشناسی الگوی تصاویر

هادی یعقوبی^۱، حمید منصوری^۲، محمد علی ابراهیمی فرسنگی^۳ و حسین نظام آبادی پور^۴

چکیده

توزیع ابعادی توده سنگ خرد شده، از مهم‌ترین پارامترها در انفجار معادن روباز است که می‌تواند بر بازدهی عملیات استخراج و فرآوری تأثیر گذار باشد. به‌منظور ارزیابی نتایج حاصل از انفجار، روش پردازش تصویری دیجیتال یک روش غیر مستقیم سریع و قابل اعتماد است. در این تحقیق بر پایه روش‌های استخراج ویژگی‌های دیداری و استفاده از شبکه‌های عصبی، الگوریتمی جهت تعیین توزیع دانه بندی توده سنگ خرد شده ناشی از انفجار ارائه شده است. تعداد ۲۶ تصویر آزمایشی توده سنگ خرد شده، برای تعیین توزیع اندازه استفاده شده و نتایج حاصله با نتایج روش لبه‌یابی دستی و خودکار قطعات سنگ در نرم افزار Split Desktop مقایسه شد. نتایج به‌دست آمده یک بهبود کلی را در ارزیابی توزیع اندازه قطعات سنگ نشان داد. کاهش خطای ۶۷٪، ۵۷٪ و ۲۸٪ به‌ترتیب با استفاده از روش‌های فوریه، فیلترهای گابور و موجک حاصل شد. همچنین در ارزیابی اندازه‌های F10 تا F50، روش‌های فوریه، گابور و موجک به‌ترتیب بهبود ۵۲٪، ۴۰٪ و ۲۱٪ را نشان داد.

کلیدواژه‌ها

توزیع دانه بندی، توده سنگ خرد شده، استخراج ویژگی‌های دیداری تصویر، ارزیابی خردایش

۱ مقدمه

این امر نیازمند یک ارزیابی صحیح از جزئیات هزینه از جمله حفاری، انفجار، باربری، بارگیری و خردایش است. خردایش بر همه این عملیات تأثیر گذاشته و یک پارامتر مشترک برای ارتباط آن‌ها با هم است. منظور از خردایش، توزیع اندازه قطعات یا دانه‌بندی سنگ خرد شده ناشی از انفجار است. خردایش بهینه در کنترل فرآیندهای استخراج و فرآوری تأثیر چشمگیری داشته و بازدهی عملیات سنگ شکنی و آسیاکنی را نیز بهبود بخشیده و می‌تواند باعث صرفه‌جویی قابل توجهی در مصرف انرژی شود. از این رو به‌منظور کنترل موثرتر و بهینه‌سازی این فرآیند ضروری است که یک روش سریع و قابل اعتماد برای ارزیابی نتایج حاصل از انفجار استفاده شود. همچنین از دید طراحی، می‌توان طرح‌های انفجار مختلف را به‌سرعت مورد تجزیه و تحلیل قرار داد و طرح بهینه را انتخاب نمود [۱].

در عملیات معدنی معمولاً بایستی شرایطی ایجاد شود تا هزینه‌های تولید به ازای هر تن سنگ خرد شده به حداقل برسد.

این مقاله در تیرماه ۱۳۹۶ دریافت، در مهرماه ۱۳۹۷ سومین بازنگری و در آذرماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی استخراج معدن، دانشگاه شهید باهنر کرمان
رایانامه: hadi_miner@yahoo.com

^۲ بخش مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه شهید باهنر کرمان
رایانامه: hmansouri@uk.ac.ir

^۳ بخش مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه شهید باهنر کرمان
رایانامه: maebrahimi@uk.ac.ir

^۴ بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه شهید باهنر کرمان
رایانامه: nezam@uk.ac.ir

از تصویر دیجیتال به عنوان ورودی برای شبکه عصبی، تعداد ورودی‌ها را کاهش دادند. مساله تغییرناپذیری چرخشی توسط میانگین‌گیری حلقه‌های هم مرکز تبدیل‌های فوریه دوبعدی نیز در سال ۱۹۹۲ توسط باتلینگر^{۱۱} و همکاران مطرح شد. ضریب فوریه متوسط‌گیری شده به عنوان ورودی برای شبکه عصبی که برای بازشناسی توزیع اندازه قطعات در تصاویر دیجیتال، آموزش داده شده بود، استفاده شد. دسته‌های آموزشی با استفاده از مرتب‌سازی و تعیین اندازه دستی توده سنگ خردشده، ایجاد شدند [۱۴]. در سال ۱۹۹۴ بارون^{۱۲} و همکاران از بازشناسی الگو با استفاده از شبکه‌های عصبی براساس ضرایب تبدیل فوریه سریع تصویر، برای دسته‌بندی توزیع اندازه قطعات سنگ استفاده کردند [۱۱]. ورودی‌ها و خروجی‌ها به ترتیب پروفیل‌های بریده شده هر تصویر و دسته توزیع اندازه (۴۰٪ یا ۶۰٪ وزنی ریزتر از اندازه ۶ اینچ قطعات سنگ که به ترتیب ریز و درشت است) بودند. قابلیت پیش بینی شبکه عصبی با دادن ویژگی‌های تصاویری از توده خرد شده به شبکه عصبی، آزمایش شد. آموزش شبکه عصبی برای بازشناسی دسته توزیع اندازه، با استفاده از ضرایب تبدیل فوریه به عنوان ویژگی‌های بازشناسی الگو، انجام شد. در سال ۱۹۹۵ جانز^{۱۳} و ماکسول^{۱۴} تحقیق مشابهی درخصوص استفاده از شبکه‌های عصبی جهت پیش‌بینی توزیع اندازه قطعات سنگ انجام داده‌اند [۱۵].

در سال ۱۹۹۸ پترسن^{۱۵} و همکاران مطالعه‌ای بر مبنای ویژگی‌های بافت (واریانس و دامنه عملگرهای بافتی) برای تعیین خصوصیات نوع ماده معدنی و تخمین اندازه سطح قطعات بر اساس بازشناسی الگوی بافت قطعات انجام دادند [۱۶]. در سال ۲۰۰۵ لپیستو^{۱۶} و همکاران فیلتر گابور را برای فضاهای رنگ مختلف در طبقه بندی تصاویر سنگ طبیعی بکار بردند [۱۷]. در سال ۲۰۰۷، لینک^{۱۸} و همکاران ترکیب ویژگی‌های هارالیک^{۱۹} و تجزیه و تحلیل موجک را برای طبقه‌بندی تصاویر دیواره گمانه الکتریکی که در اکتشاف پوسته اقیانوس از طریق حفاری استفاده می‌شوند، به کار گرفتند [۱۸]. در سال ۲۰۰۸، کچانوبل^{۲۰} و یودومهانساکول^{۲۱} از یک شبکه عصبی همراه با تحلیل مولفه‌های اصلی^{۲۲} استفاده نموده و

تحقیقات وسیعی در خصوص روش‌های تعیین توزیع خردایش مواد معدنی انجام شده است. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش مستقیم سرند کردن و روش‌های غیر مستقیم شمارش قطعات بزرگ، مصرف مواد منفجره در انفجار ثانویه، بازدهی ماشین آلات بارگیری، تاخیر ایجاد شده در اثر پل زدن در سنگ شکن، روش تحلیل دیداری، تجزیه و تحلیل عکاسی یا دستی، فوتوگرامتری و روش‌های عکاسی با سرعت بالا یا پردازش تصویری اشاره نمود [۱ و ۲].

یکی از روش‌های نوین و متداول در تعیین توزیع خردشدگی سنگ، روش پردازش تصویر دیجیتال است. نتایج این روش به عنوان یک روش غیرمستقیم در تعیین دانه‌بندی، نسبت به دیگر روش‌ها به تجزیه سرندی نزدیک‌تر است. در این روش، تصاویری از سطح سنگ‌هایی که آشکاری شده‌اند گرفته شده و به صورت دستی یا با استفاده از رایانه، توزیع خردشدگی سنگ تعیین می‌شود. مزیت اصلی پردازش تصویر این است که می‌تواند در یک طیف گسترده و بدون تاثیر بر چرخه تولید مورد استفاده قرار گرفته و این امر آن را تنها ابزار عملی جهت ارزیابی خردایش در معدن قرار داده است [۱ و ۲].

پردازش تصویر به عنوان علمی برای تعیین خردایش توده سنگ خرد شده ناشی از انفجار، از سال ۱۹۸۷ توسط میرزا^۱ توسعه داده شده است [۳]. در سال ۱۹۹۳، لین^۲ و مایلر^۳ از روش‌های لبه یابی برای تشخیص قطعات استفاده کردند [۴]. در سال ۱۹۹۴، لین، یین^۴ و مایلر و در سال ۱۹۹۶ نیز فرانکلین^۵ و همکاران روشی ارائه دادند که برگرفته از الگوریتم قطعه بندی آب پخشان است [۵ و ۶]. در سال ۱۹۹۷ نیز یک تحقیق توسط کریدا^۶ و جاگر^۷ انجام شد که روشی برای لبه‌یابی قطعات براساس سیستم بینایی انسان ارائه دادند [۷]. در سال‌های ۱۹۹۸، ۲۰۰۵ و ۲۰۰۸، وانگ^۸ و همکاران مطالعاتی برای جدایش قطعات سنگی که با هم در تماس هستند، انجام دادند [۸-۱۰].

رویکردهای دیگر، استفاده از روش‌های بازشناسی الگو با استفاده از شبکه‌های عصبی است. یکی از مشکلات استفاده از شبکه عصبی در بازشناسی الگو، تعداد زیاد ورودی‌ها است [۱۱]. در سال ۱۹۸۶ نیز لورکنز^۹ [۱۲] و در سال ۱۹۹۳ پلانسکی^{۱۰} و همکاران [۱۳] با گرفتن تبدیل فوریه بسط^{۱۱}

¹¹ Bessel

¹² Bottlinger

¹³ Barron

¹⁴ Jones

¹⁵ Maxwell

¹⁶ Petersen

¹⁷ Lepisto

¹⁸ Linek

¹⁹ Haralick

²⁰ Kachanubal

²¹ Udomhunsakul

²² Principal Component Analysis (PCA)

¹ Maerz

² Lin

³ Miller

⁴ Yen

⁵ Franklin

⁶ Crida

⁷ Jager

⁸ Wang

⁹ Luerkens

¹⁰ Plansky

همکاران در سال ۲۰۱۶ نیز از فیلتر لبه‌یاب کلاسیک سوبل^{۱۳} و مورفولوژی ریاضی جهت تعیین اندازه قطعات سنگ استفاده نمودند [۲۷].

تحقیقات انجام شده در زمینه تعیین توزیع خردایش مواد معدنی خرد شده نشان می‌دهند که اغلب این روش‌ها از مشکلات و نواقصی از قبیل توانایی پایین مرزبایی قطعات به صورت خودکار و لزوم ویرایش دستی (صرف زمان زیاد و کاهش کارایی الگوریتم) و همچنین وابستگی اغلب الگوریتم‌های موجود به شرایط آزمایشگاهی، نیمه صنعتی و کارخانجات فرآوری مواد معدنی و کاهش کارایی در محیط معدن (به علت وجود گردو خاک، محدودیت مکانی و زمانی و توزیع نامنظم مواد و ...) برخوردار هستند.

هدف از تحقیق حاضر این است که براساس روش‌های استخراج ویژگی و کاربرد شبکه‌های عصبی، الگوریتمی ارائه شود که کم‌ترین تاثیر پذیری را از مشکلات موجود داشته و با تکیه بر روش‌های نوین، فرآیند تعیین توزیع خردایش مواد معدنی در کم‌ترین زمان ممکن و به نحوه بهینه انجام دهد.

در بخش دوم به ارائه روش پیشنهادی پرداخته، در بخش سوم به آزمایش‌ها، معرفی پایگاه داده، شبکه عصبی، معیارهای ارزیابی و بررسی نتایج روش پیشنهادی و در بخش چهارم به ارائه یافته‌ها، نتیجه‌گیری و جمع‌بندی پرداخته می‌شود.

۲ روش پیشنهادی

در سال‌های اخیر الگوریتم‌های تعیین توزیع خردایش مواد معدنی خرد شده، عمدتاً با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری ماشینی ارائه شده و به روش‌هایی که بر مبنای لبه‌یابی قطعات سنگ خرد شده است، کم‌تر پرداخته شده است. در این تحقیق نیز به دلیل اینکه نتایج روش‌های برگرفته از یادگیری ماشینی کارآمدتر، دقیق‌تر و سریعتر هستند، از این روش‌ها استفاده می‌شود. یکی از مراحل اصلی این روش‌ها تشخیص ویژگی‌های مناسب با توانایی تمیزدهندگی خوب و سپس بهره‌گیری از روش‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی است. ساختار کلی روش پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است.

اندازه‌گیری فرکانس مکانی را برای جدایش بیست و شش دسته سنگ به‌کار بردند [۱۹].

در سال ۲۰۰۸، مورتاق^۱ و استارک^۲ تا چهارمین سطح تبدیل‌های موجک را برای دسته‌بندی تصاویر توده سنگ استفاده نمودند [۲۰]. یک مطالعه برای طبقه‌بندی ماکروسکوپی بافت سنگ براساس یک مدل عصبی-فازی سلسله مراتبی در سال ۲۰۰۹ توسط گنکالوس^۳ و همکاران ارائه شد [۲۱]. یک کاربرد از پردازش تصویر نیز بر روی نمونه سنگ‌های بازالت توسط سینگ^۴ و همکاران در سال ۲۰۱۰ ارائه شد [۲۲].

در سال ۲۰۱۱ نیز روشی بهبود دسته‌بندی سنگ با استفاده از تجزیه و تحلیل تصویر دیجیتال، استخراج ویژگی بر اساس اطلاعات دو سوویه و یک فرآیند رای‌گیری برای گرفتن اطلاعات مرزی توسط پرز^۵ و همکاران ارائه شد [۲۳]. در این تحقیق روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی سنگ شامل استخراج ویژگی بافت و رنگ و انتخاب ویژگی، به علاوه استفاده از یک ماشین بردار پشتیبان^۶ برای طبقه‌بندی است. در تحقیق انجام شده توسط کو^۷ و شانگ^۸ در سال ۲۰۱۱ تکنواختی قطعات مواد معدنی براساس تصاویر سطحی گرفته شده، تعیین شده است [۲۴]. در این تحقیق از نرم افزار ویپراگ^۹ برای ارائه یک تخمین اولیه از توزیع اندازه قطعات استفاده شد. تخمین به‌دست آمده، برای ساختن یک مدل با استفاده از شبکه عصبی به‌کار برده شد که با استفاده از الگوریتم لونبرگ- مارکواردت^{۱۰} آموزش داده می‌شوند.

تکنیک‌های PCA و شبکه‌های عصبی برای تخمین توزیع اندازه ذره مواد معدنی خرد شده توسط حمزه لو^{۱۱} و همکاران در سال ۲۰۱۴ استفاده شد [۲۵]. در سال ۲۰۱۵ نیز پرز و همکاران با هدف دسته‌بندی لیتولوژی سنگ تحقیقاتی انجام دادند [۲۶]. آنها ابتدا هر تصویر را به زیرتصاویری شکسته و سپس یک فرآیند استخراج ویژگی برای هر زیرتصویر با استفاده از فیلترهای گابور با مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف بکار بردند. سپس این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی برای طبقه‌بند SVM برای تخمین نوع سنگ در هر زیردسته استفاده شدند. سرشکی^{۱۲} و

¹Murtagh

²Starck

³Goncalves

⁴Singh

⁵Perez

⁶Support Vector Machine (SVM)

⁷Ko

⁸Shang

⁹WipFrag©

¹⁰Levenberg- Marquardt (LM)

¹¹Hamzeloo

¹²Sereshki

¹³Sobel

طریق میانگین مربع خطاها^۳، مطابق رابطه ۱ قابل تعریف است. است.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{peakval}{MSE} \right) \quad (1)$$

که در این رابطه MSE مطابق رابطه ۲ تعریف می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|f(i,j) - g(i,j)\|^2 \quad (2)$$

که در این روابط، $m \times n$ ابعاد تصویر، $peakval$ حداکثر ارزش ممکن پیکسل در تصویر است و $f(m,n)$ و $g(m,n)$ تصویر اولیه و نویزی هستند [۲۹]. در جدول ۱ PSNR تصاویر نویزی و پس از رفع نویز برای حالت‌های مختلف نویز با چگالی و واریانس‌های مختلف آورده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در حالتی که تصویر با نویز گاوسی، نویزی شده است فیلتر وینر، مناسب‌ترین نوع فیلتر جهت این نوع از تصاویر و در حالتی که با نویز فلفل-نمک نویزی شده است، مناسب‌ترین فیلتر، میانگین و در حالت نویزی پواسون، فیلتر میانه مناسب‌ترین فیلتر است.

با توجه به اینکه در محیط معدن، نویزهای گاوسی با واریانس کمتر از ۰/۰۱ (گرد و غبار محیط) وجود دارد، از این‌رو فیلترهای رفع نویز میانه و وینر برای این نوع تصاویر مناسب‌ترین عملکرد را خواهد داشت.

جدول ۱ PSNR تصاویر نویزی و پس از رفع نویز برای حالت‌های مختلف نویز با چگالی و واریانس‌های مختلف

فیلتر رفع نویز	مشخصات نویز	PSNR تصویر نویزی	PSNR پس از رفع نویز
میانگین			۱۵/۸۷
گاوسی	گاوسی با واریانس ۰/۱	۱۰/۵۵	۱۲/۳۳
میانه			۱۵/۸۵
وینر			۱۵/۶۳
میانگین			۱۶/۶۴
گاوسی	پواسون	۱۶/۶	۱۶/۶۷
میانه			۱۷/۷۴
وینر			۱۷/۰۸
میانگین			۱۶/۶۹
گاوسی	فلفل و نمک با چگالی ۰/۱	۱۵/۸۲	۱۶/۰۷
میانه			۱۶/۵
وینر			۱۶/۹
میانگین			۱۶/۱۷
گاوسی	گاوسی با واریانس ۰/۰۱	۱۶/۲۹	۱۸/۴۳
میانه			۱۹/۳۲
وینر			۱۹/۷۱
میانگین			۲۱/۲۵
گاوسی	فلفل و نمک با چگالی ۰/۰۵	۱۹/۰۱	۱۸/۱۲
میانه			۱۷/۷۶
وینر			۱۶/۱۳



شکل ۱ ساختار روش پیشنهادی جهت تعیین توزیع دانه بندی مواد معدنی خرد شده بر اساس روش پردازش تصویر دیجیتال

۲-۱ پیش پردازش تصویر و ارتقای کیفیت

ممکن است حین تصویر برداری به دلایلی همچون وجود گرد و غبار، آلوده بودن محیط، عدم تنظیم روشنایی و شدت نور، زاویه نامناسب تصویر برداری و ایجاد سایه، خطاهایی در تصویر گرفته شده، ایجاد شود. از این رو بایستی یک مرحله پیش پردازش بر روی تصاویر انجام شود. از جمله روش‌های پیش پردازش و ارتقاء کیفیت تصویر که عمدتاً برای رفع مشکلاتی از قبیل وجود نویز در تصویر، وضوح پایین، حرکت جزئی و نامناسب نشان دادن جزئیات تصویر است، می‌توان به فیلترهای رفع نویز، هموار کننده و نرم کننده جزئیات تصویر، ارتقاء جزئیات و افزایش وضوح تصویر اشاره نمود. از مهم‌ترین این فیلترها می‌توان به فیلترهای میانگین‌گیر، فیلترهای مرتبه آماری، فیلترهای هومومورفیک^۱، یکسان سازی هیستوگرام، فیلترهای ارتقاء جزئیات و ... اشاره نمود [۲۸]. با توجه به اینکه تصاویر سنگ‌های معدنی خرد شده عمدتاً در سر معدن گرفته می‌شوند، خطاهای فوق‌الذکر وجود داشته و جهت پیشگیری از وقوع خطاهای بعدی در الگوریتم، لازم است در مرحله اول این خطاها رفع و یا به حداقل ممکن کاهش یابند.

در این تحقیق فیلترهای پایین‌گذر میانگین، میانه، گاوسی و وینر بر روی تعدادی از تصاویر توده سنگ خرد شده‌ای که با نویزهای فلفل-نمک با چگالی‌های ۰/۱ و ۰/۰۵، گاوسی با واریانس‌های ۰/۱ و ۰/۰۱ و پواسون نویزی شده‌اند، اعمال شد. جهت بررسی تاثیر این فیلترها بر رفع نویز تصاویر از معیار نسبت حداکثر توان ممکن سیگنال به توان نویز مخرب که در اصطلاح PSNR^۲ نامیده می‌شود، استفاده شد. PSNR از

^۱Homomorphic

^۲Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

^۳Mean Squared Errors (MSE)

شده و تصویر اصلاح شده پس از رفع اعوجاج پرسپکتیو را نشان می دهد.

۲-۲ استخراج نشان گرها، رفع خطای پرسپکتیو و نرمال سازی تصاویر

تاثیر خطای اعوجاج و پرسپکتیو هنگامی بروز می کند که دید دوربین با سطح توده زاویه قائمه نداشته و یا در صورتی که مواد به صورت کپه ای باشند، ممکن است حتی با وجود عمود بودن دوربین بر سطح توده، اجسام فاصله ثابتی نسبت به دوربین نداشته باشند. در این صورت اندازه قطعات ثبت شده در تصویر با واقعیت متفاوت بوده و قطعات دورتر نسبت به دوربین، کوچک تر از حالت واقعی خود نشان داده می شوند. در حالت کلی جهت رفع این نوع خطاها تبدیل های هندسی مختلفی وجود دارد که هر یک کاربرد خاصی دارد. از جمله انواع این تبدیل ها می توان به تبدیل های انتقالی، اقلیدسی، همسان یا ایزوتروپیک، آفین، پرسپکتیو و پراجکتیو اشاره نمود [۳۰].

در این تحقیق با توجه به ویژگی های هر یک از این تبدیل های هندسی و تناسب آن ها با تصاویر توده سنگ خرد شده، از تبدیل پراجکتیو^۱ دو بعدی با روش درونیابی سطح خاکستری برآورد مکعبی استفاده شده است. تحت این تبدیل، خطوط موازی دیگر موازی باقی نمانده، اما خطوط مستقیم حفظ شده و دچار اعوجاج نمی شوند [۳۰]. روش مورد نظر در این تحقیق به این صورت است که ابتدا دو شی هم شکل و هم اندازه (مثل توپ) را به عنوان مقیاس بر روی توده خرد شده و در مکان های مناسبی قرار داده و تصویربرداری انجام می شود. سپس یک مرحله پیش پردازش انجام شده و دو شی مقیاس، استخراج، جداسازی و قطر و مساحت آنها محاسبه می شود. سپس با استفاده از یک تبدیل هندسی خطی در فضای پراجکتیو، نقاط مربوطه در دو تصویر به هم مرتبط می شوند (رابطه ۳) [۲۹].

$$X' = \frac{h_{11}x + h_{12}y + h_{13}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}} \quad (3)$$

$$Y' = \frac{h_{21}x + h_{22}y + h_{23}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}}$$

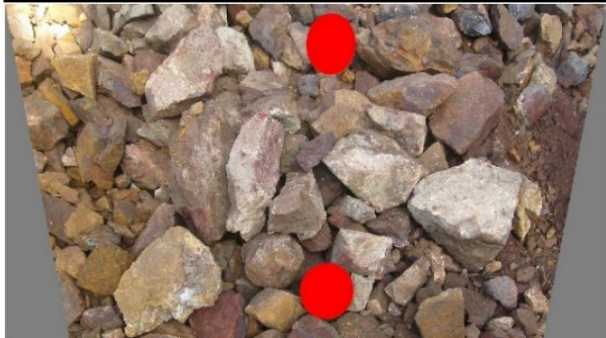
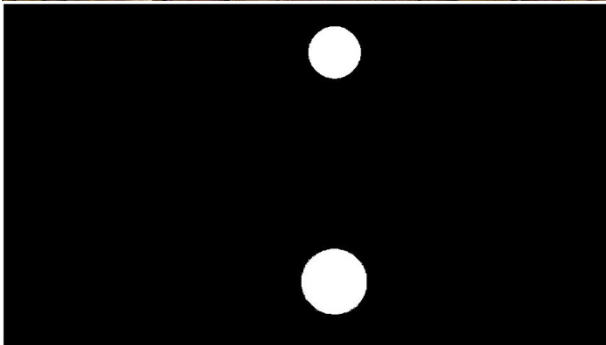
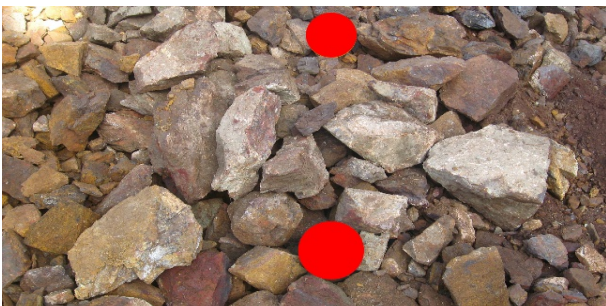
با اعمال این تبدیل هندسی، هر نقطه از بردار $[X, Y]$ به نقطه متناظر آن در بردار $[X', Y']$ نگاشت می شود. از آنجا که ۸ متغیر وجود دارد، از این رو برای محاسبه این تبدیل حداقل ۸ معادله مورد نیاز است. بردارهای $[X, Y]$ و $[X', Y']$ به صورت 2×4 عضوی بوده و مختصات گوشه های چهار ضلعی اولیه و اصلاح شده را تعریف می کنند [۲۹].

پس از رفع اعوجاج تصویر، برای نرمال سازی تصویر از نسبت اندازه شی مقیاس در حالت واقعی به اندازه آن در تصویر، استفاده می شود. روندنمای این مراحل در شکل ۲ آورده شده است. شکل ۳ نمونه ای از تصویر قطعات سنگ خرد

^۱Projective



شکل ۲ روندنمای مراحل پیش پردازش، استخراج نشان گرها و رفع خطای پرسپکتیو تصویر دیجیتال قطعات سنگ خرد شده



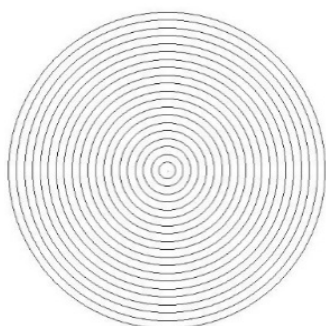
شکل ۳ الف: نمونه ای از تصویر قطعات سنگ خرد شده، ب: تصویر الف پس از باینری سازی و اعمال عملگرهای مورفولوژی، ج: تصویر الف پس از رفع اعوجاج پرسپکتیو

الف
ب
د

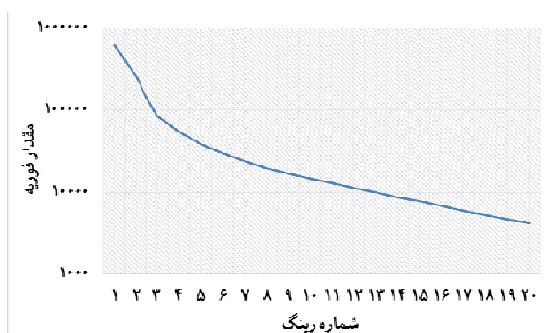
۲-۳ روش های پیشنهادی برای استخراج ویژگی های دیداری

$$F_V = [\mu_1, \dots, \mu_{20}, \sigma_1, \dots, \sigma_{20}] \quad (۶)$$

که در این رابطه μ_i و σ_i به ترتیب میانگین و انحراف معیار دامنه ضرایب فوریه در حلقه i است. هر چه ویژگی های به دست آمده برای تصویر منحصر به فردتر باشد، توانایی تشخیص تصاویر از هم بیشتر می شود. بردار ویژگی تمام تصاویر پایگاه داده بر این مبنا استخراج می شود. شکل ۴، حلقه های هم مرکز بر روی تصویر تبدیل فوریه برای یک تصویر نمونه را نشان می دهد که میانگین و انحراف معیار دامنه ضرایب فوریه بر روی هر یک از برش های این حلقه گرفته می شود. شکل ۵ نیز لگاریتم میانگین گرفته شده از هر یک از برش های حلقه های هم مرکز تصویر تبدیل فوریه را نشان می دهد.



شکل ۴ حلقه های هم مرکز بر روی تصویری که تبدیل فوریه بر روی آن اعمال شده است



شکل ۵ لگاریتم میانگین گرفته شده از هر یک از برش های حلقه های هم مرکز تصویر تبدیل فوریه برای یک تصویر نمونه

۲-۳-۲ تبدیل موجک

موجک^۲ یک شکل موج با مدت زمانی محدود و متوسط صفر است و دارای شکل موجی غیر معمول و نامتقارن است. در تحلیل موجک، سیگنال مورد نظر به سیگنال های شیفته یافته و تغییر مقیاس داده سیگنال موجک مادر تجزیه می شود [۲۸]. روابط ۷ و ۸ تبدیل موجک پیوسته یک سیگنال $f(x)$ را نشان می دهد. تبدیل موجک گسسته را نیز می توان از همین فرم پیوسته آن، مطابق رابطه ۹ مشتق نمود [۲۸].

از آنجایی که هدف اصلی از استخراج ویژگی، کاهش ابعاد داده و به تبع آن کاهش قابل توجه حجم محاسبات و زمان انجام آن است [۳۱]، از این رو در این بخش ویژگی های تصاویر توده سنگ خرد شده حاصل از انفجار، به روش های مختلف استخراج شده و بردارهای ویژگی به دست آمده است. به عنوان مثال اگر یک تصویر به ابعاد 900×800 در نظر گرفته شود، اگر با تمام پیکسل های این تصویر محاسبات انجام شود، 720000 پیکسل بایستی پردازش شود، اما با استخراج ویژگی های شاخص این تصویر، می توان با یک بردار $n \times 1$ تصویر را پردازش نموده و محاسبات بعدی را بر روی این بردار انجام داد. هر چه این ویژگی های استخراج شده شاخص تر بوده و توانایی تمیزدهندگی بهتری داشته باشد، در اولویت انتخاب هستند. در ادامه به معرفی روش های استخراج ویژگی که به عنوان بخشی از الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق استفاده شده است، پرداخته می شود.

۲-۳-۱ تبدیل فوریه

تئوری فوریه بیان می کند که هر سیگنال در تصویر می تواند به عنوان مجموعه ای از سری های سینوسی تعریف شود. در مورد تصویر، این ها تغییرات سینوسی در روشنایی سراسر تصویر هستند. مقدار سینوسی به اختلاف بین تاریک ترین و روشن ترین نقاط تصویر^۱ وابسته است [۲۸].

تبدیل فوریه و عکس آن که در رابطه ۴ و ۵ بیان شده است، یک ابزار برای تحلیل هارمونیکی تصاویر است [۲۸].

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M+vy/N)} \quad (۴)$$

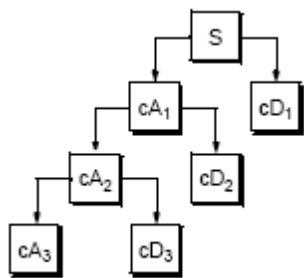
$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi(ux/M+vy/N)} \quad (۵)$$

در این رابطه $f(x, y)$ تصویر در ابعاد $M \times N$ و تابع دو متغیره $F(u, v)$ تبدیل فوریه آن می باشد. همچنین $u, x=0, 1, 2, \dots, M-1$ و $v, y=0, 1, 2, \dots, N-1$ است.

برای استخراج بردار ویژگی تصویر با استفاده از تبدیل فوریه در حوزه فرکانس، ابتدا دامنه تبدیل فوریه تصویر استخراج و با استفاده از دوائر فرضی هم مرکز، تصویر به ۲۰ حلقه تقسیم شد (فاصله دورترین نقطه از تصویر به مرکز آن که برابر نصف قطر تصویر است، به ۲۰ بازه مساوی تقسیم می شود و به مرکز تصویر ۲۰ دایره رسم می شود) [۳۲ و ۱۱]. با در نظر گرفتن هر حلقه در هر مرحله و گرفتن میانگین و انحراف معیار دامنه ضرایب فوریه از آن، بردار ویژگی F_V با تعداد ۴۰ عضو برای هر تصویر مطابق رابطه ۶ استخراج می شود.

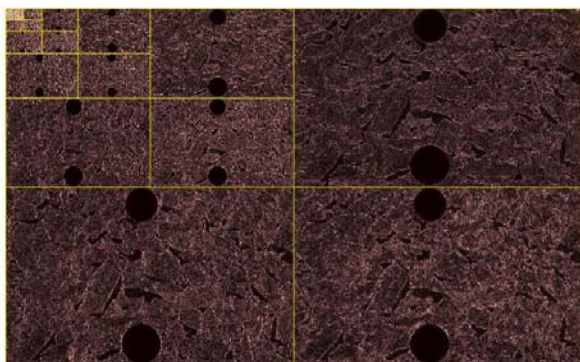
² Wavelet

¹ Contrast



شکل ۶ تجزیه درختی موجک [۲۹]

در این تحقیق نیز با لحاظ نمودن نتایج کارهای قبلی [۲۰] در حوزه تحلیل موجک تصاویر سنگ و با توجه به بررسی‌های انجام شده، از موجک نوع هار^۴ استفاده نموده و تجزیه تا سطح پنجم انجام شده است. سپس میانگین و انحراف معیار قدر مطلق ضرایب در زیرباندهای جزئیات افقی، عمودی و قطری سطح اول تا سطح پنجم و همچنین میانگین و انحراف معیار کل تصویر به‌عنوان بردار ویژگی ترکیبی ۳۲ بعدی (ترکیبی از ۱۵ بعد میانگین و ۱۵ بعد انحراف معیار قدر مطلق ضرایب در زیرباندهای مذکور و همچنین دو بعد میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده) برای روش استخراج ویژگی با استفاده از تحلیل موجک محاسبه شد. شکل ۷ مولفه‌های جزئیات و تقریب تا سطح پنجم تجزیه موجک را برای یک نمونه تصویر قطعات سنگ خرد شده نشان می‌دهد.



شکل ۷ مولفه‌های جزئیات و تقریب سطح پنجم تجزیه موجک برای یک نمونه تصویر قطعات سنگ خرد شده [۲۹]

۲-۳-۳ موجک گابور

در کاربردهای مختلف بینایی ماشین از قبیل تحلیل بافت و آشکارسازی لبه، توابع گابور به‌طور وسیعی استفاده شده‌اند. فیلتر گابور یک فیلتر خطی و محلی است. هسته کانولوشن^۵ آن حاصل ضرب یک تابع نمایی مختلط و گوسین است [۲۸]. فیلترهای گابور در صورتی که به‌طور مناسب و دقیق تنظیم شوند، عملکرد مناسبی در تشخیص ویژگی‌های بافت و لبه بافت دارند [۱۷ و ۳۳-۳۵]. تابع یک فیلتر گابور دو بعدی

$$CWT_{\psi}(s, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{s, \tau}(x) dx \quad (7)$$

$$\Psi_{s, t}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{x - \tau}{s}\right) \quad (8)$$

$$DWT_{\psi}(j, k) = \frac{1}{s_0^j} \sum_{n=0}^{N-1} f(n) \psi\left[\frac{k - ns_0^j}{s_0^j}\right] \quad (9)$$

که در این روابط $f, j, k, n \in Z$ سیگنال اصلی، N تعداد نمونه‌ها در سیگنال پنجره، j تعداد مراحل تجزیه، k بیانگر زمان و ψ موجک مادر با دو پارامتر s و τ است که به ترتیب معرف مقیاس و انتقال در سیگنال است.

تغییر مقیاس در ساده‌ترین بیان همان فشردن و یا گسترده کردن سیگنال است. برای توصیف تغییر مقیاس از یک ضریب به نام فاکتور مقیاس استفاده می‌شود. فاکتور مقیاس کوچک‌تر باعث فشردگی بیش‌تر سیگنال موجک می‌شود. شیفیت سیگنال را نیز می‌توان به‌وسیله تاخیر یا تسریع سیگنال بیان نمود. هر چه فاکتور مقیاس بزرگ‌تر باشد، سیگنال موجک کشیده‌تر، جزئیات با تغییرات آهسته‌تر و فرکانس پایین بوده و در نتیجه با بخش بزرگ تری از سیگنال اصلی مقایسه می‌شود و برعکس. در بیش‌تر سیگنال‌ها، فرکانس‌های پایین اغلب شامل بخش مهمی از اطلاعات سیگنال هستند و این بخش از سیگنال در حقیقت هویت و شناسنامه سیگنال است. همچنین فرکانس‌های بالا بیان‌کننده اطلاعات ظریف و تغییرات جزئی سیگنال است. در تحلیل موجک معمولاً از تقریب^۱ و جزئیات^۲ صحبت می‌شود. تقریب شامل مقیاس بالا و اجزاء فرکانس پایین سیگنال بوده و جزئیات شامل اطلاعات با مقیاس کم و فرکانس بالا است.

هنگامی که تبدیل موجک روی یک سیگنال یک بعدی اعمال می‌شود سیگنال را به دو زیرباند تقریب و جزئیات تجزیه می‌کند. با توجه به اینکه تصویر یک سیگنال دو بعدی است، تبدیل موجک یک بار روی ردیف‌های تصویر و بار دیگر روی ستون‌ها اعمال می‌شود. در نتیجه تصویر در فضای موجک به چهار زیرباند تقریب، جزئیات افقی، جزئیات عمودی و جزئیات قطری تجزیه می‌شود [۲۹]. مراحل تجزیه را به‌صورت متوالی می‌توان انجام داد. نمای کلی این روش در شکل ۶ نشان داده شده است. نتیجه حاصل به‌صورت درختی خواهد بود که به تجزیه درختی موجک موسوم است. انجام متوالی مراحل تجزیه از نظر تئوری تا بی‌نهایت قابل انجام است، اما در عمل انجام عمل تجزیه تا حصول جزئیات مشخصی از سیگنال قابل انجام بوده و تعداد مراحل را باید بر اساس طبیعت سیگنال و معیارهای مشخصی مانند آنتروپی^۳ تعیین نمود.

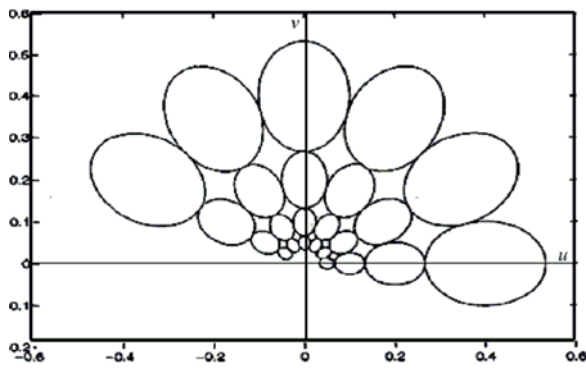
¹ Approximation

² Detail

³ Entropy

⁴ Haar

⁵ Convolution



شکل ۹ ایجاد موجک‌های گابور از طریق گسترش و چرخش موجک مادر [۳۶]

در این تحقیق ابتدا اندازه تصاویر به 800×800 پیکسل تغییر داده شده، سپس فیلترهای بانک فیلتر گابور که مطابق روابط پیش گفته ساخته شد، بر روی تصاویر اعمال گردید. در این بانک، برای ایجاد فیلترهای گابور دو بعدی با اندازه 800×800 (هم اندازه تصویر)، تعداد ۵ مقیاس $(0/2, 0/4, 0/1, 0/5, 0/25)$ و ۶ جهت (با چرخش 30° درجه‌ای از $0/5$ تا $5\pi/6$) استفاده شده و پارامترهای a, s_u و s_v به ترتیب $0/5, 0/65$ و $0/35$ انتخاب شده است. بنابراین یک آرایه 5×6 عضوی ایجاد می‌شود [۲۶].

با اعمال هر یک از فیلترهای گابور (با فاکتور نمونه‌برداری با نرخ کاهشی 4×4^2 در راستای سطر و ستون) بر روی تصاویر، تعدادی تصویر فیلتر شده به دست می‌آید. برای هر یک از تصاویر فیلتر شده، میانگین و انحراف معیار محاسبه می‌شود که با احتساب میانگین و انحراف معیار کل تصویر، بردار ویژگی 62 بعدی ترکیبی (ترکیبی از فیلترهای گابور و میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده) از تصویر استخراج شده است (روابط ۱۷ و ۱۸) [۳۴].

$$\mu_{mn} = \iint |f_{mn}(x, y)| dx dy \quad (17)$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\iint (|f_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2 dx dy} \quad (18)$$

در جدول ۲ بردارهای ویژگی استخراج شده، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی آورده شده است.

متفازن زوج و تبدیل فوریه آن به صورت روابط ۱۰ تا ۱۲ است. [۳۴].

$$f(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi s_x s_y} \right) \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{s_x^2} + \frac{y^2}{s_y^2} \right)\right) \cos(2\pi u_0 x) \quad (10)$$

$$F(u, v) = \frac{1}{2} \left\{ \begin{array}{l} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{(u - u_0)^2}{s_u^2} + \frac{v^2}{s_v^2} \right]\right\} \\ + \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{(u + u_0)^2}{s_u^2} + \frac{v^2}{s_v^2} \right]\right\} \end{array} \right\} \quad (11)$$

$$s_u = \frac{1}{2\pi s_x}, \quad s_v = \frac{1}{2\pi s_y} \quad (12)$$

در این روابط u_0 فرکانس مرکزی موج سینوسی در راستای محور x ، s_x و s_y به ترتیب انحراف معیار تابع پوش گاوسی در راستای محورهای x و y و s_u و s_v به ترتیب انحراف معیار تابع گاوسی در راستای محورهای u و v است. مجموعه‌ای از فیلترهای گابور از طریق گسترش (مقیاس) ^۱ و چرخش (جهت) ^۲ موجک مادر $(f(x, y))$ مطابق روابط ۱۳ تا ۱۶ به دست می‌آیند.

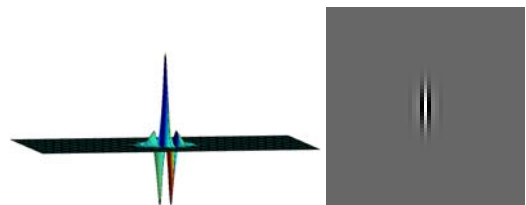
$$f_{mn}(x, y) = a^{-m} f(x', y'), \quad a \geq 1, m, n = \text{integer} \quad (13)$$

$$x' = a^{-m} (x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (14)$$

$$y' = a^{-m} (-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (15)$$

$$\theta = \frac{n\pi}{k} \quad n = 0, 1, \dots, k-1 \quad m = 0, 1, \dots, s-1 \quad (16)$$

در این روابط f_{mn} مقیاس شده و چرخش یافته‌ای از فیلتر مادر $f(x, y)$ ، ضریب مقیاس، n اشاره‌گر مربوط به چرخش فعلی، k تعداد کل جهت‌ها، m اشاره‌گر مربوط به مقیاس فعلی، s تعداد کل مقیاس‌ها و x' و y' مختصات مقیاس شده و چرخش یافته هستند. ضریب a^{-m} برای مستقل کردن انرژی فیلتر از مقیاس m است. تابع گابور دو بعدی در شکل ۸ نشان داده شده است. نمونه‌ای از گسترش و چرخش موجک مادر در حالت تعداد ۴ مقیاس و ۶ جهت نیز در شکل ۹ نشان داده شده است [۳۶-۳۲].



شکل ۸ تابع گابور دو بعدی [۳۶]

³Down sampling

¹Scale
²Orientation

۳ آزمایش‌ها و نتایج

در این بخش پایگاه داده تصاویر معرفی شده و پس از آماده‌سازی داده‌ها، از شبکه عصبی جهت آموزش و به‌منظور یادگیری استفاده شده است.

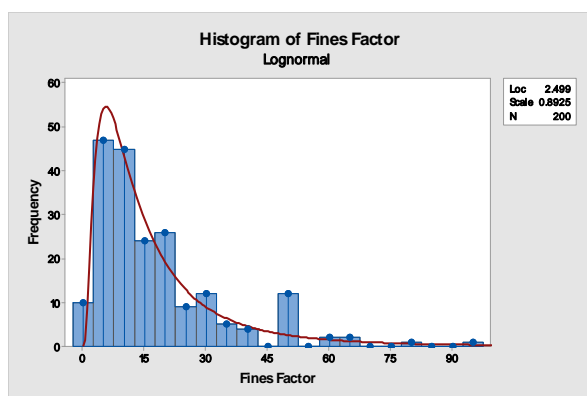
۳-۱ پایگاه تصاویر

جهت تشکیل پایگاه تصاویر، تعداد ۲۰۰ تصویر قطعات سنگ خرد شده حاصل از انفجارهای متعدد در معدن سنگ آهن گل گهر (که نوع سنگ آنها و تعداد تصاویر مربوط به هر نوع سنگ در جدول ۳ آمده است)، گرد آوری شدند.

جدول ۳ نوع سنگ و تعداد تصاویر مربوط به هر نوع

نوع سنگ	تعداد تصاویر مربوطه
هماتیت	۷۹
هماتیت و مگنتیت	۴
مگنتیت	۵۹
آمفیبول	۱۳
کوارتز شیست	۵۶
گنایس	۱۸
شن و ماسه	۸

هیستوگرام فاکتور نرمه برای ۲۰۰ تصویر در شکل ۱۱ نشان داده شده است. این نمودار بیان‌گر فراوانی وقوع درصد نرمه (ذرات ریز) در تصاویر و در واقع ترکیب تصاویر از لحاظ ذرات ریز و قطعات درشت است. همان‌طور که در این نمودار ملاحظه می‌شود، بخش عمده‌ای از تصاویر دارای ۵ تا ۳۰ درصد ذرات نرمه بوده، همچنین دارای توزیع لاگ نرمال می‌باشد.



شکل ۱۱ هیستوگرام فاکتور نرمه برای پایگاه داده تصاویر

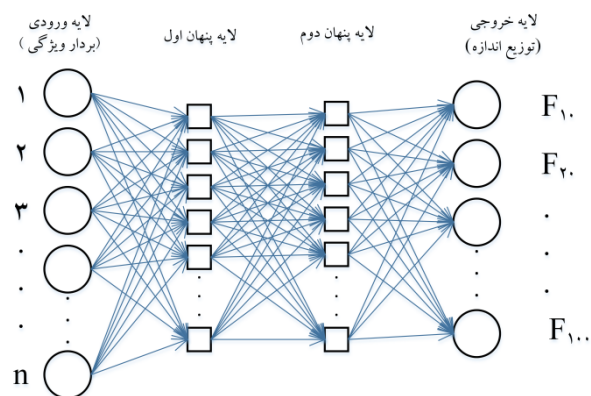
همچنین پارامترهای آماری پایگاه داده تصاویر قطعات سنگ خرد شده ناشی از انفجار در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۲ بردارهای ویژگی استخراج شده، به‌عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی

روش استخراج ویژگی	نوع داده	تعداد ویژگی‌ها
تبدیل فوریه	میانگین و انحراف معیار هر برش	۴۰
ترکیبی از تبدیل موجک و میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده	میانگین و انحراف معیار قدر مطلق ضرایب در زیرباندهای جزئیات افقی، عمودی و قطری سطح اول تا سطح پنجم و میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده	۳۰+۲
ترکیبی از فیلترهای گابور و میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده	میانگین و انحراف معیار حاصل از اعمال تعداد ۳۰ فیلتر (۵ مقیاس و ۶ جهت) و میانگین و انحراف معیار تصویر فیلتر نشده	۶۰+۲

۲-۴ شبکه عصبی MLP

با توجه به بررسی‌های به‌عمل آمده، مناسب‌ترین شبکه عصبی MLP مورد استفاده در این تحقیق، از نوع جلورونده^۱ با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا^۲ است. جهت آموزش شبکه نیز از تابع یادگیری LM استفاده شده است. برای دستیابی به بهترین نتیجه ممکن، شبکه عصبی با تعداد نرون‌های مختلف لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی و همچنین تعداد لایه‌های مختلف مخفی تشکیل و آزمایش شد. جهت آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه عصبی، نسبت داده‌ها به‌صورت ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ انتخاب شده است. پس از تشکیل شبکه عصبی و اجرای آن، تعداد ۲۶ تصویر نیز علاوه بر تصاویر قبلی، به‌عنوان تصاویر آزمایشی، به الگوریتم وارد و نتایج آن بررسی شده است. شکل ۱۰ ساختار شبکه عصبی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

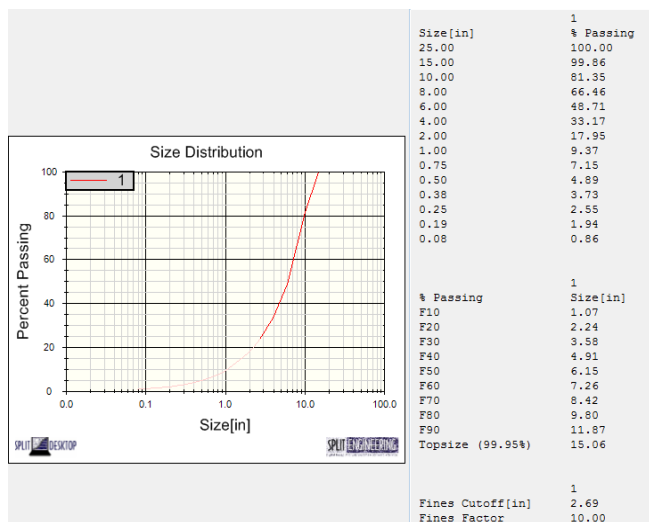


شکل ۱۰ ساختار شبکه عصبی روش پیشنهادی

^۱ Feed Forward

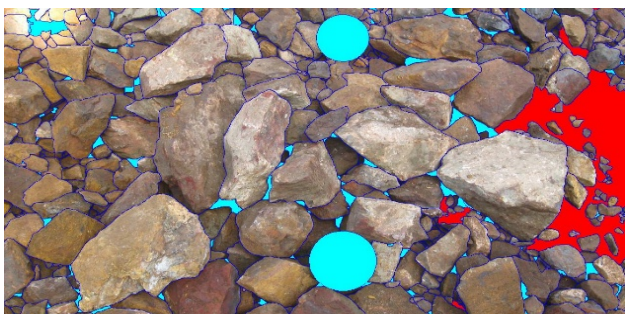
^۲ Back Propagation

آوردن درصد تجمعی مواد عبوری از هر سرنده است. نمونه‌ای از منحنی توزیع دانه بندی تهیه شده با نرم افزار Split-Desktop به همراه داده‌های خروجی با این روش در شکل ۱۲ آورده شده است. در این شکل F10 تا F100 به ترتیب اندازه سرنده است که ۱۰ و ۱۰۰ درصد قطعات سنگ از آن عبور می‌کنند.



شکل ۱۲ نمونه‌ای از منحنی توزیع دانه بندی تهیه شده با نرم افزار Split-Desktop به همراه داده‌های خروجی

تصویر لبه‌یابی شده دستی شکل ۳-الف با استفاده از نرم افزار Split-Desktop در شکل ۱۳ نشان داده شده است.



شکل ۱۳ تصویر لبه‌یابی شده دستی تصویر شکل ۳-الف با استفاده از نرم‌افزار Split-Desktop

۳-۳ تعیین توزیع اندازه قطعات سنگ خرد شده

پس از انجام مراحل الگوریتم، منحنی توزیع دانه بندی قطعات سنگ خرد شده با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی (به‌عنوان بخشی از الگوریتم پیشنهادی)، روش خودکار و روش دستی نرم‌افزار Split-Desktop تهیه شد. این منحنی برای یک نمونه تصویر آزمایشی در شکل ۱۴ نشان داده شده است. درصد عبوری در این نمودار، بیانگر مقدار مواد معدنی عبوری از یک سرنده با اندازه معین، نسبت به کل مواد می‌باشد (برای دیدن تصاویر و منحنی‌های دانه بندی بیشتر به پیوست الف مراجعه شود)

جدول ۴ پارامترهای آماری پایگاه داده تصاویر قطعات سنگ خرد شده ناشی از انفجار

درصد عبوری	حداقل (اینچ)	حداکثر (اینچ)	میانگین (اینچ)	واریانس (اینچ)	میانه (اینچ)	چولگی
F10	0/1	19/7	2	7/1	1/2	3/4
F20	0/12	32/3	4/2	26/6	2/3	3/2
F30	0/23	58/1	6/1	53/8	3/7	3/6
F40	0/32	65/6	8	76/6	5/3	3/2
F50	0/51	71/7	9/8	101/1	7	2/9
F60	0/54	77/2	11/7	131/1	8/7	2/7
F70	0/75	82/4	13/6	164/7	10/3	2/5
F80	0/9	87/7	15/9	206/3	11/8	2/4
F90	2/5	93	18/9	261/8	14/2	2/3
F100	5/1	103/6	24/5	350/6	19/1	2/1

۳-۲ آماده سازی داده‌ها

با توجه به اینکه شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق از نوع نظارت شده است، از این رو بردارهای ویژگی تشکیل شده به‌عنوان داده‌های ورودی سامانه یادگیری در نظر گرفته می‌شوند. جهت آماده سازی داده‌های هدف، تصاویر پایگاه داده با نرم افزار Split-Desktop در حالت دستی، مرزبایی شدند. این نرم افزار جهت تعیین توزیع ابعادی قطعات سنگ خرد شده حاصل از انفجار از طریق پردازش تصاویر خاکستری طراحی شده است [۳۷ و ۳۸]. مراحل پردازش تصویر به‌صورت یکسان کردن سطوح خاکستری^۱، عملگر تشخیص لبه سوبل، تبدیل به دودویی با استفاده از حد آستانه، تبدیل فاصله روی لبه تصویر دودویی و اصلاح قطعه‌بندی آب پخشان^۲ برای بهبود کیفیت قطعه بندی است. Split-Desktop بهترین بیضوی فیت شده روی ناحیه تشخیص داده شده را تشکیل داده و اندازه هر قطعه خرد شده را محاسبه می‌کند. سپس قطرهای کوچک و بزرگ بیضوی، به‌عنوان ورودی به یک تابع تصحیح در نظر گرفته می‌شود [۳۹]. به‌کمک این نرم افزار می‌توان به دو روش دستی و خودکار تصاویر را مرزبایی نمود. اگر چه در هر دو برنامه الگوریتم یکسانی استفاده شده است. در روش دستی، مرز بین قطعات سنگ توسط کاربر مشخص می‌شود. در حالی‌که در روش خودکار، نرم افزار با توجه به کنتراست موجود در تصویر، عملیات مرزبایی را انجام می‌دهد. سرعت کار در روش خودکار بیشتر بوده، اما دقت کار در روش دستی بیشتر است [۴۰]. پس از اینکه تصاویر به روش مرزبایی دستی در این نرم افزار مرزبایی شدند، مساحت و حجم قطعات (بعد سوم به‌عنوان نسبتی از دو بعد دیگر) محاسبه شده و توزیع دانه بندی سنگ تعیین خواهد شد. توزیع دانه بندی به دو صورت ارائه می‌شود. روش مد نظر ما در این تحقیق، در نظر گرفتن ۱۰ سرنده فرضی و به دست

¹ Greyscale Equalization

² Watershed

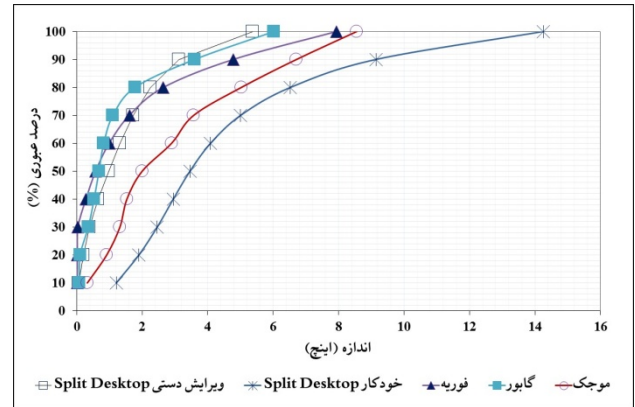
روش‌های تبدیل فوریه، فیلترهای گابور و موجک به ترتیب، به طور متوسط ۶۷٪، ۵۷٪ و ۲۸٪ پاسخ‌هایی بهتر از روش خودکار نرم افزار Split-Desktop دارند. مقایسه تغییرات MRE روش‌های پیشنهادی و روش خودکار نرم افزار Split-Desktop با روش ویرایش دستی این نرم افزار برای F10 تا F100 تصاویر آزمایشی (تفکیک شده برای هر اندازه) در شکل ۱۴ نشان داده شده است. همچنین متوسط درصد بهبود جواب تعیین دانه بندی برای اندازه‌های F10 تا F50 نسبت به حالت خودکار Split-Desktop در جدول ۵ نشان داده شده است.

با توجه به اینکه اکثر روش‌های خودکار تخمین توزیع اندازه قطعات سنگ خرد شده، در بخش‌های دانه بندی ریز تا متوسط (F10 تا F50) خطای قابل توجهی داشته و در بخش متوسط تا درشت (F50 تا F100) خطای کم‌تری دارند، از این رو همان گونه که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، تصاویری که دارای فاکتور نرمه بزرگ‌تر (درصد بیشتر قطعات ریز) هستند، خطای MRE بیشتری داشته و روش‌های پیشنهادی، به مراتب تاثیر چشم‌گیرتری در کاهش این خطاها داشته‌اند. اما در مواردی که فاکتور نرمه کوچک‌تر است، خطای تمامی روش‌ها به مراتب خیلی کمتر است. همچنین میزان پراکندگی قطعات ریز و درشت در تصویر، چگونگی استقرار آنها و بافت قطعات سنگ، در دقت نتایج تاثیر چشمگیری خواهد داشت.

جدول ۵ خطای MRE و درصد بهبود جواب تعیین دانه بندی

روش‌های پیشنهادی برای هر تصویر نسبت به روش خودکار Split

فاکتور نرمه (%)	Split خودکار	موجک	گابور	تبدیل فوریه	تصویر
۵	۰/۲۱	۰/۴۱	۰/۴۷	۰/۵	۱
۱۰	۰/۴۴	۰/۱۹	۰/۳	۰/۵	۲
۱۵	۰/۱۸	۳	۰/۶۸	۰/۶	۳
۱۲	۰/۴۴	۰/۲۳	۰/۲۹	۰/۶	۴
۱۵	۰/۷۴	۰/۲۴	۰/۱۵	۰/۷	۵
۱۰	۰/۵۲	۰/۲۴	۰/۶۳	۰/۷	۶
۸	۰/۸۵	۰/۶۲	۰/۲۷	۰/۳	۷
۵۵	۷/۱۱	۸/۰۷	۴/۳۱	۱/۲	۸
۱۰	۰/۱۵	۰/۱۳	۰/۱۲	۰/۶	۹
۱۵	۰/۸۱	۰/۳۲	۰/۲۲	۰/۳	۱۰
۳۵	۴/۸۵	۱/۹۹	۰/۲۶	۰/۵	۱۱
۱۰	۰/۳۸	۰/۶۳	۰/۲۸	۰/۴	۱۲
۳۰	۲/۰۶	۰/۴۵	۰/۶۴	۰/۱	۱۳
۱۵	۰/۶۲	۰/۴۴	۰/۶۱	۰/۷	۱۴
۷۰	۱۲/۳	۶/۸۱	۲/۹۶	۱/۲	۱۵
۲۰	۰/۲۲	۰/۲۱	۰/۰۴	۰/۱	۱۶
۳۰	۱/۰۶	۰/۳۵	۰/۱۹	۰/۵	۱۷
۲۰	۰/۴۷	۰/۷۱	۰/۷۴	۰/۵	۱۸
۲	۰/۰۱	۰/۱۸	۰/۳۴	۰/۲	۱۹
۳۵	۱/۲۷	۰/۷	۰/۶۸	۰/۶	۲۰
۴۵	۲/۰۴	۱/۱۹	۰/۴	۰/۳	۲۱
۱۰	۰/۴۸	۰/۲۱	۰/۸۲	۰/۷	۲۲
۱۰	۰/۲۳	۰/۱	۰/۳۲	۰/۷	۲۳
۱۵	۰/۵۲	۰/۱۸	۰/۱۴	۰/۱	۲۴
۱۲	۰/۴۲	۰/۲۴	۰/۳۱	۰/۲	۲۵
۱۵	۰/۴۵	۰/۳۱	۰/۷۵	۰/۲	۲۶
-	۱/۵	۱/۰۸	۰/۶۵	۰/۵	میانگین
-	-	۲۸	۵۷	۶۷	IM



شکل ۱۴ منحنی توزیع دانه بندی قطعات سنگ خرد شده با استفاده از روش پیشنهادی، روش خودکار دستی نرم افزار Split-Desktop برای یک نمونه تصویر

۳-۴ معیار ارزیابی

پس از تعیین توزیع دانه بندی قطعات سنگ خرد شده با استفاده از روش‌های پیشنهادی، نتایج به دست آمده از روش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی و روش خودکار نرم افزار Split-Desktop با روش ویرایش دستی این نرم افزار، مقایسه شد. جهت انجام این مقایسه از معیار ارزیابی میانگین خطای نسبی^۱ [۴۱] استفاده شده است (رابطه ۱۹).

$$MRE = \left(\frac{100}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left(\frac{A_t - F_t}{A_t} \right) \quad (19)$$

که در این رابطه A_t ، یک اندازه خاص (F10 تا F100) مربوط به درصد عبوری جمع‌ی محاسبه شده (از ۱۰٪ تا ۱۰۰٪) با روش ویرایش دستی نرم افزار Split-Desktop، F_t یک اندازه خاص (F10 تا F100) مربوط به درصد عبوری جمع‌ی محاسبه شده با روش روش پیشنهادی و n تعداد اندازه‌ها (در اینجا ۱۰) است.

۳-۵ ارائه یافته‌ها و بحث

برای مقایسه نتایج روش پیشنهادی با نتایج روش خودکار نرم افزار Split-Desktop، از رابطه ۲۰ استفاده می‌شود.

$$IM = \frac{S - M}{S} \times 100 \quad (20)$$

که در این رابطه IM، بهبود نتایج بر حسب درصد، S و M به ترتیب مقدار میانگین MRE روش خودکار نرم افزار Split-Desktop و روش پیشنهادی است.

میانگین خطای MRE و متوسط درصد بهبود جواب تعیین دانه بندی برای هر یک از تصاویر آزمایشی (۲۶ تصویر) نسبت به روش خودکار Split-Desktop برای روش‌های پیشنهادی در جدول ۵ آورده شده است. همان گونه که ملاحظه می‌شود،

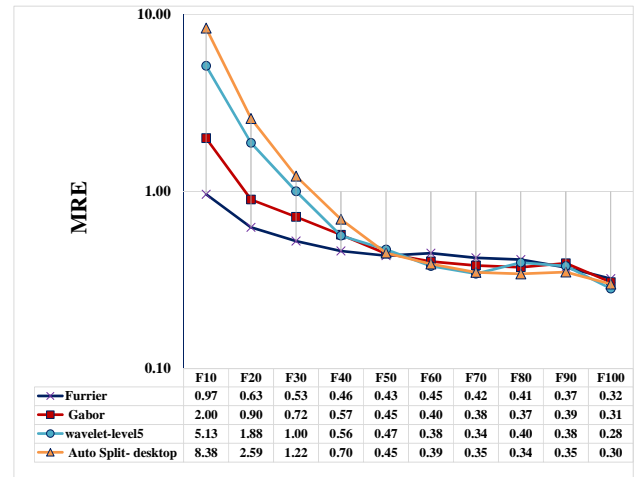
^۱ Mean Relative Error (MRE)

F10 تا F50، روش‌های پیشنهادی تبدیل فوریه، فیلترهای گابور و موجک در به‌طور متوسط، ۵۲٪، ۴۰٪ و ۲۱٪ پاسخ‌هایی بهتر از حالت خودکار نرم افزار Split-Desktop داشته‌اند. با توجه به مزایای روش تبدیل فوریه و خطای کمتر آن، به‌نظر می‌رسد این روش برای استخراج ویژگی در الگوریتم ارائه شده، نسبت به سایر روش‌ها مناسب‌تر می‌باشد.

مراجع

- [۱] جهانی، مصطفی، پیش بینی خردایش با روش های تجربی و توسعه یک مدل مناسب برای معدن آهن شماره ۱ گل گهر، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ۱۳۹۲.
- [2] Kemeny, J., Mofya, E., Kaunda, R., Perry, G., Morin, B., "Improvements in blast fragmentation model using digital image processing", Proceedings of the 38th Rock Mechanics Symposium, Washington, D.C, 2001.
- [3] Maerz, N. H., Franklin, J. A., Coursen, D. L., *Fragmentation measurement for experimental blasting in Virginia*, proceedings of third Mini-symposium on explosives and blasting research, 1987.
- [4] Lin, C. L., Ken, Y. K. Miller, J. D., *Evaluation of a pc image-based on-line coarse particle size analyzer*, emerging computer techniques for the mineral industry symposium, Utah, 1993.
- [5] Yen, Y. K., Lin, C. K., Miller, J. D., "Particle overlap and segregation problems in on-line coarse particle size measurement", Powder Technology, vol. 98, no. 1, pp. 1-12, 1998.
- [6] Maerz, N. H., Palangio, T. C., Franklin, J. A., *WipFrag image based granulometry system*, Proceedings of the FRAGBLAST 5 Workshop on Measurement of Blast Fragmentation, Montreal, Quebec, Canada, 1996.
- [7] Crida, R., Jager, G., "an Approach to Rock Size Measurement Based on a Model of the Human Visual System", minerals engineering, vol. 10, no. 10, pp. 1085-1093, 1997.
- [8] Wang, W. x., "Binary Image Segmentation of Aggregates Based on Polygonal Approximation and Classification of Concavities", pattern recognition, vol. 10, no. 31, pp. 1503-1524, 1998.
- [9] Wang, W. x., "Particle Size Estimation Based on Edge Density", electronic science and technology of china, vol. 4, no. 3, p. 100, 2005.
- [10] Wang, W., Hubei, W., "Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications, Rock Particle Image Segmentation and Systems", I-Tech, Vienna, Austria, (pp. 626). 2005.

نمودار شکل ۱۵ و جدول ۶ نیز بیان‌گر آن است که روش‌های پیشنهادی تبدیل فوریه، فیلترهای گابور و موجک در اندازه‌های سرند F10 تا F50 به‌طور متوسط، ۵۲٪، ۴۰٪ و ۲۱٪ پاسخ‌هایی بهتر از حالت خودکار نرم افزار Split-Desktop دارند.



شکل ۱۵ مقایسه تغییرات MRE روش‌های پیشنهادی و روش خودکار نرم‌افزار Split-Desktop (تفکیک شده برای هر اندازه)

جدول ۶ متوسط درصد بهبود جواب تعیین دانه بندی برای سرندهای F10 تا F50 نسبت به روش خودکار Split-Desktop

Desktop					
متوسط درصد بهبود جواب برای هر سرند (%)					
روش	F50	F40	F30	F20	F10
تبدیل فوریه	۳	۳۴	۵۷	۷۶	۸۸
گابور	۱	۱۸	۴۱	۶۵	۷۶
موجک	۰	۱۹	۱۸	۲۷	۳۹

۴ نتیجه گیری و جمع بندی

در این تحقیق یک الگوریتم جهت تعیین توزیع دانه بندی تصاویر دیجیتال قطعات سنگ خرد شده در اثر انفجار پیشنهاد شد. سپس برای الگوریتم پیشنهادی، جهت استخراج ویژگی بافتی تصاویر، از روش‌های تبدیل فوریه، موجک، فیلترهای گابور استفاده شد. مقایسه نتایج به‌دست آمده از روش پیشنهادی و نتایج حاصل از مرزبانی خودکار قطعات سنگ خرد شده در نرم‌افزار Split-Desktop با حالت ویرایش دستی این نرم افزار نشان داد که روش‌های تبدیل فوریه، فیلترهای گابور و موجک به‌ترتیب، به‌طور متوسط ۶۷٪، ۵۷٪ و ۲۸٪ پاسخ‌هایی بهتر از حالت خودکار نرم افزار Split-Desktop داشته‌اند.

همچنین تخمین توزیع اندازه قطعات سنگ خرد شده ریز تا متوسط (F10 تا F50)، مقادیر MRE بیشتری نسبت به قطعات متوسط تا درشت (F50 تا F100) دارد. در تخمین

- International Journal of Mineral Processing, vol. 101, pp. 28–36, 2011.
- [24] Young-Don, K., Helen, S., "A neural network-based soft sensor for particle size distribution using image analysis", Powder Technology, vol. 212, pp. 359–366, 2011.
- [25] Hamzeloo, E., Massinaei, M. Mehrshad, M., "Estimation of particle size distribution on an industrial conveyor belt using image analysis and neural networks", Powder Technology, vol. 261, pp. 185–190, 2014.
- [26] Claudio, A. P., Jacob, A. S., Carlos, F. N., Daniel, A. S., Carlos M. A., Francisco, J. G., "Rock lithological classification using multi-scale gabor features from sub-images, and voting with rock contour information," International Journal of Mineral Processing, vol. 144, pp. 56–64, 2015.
- [27] Sereshki, F., Hoseini, S. M., Ataei, M., "Blast fragmentation analysis using image processing", International Journal of Mining and Geo-Engineering, vol. 2, pp. 211–218, 2016.
- [28] Gonzalez, R. C., Woods, R. E., Eddins, S. L., *Digital Image Processing Using MATLAB*, Pearson Prentice Hall, 2004.
- [29] MATLAB and Statistics Toolbox Release 2014a, the MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.
- [۳۰] کیومرثی، احسان، رفع اعوجاج هندسی، پرسپکتیو و کجی تصاویر متن دوربینی فارسی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ۱۳۹۱.
- [31] Bow, S. T., Pattern Recognition and Image Processing, Secend ed., U.S.A: Northern Illinois University, De Kalb, Illinois, 2002.
- [۳۱] نظام آبادی پور، حسین و سریزدی، سعید، "روش جدیدی برای نمایه سازی تصاویر رنگی مبتنی بر فشرده سازی و مورفولوژی ریاضی"، نشریه علمی پژوهشی عوم و مهندسی کامپیوتر، جلد ۳، شماره ۳ (الف)، ص ۸۱ تا ۹۴، ۱۳۸۴.
- [۳۳] میرزاپور، فردین و قاسمیان، حسن، "آشکار سازی بافت تصاویر ماهواره با استفاده از موجک های گابور"، دومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، جلد اول، ص ۱۴۰ تا ۱۴۵، ۱۳۸۱.
- [۳۴] نظام آبادی پور، حسین و کبیر، احسان الله، "ترکیب ویژگی های سطح پایین برای طبقه بندی معنایی تصاویر"، نشریه علمی پژوهشی عوم و مهندسی کامپیوتر، جلد ۲، شماره ۱ و ۳ (الف)، ص ۳۷ تا ۴۶، ۱۳۸۳.
- [35] Chu X., Chan K.L., "Rotation and Scale Invariant Texture Analysis with Tunable Gabor Filter Banks", Lecture Notes in Computer Science, vol 5414, Springer, Berlin, Heidelberg, 2009
- [۳۶] امیری، سید حمید و جم زاد، منصور، بازایی تصاویر بر اساس محتوی، <http://ce.sharif.edu/courses/92-93/2/ce687-1/resources/root/Lectures/CBIR.pptx>.
- [11] Barron, L., Martin, L.S., Prisbrey, K., "Neural Network Pattern Recognition of Blast Fragment Size Distribution", Particulate Science and Technology, 12, 235–242, 1994.
- [12] Luerkens, D. W., "Surface representation derived from a variational principle 1: the gray level function", particulate science and Technology, vol. 4, p. 361, 1986.
- [13] Plansky, L. E., Amick, D., Prisbrey, K. A., "Neural networks based optical sensors for metal welds", Emerging Computer Techniques for the Minerals Industry, Littleton, Colorado, 1993.
- [14] Bottlinger, M., Kholus, R., "Characterizing particle shapes and knowledge based image analysis of particle samples," Dutsches Institut furrier lebensmitteltechik. e. v. 4750, Quavkenbruck, 1992.
- [15] Jones, T. F., Maxwell, A. P., *Information from bulk particulate profiles*, Proceedings of the 8th IFA C International Symposium on Automation in Mining, Mineral and Metal Processing, Sun City, South Africa, 1995.
- [16] Petersen, K. R., Aldrich, C., Van deveter, J. S., "Analysis of Ore Particles Based on Textural Pattern Recognition. Minerals Engineering", Minerals Engineering, vol. 10, pp. 959–977, 1998.
- [17] Lepisto, L., Kunttu, I., Visa, A., "Rock image classification using color features in gabor space". Journal of Electronic Imaging 14 (4), 2005.
- [18] Linek, M., Jungmann, M., Berlage, T., Pechnig, R., Clauser, C., "Rock classification based on resistivity patterns in electrical borehole wall images", Journal of Geophysics and Engineering, vol. 4, no. 2, pp. 171–183, 2007.
- [19] Kachanubal, T., Udomhunsakul, S, "Rock textures classification based on textural and spectral features", International Journal of Computational Intelligence 4, 240–246, 2008.
- [20] Murtagh, F., Starck J. L., "wavelet and curveletmoments for image classification: application to aggregate mixture grading", Pattern Recognition Letters, vol. 29, no. 10, pp. 1557–1564, 2008.
- [21] Goncalves, L. B., Leta, F. R., de Valente, S. C., *Macroscopic rock texture image classification using an hierarchical neuro-fuzzy system*, 16th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, IWSSIP, 2009.
- [22] Singh, N., Singh, T. N., Tiwary, A., Sarkar, K. M., "Textural identification of basaltic rock mass using image processing and neural network", Computational Geosciences, vol. 14, no. 2, p. 301–310, 2010.
- [23] Claudio, A. P., Pablo, A. E., Pablo, A. V., Luis, E. C., Carlos, M. A., "Ore grade estimation by feature selection and voting using boundary detection",



محمدعلی ابراهیمی فرسنگی در سال ۱۳۶۸ در مقطع کارشناسی استخراج معدن و در سال ۱۳۷۰ در مقطع کارشناسی ارشد استخراج معدن از دانشگاه تهران فارغ‌التحصیل شده است. ایشان در سال ۱۳۸۱ دکتری خود را در زمینه مهندسی انفجار از دانشگاه لندن-امپریال کالج دریافت نموده اند. در حال حاضر با دانشگاه شهید باهنر کرمان-بخش مهندسی معدن به عنوان عضو هیات علمی همکاری دارند. زمینه های کاری مورد علاقه ایشان مهندسی انفجار و طراحی معادن زیر زمینی است.



حمید منصوری در سال ۱۳۶۸ در مقطع کارشناسی استخراج معدن از دانشگاه تهران و در سال ۱۳۷۱ در مقطع کارشناسی ارشد استخراج معدن از دانشگاه صنعتی امیر کبیر فارغ‌التحصیل شده است. ایشان در سال ۱۳۷۹ دکتری خود را در رشته استخراج معدن از مدرسه عالی معادن پاریس دریافت نموده اند. در حال حاضر با دانشگاه شهید باهنر کرمان-بخش مهندسی معدن به عنوان عضو هیات علمی همکاری دارند. از وی به عنوان مولف و همکار تاکنون بیش از ۱۰۰ مقاله مجله و کنفرانسی در مجلات و کنفرانسهای معتبر داخلی و خارجی منتشر شده است. زمینه های کاری مورد علاقه ایشان مهندسی انفجار و خردایش است.

- [37] Higgins, M., Seppala, V., Kemeny, J., BoBo, T., Girdner, K., *Integrated software tools and methodology for optimization of blast fragmentation*, Proceedings of the International Society of Explosive Engineers Annual Meeting, Nashville, TN, 1999.
- [38] Kemeny, J., "Practical technique for determining the size distribution of blasted benches, waste dumps and heap leach sites", *Mining Engineering*, 1281-1284, 1994.
- [39] La Rosa, D., Girdner, K., Valery, W., Abramson, S., "Recent applications of the Split-Online image analysis system" Vi Shmmt, Rio de Janeiro, Brazil, 2001.
- [40] Split Engineering LLC Team, "Manual of Split-Desktop Image Analysis Software, Version 3.0", 2010.
- [41] Tofallis, C., "A Better Measure of Relative Prediction Accuracy for Model Selection and Model Estimation", *Journal of the Operational Research Society*, 66, 1352-1362, 2015.



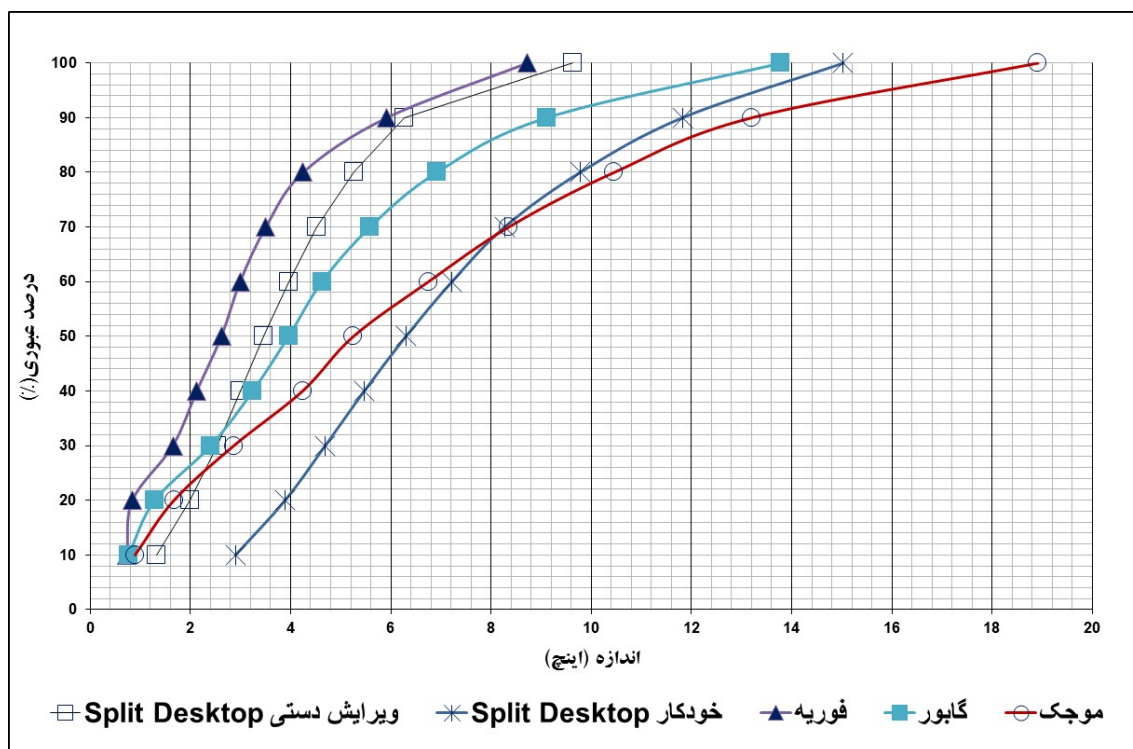
حسین نظام‌آبادی پور در شهرستان بوم متولد شد. ایشان مقطع کارشناسی را در رشته مهندسی برق- الکترونیک دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷، کارشناسی ارشد و دکتری را نیز در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سالهای ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ گذراند. ایشان هم اکنون استاد دانشگاه شهید باهنر کرمان می‌باشد. زمینه های پژوهشی مورد علاقه وی پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روشهای بهینه سازی ابتکاری است. از وی به عنوان مولف و همکار تاکنون حدود ۱۵۰ مقاله مجله و ۲۳۰ مقاله کنفرانسی در مجلات و کنفرانسهای معتبر داخلی و خارجی منتشر شده است. ایشان در حال حاضر در هیات تحریریه دو مجله داخلی و یک مجله خارجی عضو بوده و در سالهای ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ توسط موسسه تامسون رویترز در زمره دانشمندان پر استناد (بالای ۱٪) قرار گرفته است.



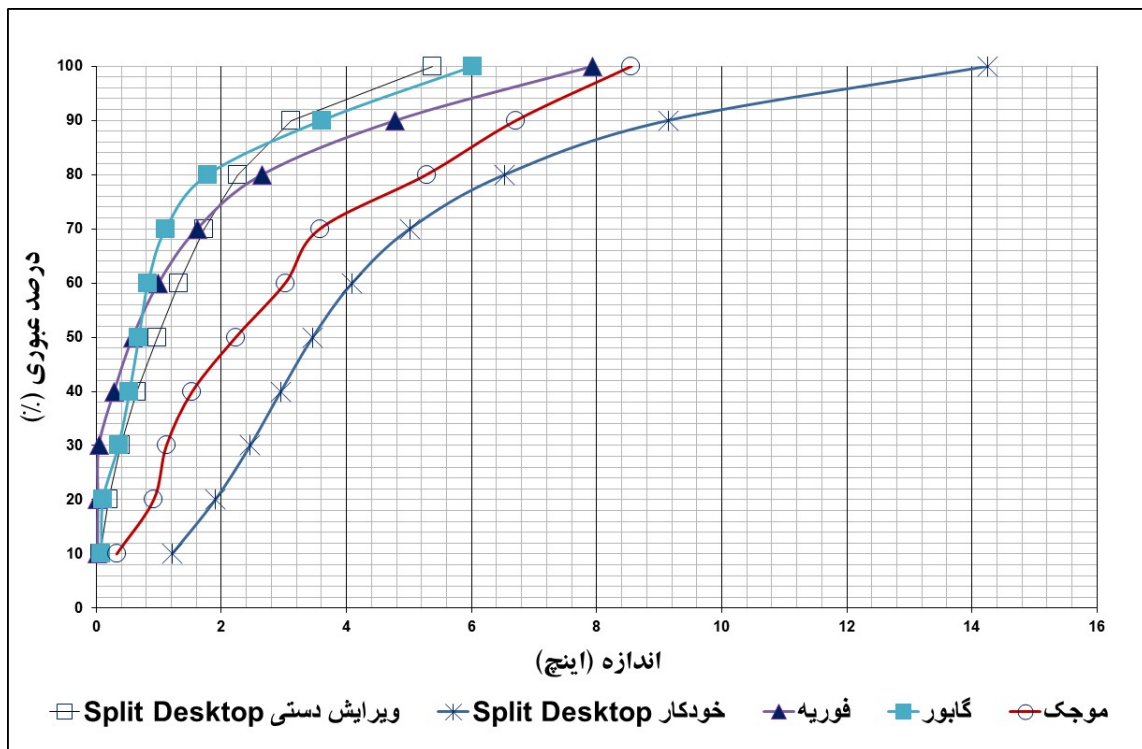
هادی یعقوبی در سال ۱۳۶۴ در شهرستان جوانرود متولد شد. ایشان مقطع کارشناسی را در رشته مهندسی معدن در دانشگاه لرستان در سال ۱۳۸۷، کارشناسی ارشد و دکتری را نیز در رشته مهندسی معدن- استخراج در دانشگاه شهید باهنر کرمان به ترتیب در سالهای ۱۳۸۹ و ۱۳۹۷ گذراند. زمینه های پژوهشی مورد علاقه وی حفاری سنتی و مکانیزه، مهندسی انفجار و ارزیابی خردایش سنگ می باشد.

پیوست الف:

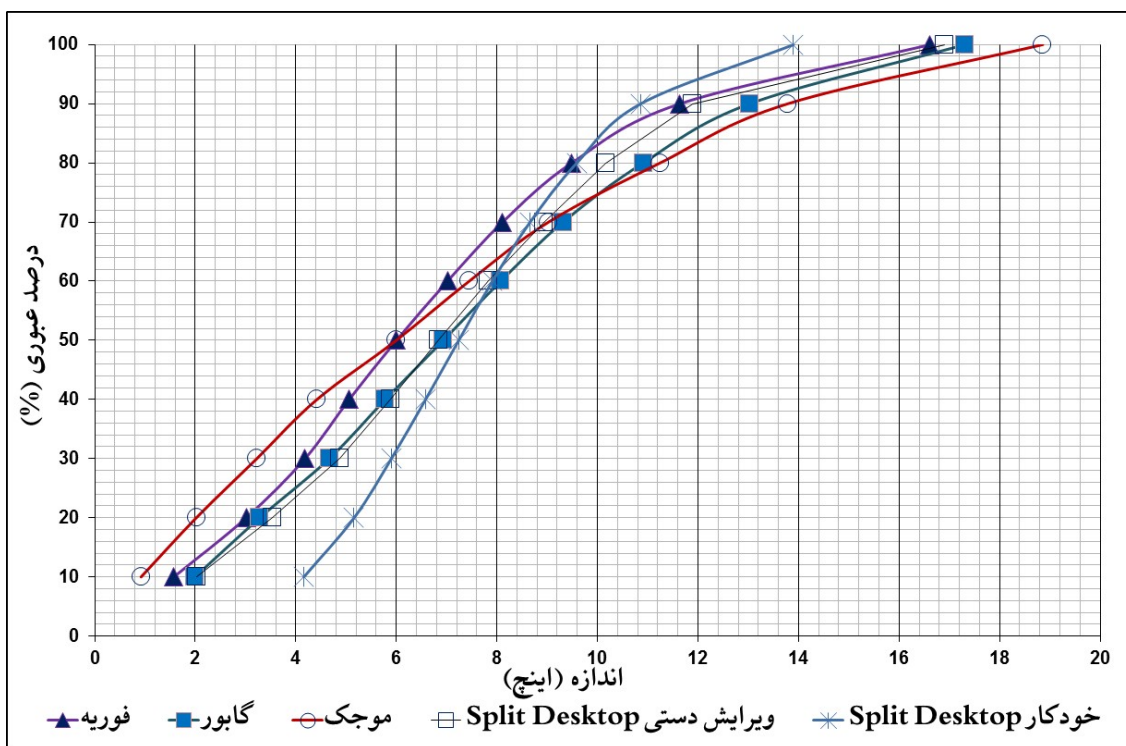
در ادامه تصاویری از قطعات سنگ خرد شده در اثر انفجار و منحنی دانه بندی مربوطه با استفاده از روش پیشنهادی و روش برمبنای مرزیابی خودکار و ویرایش دستی در نرم افزار Split-Desktop ارائه شده است.



شکل ۱ تصویری از قطعات سنگ خرد شده در اثر انفجار و منحنی دانه بندی مربوطه با استفاده از روش پیشنهادی و روش برمبنای مرزیابی خودکار و ویرایش دستی در نرم افزار Split-Desktop



شکل ۲ تصویری از قطعات سنگ خرد شده در اثر انفجار و منحنی دانه بندی مربوطه با استفاده از روش پیشنهادی و روش بر مبنای مرزبایی خودکار و ویرایش دستی در نرم افزار Split-Desktop



شکل ۳ تصویری از قطعات سنگ خرد شده در اثر انفجار و منحنی دانه بندی مربوطه با استفاده از روش پیشنهادی و روش بر مبنای مرزبایی خودکار و ویرایش دستی در نرم افزار Split-Desktop