

# نقشه‌برداری گوسان‌های حقیقی در کانسارهای اکسیدان با استفاده از تصاویر RGB و یادگیری عمیق

احمد رجبی<sup>۱</sup>، مهدی آخوندزاده<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران  
ah.rajabi@ut.ac.ir

<sup>۲</sup> دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران  
makhonz@ut.ac.ir

(دریافت: اردیبهشت ۱۴۰۱، تصویب: آبان ۱۴۰۲)

## چکیده

گوسان‌ها ساده‌ترین و سریع‌ترین روش برای اکتشاف منابع زیرسطحی بوده و در واقع نماینده زون‌های مواد معدنی در روی سطح زمین هستند. آن دسته از گوسان‌ها که دارای منابع معدنی مهم مثل مس و طلا هستند، گوسان‌های حقیقی نام دارند. هدف از این تحقیق شناسایی گوسان‌های حقیقی در محدوده‌های اکتشافی کوچک بود. در این راستا، یک الگوریتم بر مبنای شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق طراحی شد. در الگوریتم پیشنهادی ابتدا پیش‌پردازش‌هایی نظیر تصحیح و ترمیم هندسی و طیفی، تقسیم تصاویر ماهواره‌ای Aster و Google به تصاویر کوچکتر و تقویت داده‌های آموزشی برای آماده‌سازی تصاویر RGB برای ورود به شبکه انجام می‌شود. شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) پیشنهادی دارای ساختاری کدگذار-کدگشا است که در مرحله کدگذاری ویژگی‌های مختلف و کارآمد در مقیاس‌های متفاوت استخراج شده و در مرحله کدگشایی ویژگی‌های تولید شده برای تخمین مناطق گوسانی با یکدیگر تلفیق می‌گردند. سپس شبکه مورد نظر برای تصاویر محدوده اکتشافی مورد مطالعه به نام "تل بارگاه" واقع در شهرستان داراب اجرا شده و مناطق گوسانی منطقه استخراج شد. برای ارزیابی میدانی نتایج بدست آمده، نتایج شبکه و جانمایی آن روی نقشه درونپایی عیاری مس منطقه و بررسی نتایج سنگ‌شناسی ادغام شده و گوسان‌های حقیقی منطقه با دقت آماری پارامترهای حساسیت: ۰.۹۵۷، امتیاز F1: ۰/۴۶۱، دقت تشخیص سنگی ۹۲ درصد و میانگین عیاری مس بالای ۴ درصد در این مناطق، شناسایی شد.

**واژگان کلیدی:** گوسان، ژئوشیمی، کانسار مس، سنجش‌ازدور، یادگیری عمیق

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

گوسان مجموعه‌ای از اکسید و هیدروکسیدهای آهن است که در اثر هوازدگی و اکسیداسیون کانی‌های سولفیدی در نزدیکی سطح زمین تشکیل می‌شوند. در این فرآیند، آب‌های سطحی عناصر قابل حل را شسته و اکسید و هیدروکسیدهای آهن ثانویه (گوتیت، هماتیت) و اکسید سولفات‌ها (کانی‌های مربوط به گروه ژاروسیت) نزدیک ذخیره سولفید توده‌ای تشکیل می‌شود [۱-۳]. به همین دلیل وجود گوسان‌ها در سطح، می‌تواند برای اکتشاف ذخایر سولفیدی در عمق بسیار مفید باشند [۲]. همچنین در ذخایر کانی‌های قیمتی نظیر فیروزه نیز بر اهمیت توجه به گوسان‌ها تاکید شده‌است [۴].

طبقه‌بندی‌های مختلفی برای تشریح سنگ‌های هوازده آهن‌دار نزدیک سطح زمین ارائه شده‌است [۵-۶]. برخی تعاریف بر مبنای محتوای آهن و یا سولفید ارائه گردیده‌است، به طور مثال واژه گوسان به محصول اکسید شده ذخیره سولفیدی که بیش از ۲۰ درصد کانی‌های سولفیدی دارد، محدود شده‌است [۷].

بعضی از محققان گوسان‌ها را به گروه‌های سولفید فلزات پایه، گوسان‌های سولفید آهن (که بعضاً گوسان‌های نازا خوانده می‌شوند)، گوسان‌های فسیلی (که ممکن است مربوط به ذخایر سولفید باشد یا اینکه در هوازدگی‌های دور قبلی تشکیل شده و بعداً توسط نهشته‌های رسوبی یا آتشفشانی دفن شده است) و گوسان‌های حمل شده یا نابرجا تقسیم‌بندی کرده‌اند [۸، ۶]. دیگر پوشش‌های آهن‌دار به عنوان کلاهک‌های آهنی نام برده شده‌اند [۹ و ۱۰]. آن‌ها کم و بیش شبیه به گوسان‌ها هستند و می‌توان آن‌ها را گوسان کاذب یا شبه گوسان نامید.

گوسان‌ها را بر مبنای ارزش اقتصادی، رنگ و دیگر پارامترها تقسیم‌بندی می‌کنند. گوسان نازا گوسان‌هایی هستند که از اکسیداسیون سولفیدها به وجود آمده ولیکن فاقد عناصر با ارزش هستند. این گوسان‌ها غالباً دارای پیریت و پیروتیت هستند. در مقابل، گوسان‌هایی که دارای عناصر با ارزش بوده، گوسان‌های بارور معرفی شده‌اند [۵]. گوسان‌های بارور و زون‌های برون‌زاد همراه به عنوان منابع فلزات حائز اهمیت هستند و برای عناصری مانند مس، سرب، طلا و نقره مورد توجه بوده‌اند [۳]. گوسان‌های ذخایر سولفیدی، به لحاظ حضور فلزات گرانبها به‌صورت ذرات

طلا، الکتروم و انواع کانه‌های نقره می‌تواند از نظر اقتصادی بسیار مهم باشد [۳]. به عنوان مثال، در بخش گوسان کانسار Canatuan فیلیپین، محتوای طلا به صورت الکتروم ۴۵ درصد افزایش یافته‌است [۱۱]. غنی‌سازی ۲ تا ۸/۵ برابری عناصر طلا و نقره در گوسان‌های تعدادی از ذخایر سولفید توده‌ای کانادا نیز گزارش شده‌است [۳]. مطالعات مربوط به کانی‌سازی کنونی در بستر دریاها نیز، غنی‌سازی طلا در زون‌های اکسید شده ذخایر سولفیدی را نشان می‌دهد [۱۲ و ۱۳].

رنگ صحرایی گوسان‌ها اغلب به ترکیب اکسید و هیدروکسیدها مرتبط بوده و کم و بیش در اثر عواملی چون میزان جذب آب، اندازه دانه‌ها، میزان فشردگی و وجود پوشش‌های سطحی است. به‌طور کلی، گوتیت رنگ‌های زرد-قهوه‌ای، هماتیت رنگ قرمز آجری، منگنز رنگ سیاه، ژاروسیت رنگ زرد یا قهوه‌ای، گالن رنگ سیاه حضور مالاکیت و کانی‌های نقره‌دار رنگ‌های سبز و آبی تولید می‌کند.

معمولاً گوسان‌های بالغ منطقه‌بندی عمودی خوبی را نشان می‌دهند که از بالا به پایین شامل زون هماتیت-گوتیت و سولفات‌های غنی از آهن ثانویه (به‌طور عمده گروه ژاروسیت)، گاهی اوقات مناطق حاوی کربنات‌ها و فسفات‌های ثانویه و یک منطقه عمیق‌تر از سولفیدهای برون‌زاد است [۳]. گوسان‌های بالغ دارای سنگ‌های قهوه‌ای تیره با بافت جعبه‌ای و همراه با برش کنگلومراهای لایه‌ای هستند. از طرف دیگر، گوسان‌های نابالغ منطقه‌بندی ناقصی دارند که می‌تواند حاوی سولفات غنی از فلز و حتی بقایای سولفیدهای اولیه باشد. بنابراین، "بلوغ گوسان" بازتاب پیشرفت فرآیند اکسیداسیون است [۱۴].

از آنجاییکه گوسان‌ها دارای مقادیر زیادی اکسید آهن هستند، در تصاویر ماهواره‌ای از بارزسازی کانی‌های آن‌ها برای اکتشاف ذخایر سولفیدی به خوبی استفاده شده‌است [۱۵-۱۷]. تحقیقات سنجش از دوری مهمی که در حوزه مطالعات گوسان و یا اکسید آهن انجام شده در جدول (۱) ارائه شده‌است.

امیری و همکاران در سال ۲۰۰۵ [۱۸]، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی، رسوبات آبرفتی را بر اساس سنگ‌شناسی منبع آن‌ها ترسیم کردند. به دلیل اینکه در آب و هوای خشک و نیمه خشک، تفکیک نهشته‌های آبرفتی مختلف بر اساس سنگ‌شناسی منبع آن‌ها بسیار آسان تر

است، در این مطالعه از داده‌های ASTER و ETM+ برای نشان دادن منبع استفاده کرده و سنگ‌شناسی و توزیع مکانی رسوبات آبرفتی و دگرسانی‌های آهنی و رسی را به وضوح با تکنیک‌های مختلف پردازش تصویر ترسیم کردند. بیرانوند پور و همکاران در سال ۲۰۱۲ [۱۹]، سنجنده ASTER را به عنوان یک ابزار برای نقشه‌سازی دگرسانی هیدروترمال (آهنی و رسی) ناحیه‌های معدنی مرتبط با کانی سازی مس پورفیری و طلای اپیترمال (فیلیک، آرژیلیک و پروپیلیتیک) و وابسته به سنگ‌شناسی سنگ میزبان بررسی نمودند. از الگوریتم‌های نسبت باندی، شاخص‌ها و روش‌های مبتنی بر عملگر منطقی، مؤلفه‌های اصلی و روش‌های مبتنی بر افزایش مانند تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) و ضریب حداقل نویز (MNF)؛ الگوریتم‌های مبتنی بر ثابت کردن شکل مانند نگاشت زاویه طیفی (SAM)، فیلتر تطابقی (MF)، و فیلتر مقدار مخلوط تطابقی (MTMF)؛ و روش‌های جزئی غیر مخلوط از قبیل طیف خطی غیرمخلوط

(LSU) و کمینه کردن فشار انرژی (CEM) برای استخراج اطلاعات طیفی از داده‌های ASTER استفاده کردند و نشان دادند که الگوریتم‌های عملگر منطقی برای نقشه‌سازی دگرسانی معدنی هیدروترمال مرتبط با کانی سازی مس پورفیری در مقیاس منطقه‌ای مناسب است. بیرانوند پور و همکاران در سال ۲۰۱۳ [۲۰]، از تجزیه و تحلیل‌های زمین‌شناسی همراه با داده‌های سنجش از دور، برای شناسایی دگرسانی هیدروترمال (آهنی و رسی) و عناصر ساختاری مرتبط با کانی سازی طلا استفاده کردند. تکنیک‌های پردازش تصویر، از جمله تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی، عدم اختلاط طیفی خطی و الگوریتم‌های لاپلاسی، برای انجام نقشه‌برداری طیف سنگی-ساختاری مناطق کانی‌سازی شده، با استفاده از تصاویر Hyperion و JERS-1 که منطقه مورد مطالعه را پوشش می‌دهند، استفاده شدند. نتایج نشان داد که مناطق بالقوه جالب با روش‌های مورد استفاده قابل مشاهده گردیدند.

جدول ۱- خلاصه‌ای از مهمترین تحقیقات سنجش‌ازدوری در حوزه گوسان و اکسید آهن

نویسنده - سال	روش	داده	منطقه - ماده معدنی	نتیجه تحقیق
Abdul Hamid Amiri., et al- 2005 [18]	<sup>۱</sup> BR	ASTER <sup>۲</sup> , ETM+ <sup>۳</sup>	شهربابک و کهنوج - دگرسانی آهنی و رسی	نقشه پتانسیل یابی کانی‌های آهن و مس
Amin Beiranvand Pour and Mazlan Hashim- 2012 [19]	PCA <sup>۴</sup> , MTMF <sup>۵</sup> BR, MF <sup>۶</sup> , LSU, CEM <sup>۷</sup> , MNF <sup>۸</sup> SAM	ASTER	مروری - انواع دگرسانی	تهیه نقشه دگرسانی‌های مربوط به مناطق هیدروترمال
Amin Beiranvand Pour., et al- 2013 [20]	<sup>۱۰</sup> LSU <sup>۱۱</sup> PCA	Hyperion, JERS-1 <sup>۱۲</sup>	مالزی - گوسان	تهیه نقشه از محدوده احاطه شده توسط گوسان
Hisham Gahlan and Habes Ghrefat - 2017 [17]	PCA, MNF	<sup>۱۲</sup> OLI	عربستان - گوسان	اکتشاف محدوده گوسان
Mohammad Pirouei., et al- 2020 [21]	PCA, SVM	ASTER	کردستان عراق - منابع هیدروترمالی	تهیه نقشه دگرسانی‌های منطقه
B.K. Bhadra., et al, 2021 [22]	BR	ASTER	راجستان هند - مس، سرب و روی	تهیه نقشه دگرسانی‌های منطقه

<sup>۱</sup> Band Ratio

<sup>۲</sup> Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection

<sup>۳</sup> Enhanced Thematic Mapper Plus

<sup>۴</sup> Matched Filter

<sup>۵</sup> Mixture Tuned Matched Filter

<sup>۶</sup> Spectral Angel Mapper

<sup>۷</sup> Minimum Noise Factor

<sup>۸</sup> Compression Energy Minimize

<sup>۹</sup> Principal Component Analysis

<sup>۱۰</sup> Linear Spectra Unmixed

<sup>۱۱</sup> Japanese Earth Resources Satellite1

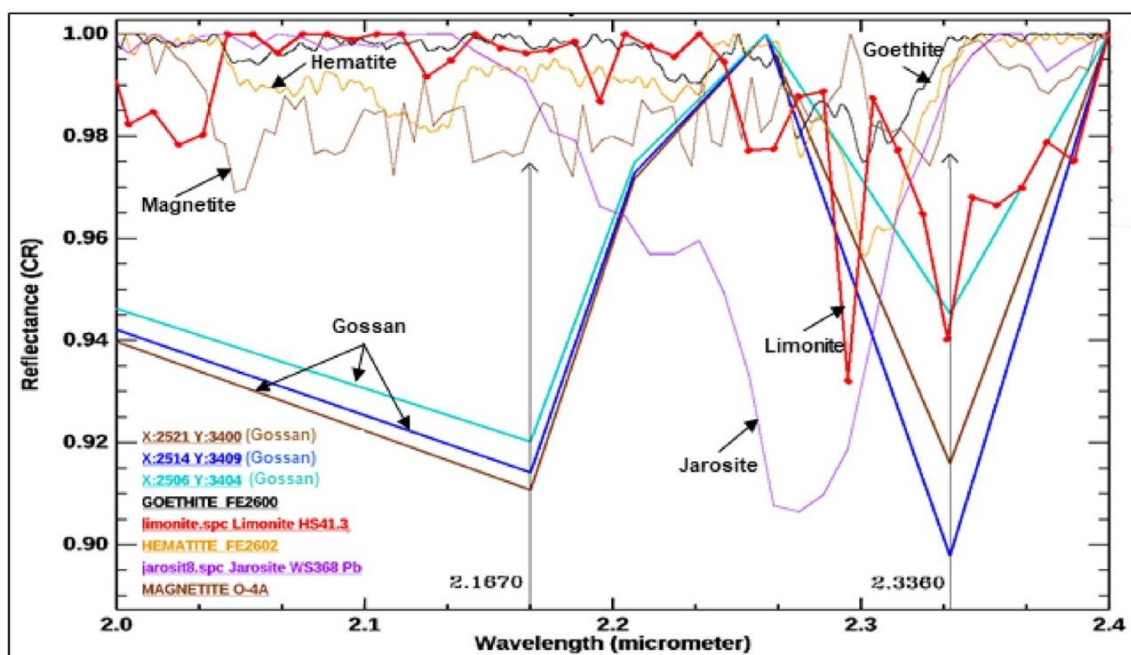
<sup>۱۲</sup> Operational Land Imager

Ghrefat و Gahlan در سال ۲۰۱۷ [۱۷]، تکنیک‌های سنجش از دوری مثل شارپ‌نینگ تابه، آنالیز اجزای اصلی (PCA)، کسر حداقل نویز (MNF) و نسبت باند و ترکیب رنگی RGB (قرمز، سبز، آبی) باندهای اصلی (۴، ۳، ۲)، PCA (PC1، PC2، PC3) و (MNF2، MNF3، MNF4) بر روی تصاویر ASTER و Landsat8 را برای ترسیم مناطق گوسان مفیدترین تکنیک معرفی کردند.

Mohammad Pirouei و همکاران در سال ۲۰۲۰ [۲۱]، با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دوری PCA و SVM روی تصاویر ASTER و مطالعات سنگ‌شناسی در کردستان عراق، نقشه دگرسانی‌های هیدروترمالی (آهنی و رسی) منطقه را تهیه کردند.

Bhadra و همکاران در سال ۲۰۲۱ [۲۲]، تلاش کردند تا با استفاده از روش سنجش از دوری نسبت باندی و توموگرافی با مقاومت الکتریکی با وضوح بالا (HERT) ذخایر معدنی در منطقه کالابر هندوستان کشف کنند که تجزیه و تحلیل داده‌های طیفی با سنسور رادیومتر تابش حرارتی و انعکاسی پیشرفته فضایی (ASTER) ترکیبات معدنی منطقه، وجود گوسان را نشان داد.

تحقیقات ارائه شده توسط محققین این حوزه بوسیله روش‌های سنتی سنجش از دوری انجام شده و جهت تفسیر نتایج حاصله نیازمند اطلاعات زمین‌شناسی و سنگ‌شناسی از منطقه مورد مطالعه بودند. همچنین با توجه به شکل ۱، دو مسئله اصلی راجع به گوسان‌ها وجود دارد که در تحقیقات پیشین به آن توجهی نشده‌است. یکی از مسائل این هست که امضای طیفی گوسان‌ها بصورت کلی نسبت به امضای طیفی کانی‌های تشکیل دهنده آن و کانی‌های اکسید و هیدروکسید آهن متفاوت است، پس باید بصورت مجزا مورد مطالعه قرار گیرد. مسئله دیگر این هست که در خود گوسان‌ها، امضای طیفی گوسان نابالغ که همراه با منابع فلزات معدنی هستند نسبت به گوسان بالغ بدون ماده معدنی دارای تفاوت جزئی هست که برای تفکیک آن‌ها از یکدیگر باید یک روش پیشنهادی با قدرت و دقت لازم جهت شناسایی و استخراج مرز دگرسانی گوسان نابالغ جهت مطالعه ساختارهای تشکیل دهنده یک منبع فلزی ارائه گردد. با توجه به ویژگی‌های شبکه‌های یادگیری عمیق، از این روش برای شناسایی و تفکیک دگرسانی‌های گوسانی استفاده شد.



شکل ۱- نمودارهای طیفی پیکسل‌های ASTER ناحیه گوسان به همراه کتابخانه طیفی USGS<sup>۱</sup> از مواد معدنی آهن (لیمونیت، گوتیت، جاروسیت، هماتیت و مگنتیت) در باند SWIR (2.0 تا ۲.۴ میکرومتر) [۲۲].

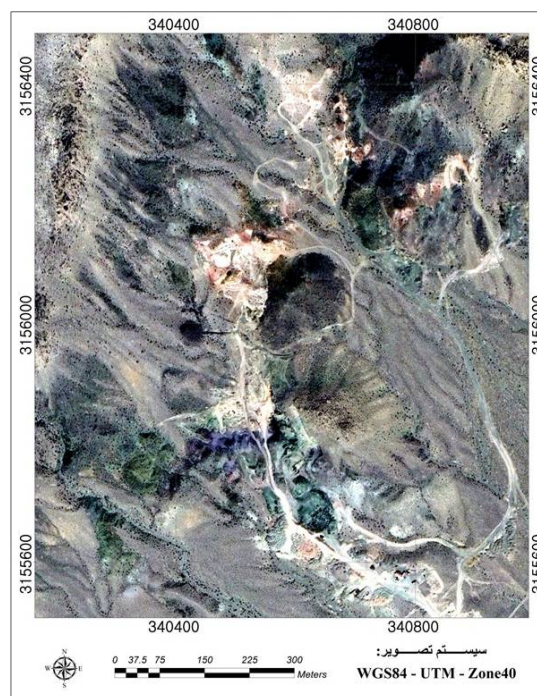
<sup>۱</sup> United States Geological Survey

هدف اصلی این تحقیق، نقشه‌برداری گوسان‌های حقیقی نابالغ با استفاده از شبکه عصبی یادگیری عمیق CNN در محدوده اکتشافی "تل-بارگاه" واقع در نزدیکی شهر داراب (استان فارس) است، که به صورت تجمعی از اکسیدها و هیدروکسیدهای ثانویه آهن در بخش‌هایی از منطقه قابل مشاهده هستند. در این بررسی علاوه بر مطالعات کانه نگاری، مقادیر عناصر با ارزش نظیر طلا، نقره، سرب، روی و مس در افق‌های مختلف گوسان‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته‌است. نتایج به دست آمده از این تحقیق می‌تواند در راستای انجام اکتشافات تفصیلی و کمک به ارائه مدل‌های کانی سازی در اکتشاف ذخایر پنهان سولفیدی در این نواحی مورد استفاده قرار گیرد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

کانسار مس تل‌بارگاه در شرق استان فارس، ۵۷ کیلومتری شمال‌غرب شهرستان حاجی‌آباد، در حاشیه جنوبی زون سهندج-سیرجان، در نقشه زمین‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ داراب و ۱:۱۰۰۰۰۰ سرگردار واقع شده‌است که شکل ۲ نمایی از این محدوده نشان می‌دهد.



شکل ۲- نقشه اورتوفوتو محدوده اکتشافی تل بارگاه

مختصات مرکز محدوده مورد نظر عبارت است از: ۵۵،۲۲،۱۵ شرقی و ۲۸،۳۱،۱۳ شمالی. این کانسار از جمله کانسارهای مس موجود در مجموعه افیولیت ملانژ کشور بوده که در راستای افیولیت‌های فاریاب به نیریز است و فعالیت‌های معدنی قدیمی در آن صورت گرفته‌است. وجود مقادیر زیادی چاهک‌های شدادی و سرباره معدنی نشان‌دهنده حجم زیاد عملیات معدن‌کاری قدیمی می‌باشد. مناسب‌ترین راه دسترسی از طریق شیراز-داراب-رستاق-محدوده تل‌بارگاه است.

این منطقه دارای مورفولوژی کوهستانی، ناهموار و مرتفع بوده و آب و هوای منطقه در زمستان سرد و در تابستان گرم تا معتدل است. حداکثر درجه حرارت گاهی به ۴۲ درجه سانتیگراد نیز می‌رسد. گرم‌ترین ماه سال تیر و سردترین ماه دی و بهمن است. میزان بارنگی کم و میانگین بارش سالانه کمتر از ۲۰۰ میلیمتر است. بارانهای سیل آسا در فصول سال موجب جاری شدن سیل در منطقه می‌گردد. از نظر تقسیم‌بندی اقلیم‌ها، این مناطق در آب و هوای ایرانی-تورانی واقع در یک ناحیه خشک تا نیمه خشک قرار می‌گیرد.

### ۲-۲- روش تحقیق

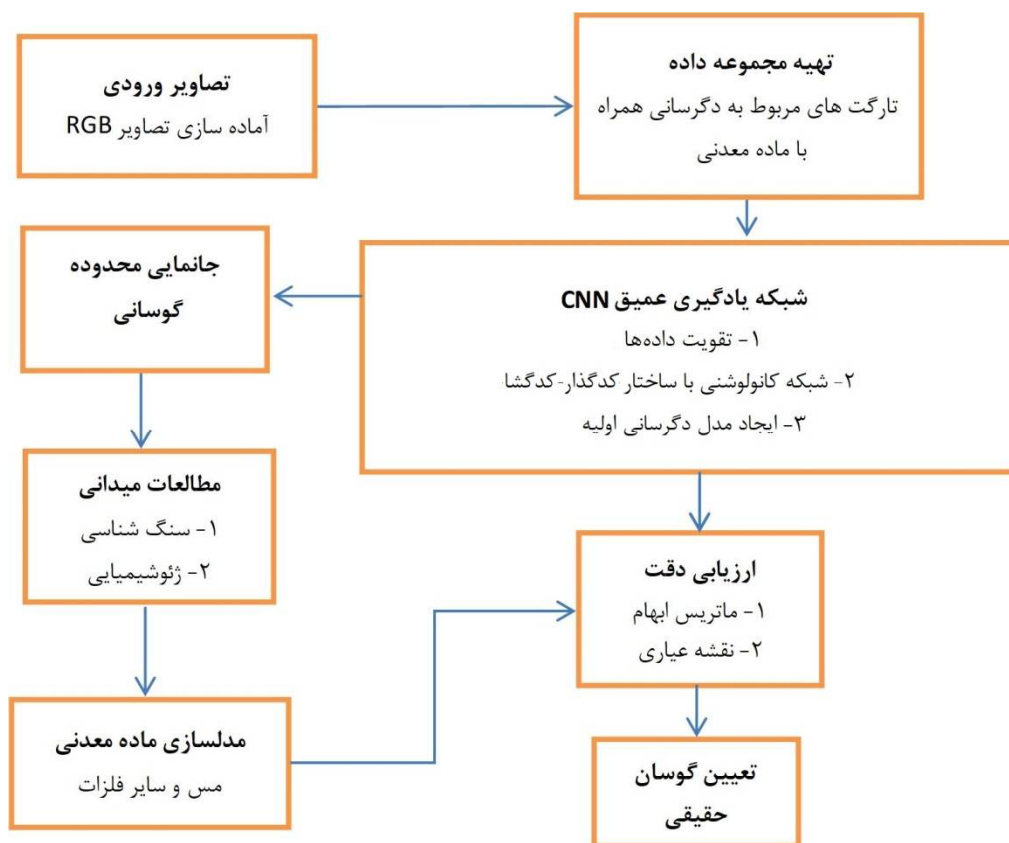
در مطالعات گذشته موضوع شناسایی دقیق و صحیح دگرسانی کلیدی حوزه کانسارهای مس (گوسان‌ها)، و همچنین ساختار هندسی و موقعیت شکل‌گیری این دگرسانی نسبت به حساسیت عیاری منطقه کمتر مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است.

دگرسانی مورد مطالعه در این تحقیق‌ها که با برخی تصاویر سنجش از دور قابل مشاهده هستند، دارای ویژگی هندسی خاصی نیستند، بلکه حضور آن‌ها در کنار یکدیگر یک ساختار معنادار را تشکیل می‌دهند. در این راستا، علاوه بر اینکه ما به یک روش قوی برای شناسایی دگرسانی‌های مورد نظر، نیاز داریم، از روش‌های زمینی هم جهت کنترل و ارزیابی نتایج و تفسیر صحیح آن‌ها باید استفاده گردد.

در تحقیق حاضر در ابتدا با استفاده از تصاویر RGB، یک مجموعه داده مناسب از تصاویر ورودی و تصاویر خروجی تهیه گردید. جهت آموزش شبکه یادگیری عمیق، دگرسانی گوسان از سایر دگرسانی‌های موجود در منطقه معدنی جداسازی و استخراج شده و به عنوان کلاس هدف

معرفی گردید. پس از آموزش شبکه پیشنهادی، تصاویر منطقه مورد مطالعه مورد پردازش قرار گرفته و محدوده گوسان‌های منطقه توسط شبکه پیشنهادی جانمایی گردید. با توجه به تئوری تشکیل منابع فلزات معدنی مرتبط با گوسان، تجمع مواد معدنی فلزی ارزشمند (مس، طلا، سرب، روی، کروم و ...) در اطراف گوسان اتفاق می‌افتد. لذا

جهت ارزیابی دقت عملیاتی نتایج شبکه در تعیین حدود گوسان، نتایج سنگ‌شناسی و نقشه بی‌هنجاری ژئوشیمی منطقه (که مشخص کننده میزان پراکندگی سطحی عیاری مس و سایر فلزات ارزشمند هستند) با نتایج شبکه پیشنهادی مقایسه گردید. شکل ۳ فلوچارت روش تحقیق را نمایش می‌دهد.



شکل ۳- فلوچارت روش تحقیق

## ۲-۲-۱- شبکه یادگیری عمیق کانولوشنی (CNN)

یادگیری عمیق زیر مجموعه‌ای از شبکه ماشین‌های یادگیری هست که می‌تواند شکل دیگری از داده‌ها را نمایش دهد. این فرآیند یادگیری از لایه‌ها و سطوح مختلف بدون نظارت بوده و سطح بالاتری از ویژگی‌ها ارائه می‌دهد که دارای دقت بیشتری هست. یادگیری عمیق بیشتر در کاربردهایی مثل طبقه‌بندی تصاویر، تشخیص صدا، شناسایی عوارض مورد استفاده قرار گرفته‌است. شبکه‌های عصبی کانولوشن نوعی از یادگیری عمیق هستند که شامل تعداد زیادی لایه‌های کانولوشن و نمونه برداری در یک ساختار منطبق بر سیستم بصری انسان است. لایه ورودی CNN معمولاً یک ماتریس تصویری با

ابعاد دلخواه و خروجی آن یک بردار ویژگی با تفکیک پذیری بالا و متناظر با کلاس‌های مختلف عوارض است. لایه‌های پنهان در این شبکه شامل لایه کانولوشن، لایه نمونه برداری و لایه اتصال کامل است [۲۳].

لایه کانولوشن: هسته اصلی شبکه CNN لایه کانولوشن است که درصد اعظم محاسبات شبکه عصبی کانولوشن را به خود اختصاص داده است. هر لایه کانولوشن شامل مجموعه‌ای فیلتر است و از کانولوشن بین فیلترها و لایه ورودی است که خروجی ساخته می‌شود. این لایه شامل وزن‌ها و بایاس‌های قابل آموزشی است که به صورت فیلتر با ابعاد و اعماق مختلف بر روی پنجره‌های نمونه‌ای از لایه ورودی اعمال می‌شوند و یک نقشه ویژگی به ازای هر نمونه

و هر فیلتر تولید می‌شود. با اتصال این نقشه‌های ویژگی به یکدیگر، یک لایه کانولوشن تشکیل می‌شود [۲۳]. لایه نمونه برداری: لایه نمونه برداری یک تابع نمونه برداری غیر خطی به همراه کاهش مقیاس است که می‌تواند توابعی مانند ماکزیمم‌گیری و حتی نرم کمترین مربعات باشد. اعمال این لایه بر روی لایه ورودی، باعث می‌شود که ابعاد لایه ورودی به تدریج کاهش یابد.

لایه اتصال کامل: این لایه‌ها معمولاً آخرین لایه‌های یک شبکه را تشکیل می‌دهند که یک نقشه ویژگی در لایه قبلی را به یک بردار ویژگی تبدیل می‌نماید.

توابع غیر خطی: این توابع به منظور مدل‌سازی روند فعال‌سازی نورون‌هایی خاص و جدا نمودن داده‌هایی است که به صورت خطی قابل جداسازی نیست. کارآمدترین تابع در زمینه تابع ReLU هست که با اعمال آن مقادیر منفی صفر شده و مقادیر مثبت ثابت می‌ماند [۲۴].

لایه نرمال‌سازی دسته‌ای: این لایه‌ها موجب یک دست کردن داده‌های ورودی می‌شود و به مقادیر بسیار بزرگ یا بسیار کوچک اجازه ورود به تابع فعال‌سازی نمی‌دهد. این کار باعث می‌شود نرخ یادگیری شبکه افزایش یابد و سرعت همگرایی بیشتر شود [۲۵]. لایه حذف تصادفی: این لایه جهت جلوگیری از بیش برآزش در شبکه‌های عصبی معرفی شده و در آن با تعیین مولفه  $P$  (از ۰ تا ۱) در زمان آموزش، هر کدام از نورون‌ها با احتمال  $P-1$  حذف می‌شوند که معمولاً ۰.۵ در نظر گرفته می‌شود [۲۶]. معمولاً شبکه‌های CNN دارای ساختار کدگذار-کدگشا هستند. در مرحله کدگذاری به تدریج ابعاد ماتریس نقشه‌های ویژگی تولید شده کاهش یافته و تعداد ویژگی‌های تولید شده و عمق ماتریس افزایش می‌یابد. افزایش عمق در شبکه‌های CNN با قراردادن لایه‌های کانولوشن صورت می‌پذیرد. اما با قراردادن مکرر لایه‌ها بدون معماری مناسب، شبکه در مرحله پس انتشار دچار عدم تغییر وزن خواهد شد که در نتیجه دقت شبکه افزایش نمی‌یابد.

## ۲-۳- داده‌های مورد استفاده

در این مطالعه، پس از بازدید میدانی از گوسان‌های ۱۰ محدوده معدنی و اطمینان از حقیقی بودن گوسان‌ها، از تصاویر RGB گوسان‌های ۱۰ محدوده بازدید شده در قالب ۷۵ تصویر آموزشی برای تهیه مجموعه داده استفاده شد. این داده‌ها از سامانه GoogleEarth و تصاویر ASTER

(سایت اینترنتی [Earthexplorer.USGS.gov](http://Earthexplorer.USGS.gov)) برای تاریخ ۲۸ جولای ۲۰۰۰ به دست آمده است.

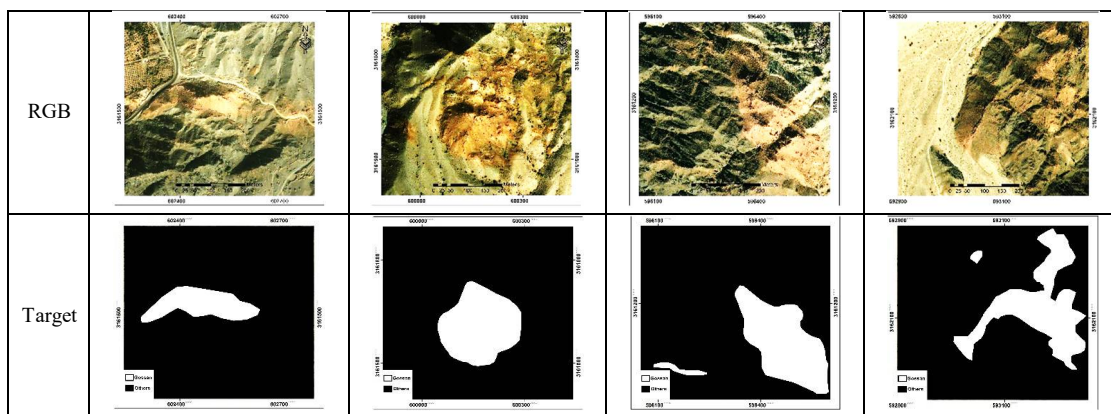
## ۲-۳-۱- پیش پردازش داده‌ها

بهتر است قبل از پردازش اصلی، پیش پردازش مورد نیاز داده‌ها کنترل شود تا کیفیت تصویر افزایش یابد. در تصاویر بدست آمده از GoogleEarth ترمیم هندسی و تصحیح طیفی باید انجام شود. در تصاویر سری ASTER پیش پردازش تصاویر از نظر تصحیح اتمسفری، تصحیح هندسی و تصحیح طیفی قابل انجام است. تصحیح طیفی تصاویر GoogleEarth و ترمیم هندسی در نرم افزار ENVI5.3 اجرا شد. تصاویر ماهواره‌ای ASTER مورد استفاده در این تحقیق از نظر هندسی اصلاح شده و با توجه به متادیتا تصاویر، در زمان تصویربرداری پوشش ابر کمتر از ۵٪ بوده‌است بنابراین نیازی به حذف ابر نیست. پیش پردازش اعمال شده بر روی تصاویر، تصحیح اتمسفری و رادیومتریک است که در نرم افزار ENVI5.3 انجام شد.

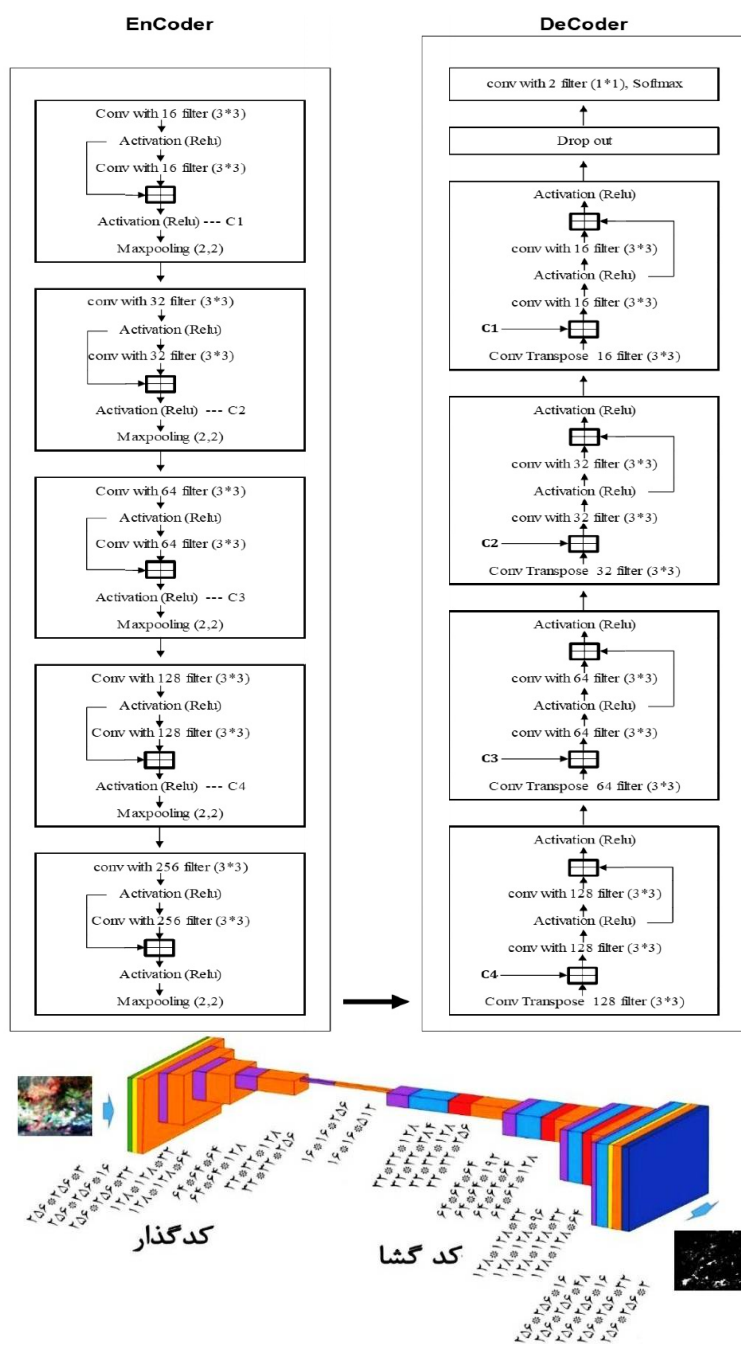
## ۲-۳-۲- تهیه مجموعه داده آموزشی

برای آموزش شبکه عصبی یادگیری عمیق با توجه به کاربرد مورد نظر در این تحقیق، مجموعه داده آموزشی وجود نداشت. لذا با استفاده از تصاویر RGB نرم افزار GoogleEarthPro و سنجنده ASTER که توانایی تفکیک گوسان‌های حقیقی را دارد مجموعه داده آموزشی تهیه گردید. از آنجا که کمر بند مس ایران با روند شمال غربی جنوب شرقی با کمان ماگمایی ارومیه- دختر منطبق است، بخش جنوبی این کمر بند تحت عنوان کمر بند مس کرمان شناخته شده و کانسارهای بزرگی چون سرچشمه و میدوک و ذخایر امیدبخشی مانند دره‌زار، نوچون، ایجو، علی آباد و چاه فیروزه در آن واقع شده‌اند که همگی همراه با گوسان‌های حقیقی هستند و در بازدیدهای میدانی همراه با کارشناسان اکتشافی تایید شد. به همین دلیل در این فرآیند از تصاویر Pansharp شده ASTER و Google بصورت هم مختصات و هم ابعاد شده در ابعاد  $256 \times 256$  با توان تفکیک مکانی ۵ متر در محدوده جنوب استان کرمان ایجاد شدند.





شکل ۴- نمونه‌ای از داده‌های آموزشی و تارگت‌های مربوطه

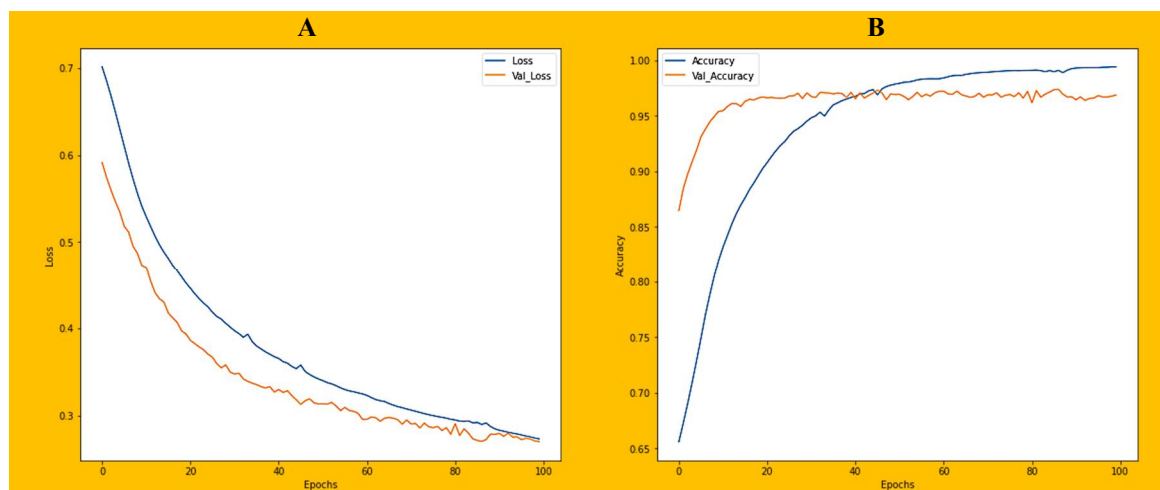


شکل ۵- ساختار شبکه پیشنهادی



جدول ۲- نتایج استخراج پارامترهای شبکه کانولوشنی در شناسایی گوسان‌های حقیقی

TAR	GOSSAN			
INPUT	RGB	RGB	RGB	RGB
EPOCH	۲۰	۵۰	۱۰۰	۲۰۰
L-R	۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۰۰۰۱
D-O	۰,۵	۰,۵	۰,۵	۰,۵
D-A	*۴	*۴	*۴	*۴
TRAIN	۷۵	۷۵	۷۵	۷۵
VAL-S	۰,۱	۰,۱	۰,۱	۰,۱
TEST	۲	۲	۲	۲
B_S	۲	۲	۲	۲
SEN	۰,۸۴۶	۰,۹۱۱	۰,۹۵۷	۰,۸۸۲
F1	۰,۴۲۳	۰,۴۴۵	۰,۴۶۱	۰,۴۳۶
TIME (M)	۱۰	۲۵	۵۰	۱۰۰



شکل ۶- نمودار رفتار تابع Loss (A) و دقت آموزش شبکه (B) برای تارگت گوسان در حالت بهینه (RGB-100Epoch)

### ۲-۳-۳- ساختار شبکه پیشنهادی

شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) پیشنهادی دارای ساختاری کدگذار-کدگشا است که در مرحله کدگذاری ویژگی‌های مختلف و کارآمد در مقیاس‌های متفاوت استخراج شده و در مرحله کدگشایی ویژگی‌های تولید شده برای تخمین مناطق گوسانی با یکدیگر تلفیق می‌گردند. جزئیات شبکه پیشنهادی در شکل ۵ ارائه شده است.

### ۳- نتایج

داده‌های آموزشی و تارگت‌های مربوطه را وارد شبکه کرده شده و پس از چندین مرتبه سعی و خطا در اجرای شبکه عصبی یادگیری عمیق کانولوشنی برای هر تارگت

در این جهت، تصویر برخی از منابع گوسانی که بزرگ تر از ابعاد مورد نظر بود، در ابعاد مناسب قطعه‌بندی شده و به عنوان ورودی مورد استفاده قرار گرفت. برای تقویت داده‌های ورودی به شبکه، ۴ حالت دوران اصلی در نظر گرفته شد که با این روش تعداد داده‌های ورودی ۴ برابر شدند. برای ایجاد داده‌های آموزشی از تارگت (گوسان حقیقی) متناسب با داده‌های تصویری، از جداسازی بصورت بصری از مناطق بازدید شده استفاده گردید. شکل ۴ چند نمونه از تصاویر با ترکیب رنگی کاذب به عنوان ورودی و تصاویر باینری مربوط به محل دگرسانی‌های مورد نظر را به عنوان تارگت نمایش می‌دهد.

بصورت مجزا، بهترین پارامترها و نتایج مربوطه استخراج شد که در جدول ۲ و شکل ۶ ارائه شده است.

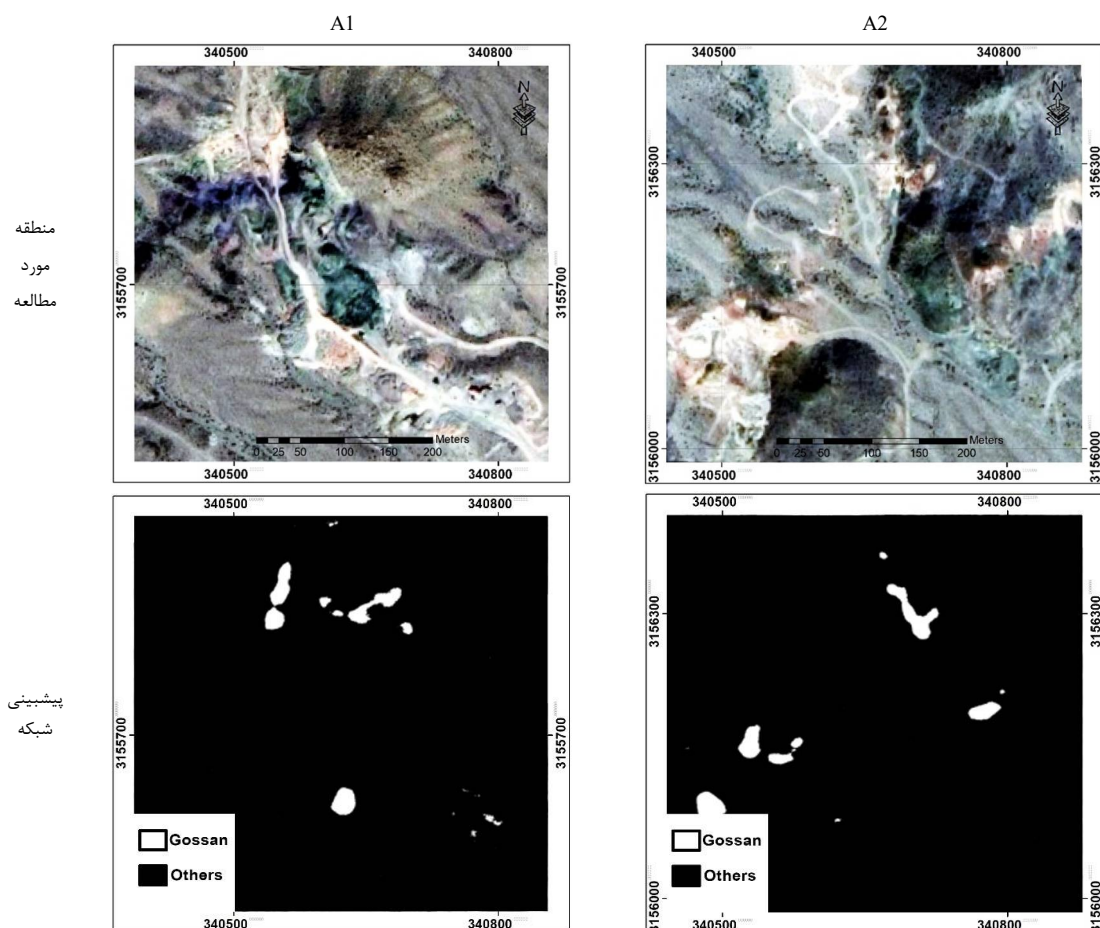
شناسایی حالت بهینه با توجه به نتایج بصری مربوط به نمودار دقت و تابع Loss بدست آمده از ورودی‌های RGB و نتایج آماری پارامترهای حساسیت و امتیاز F1 ماتریس ابهام انجام شد. شبکه مورد نظر در حالت کلی با تابع Loss `binary_crossentropy`، تابع بهینه ساز Adam و فعالسازی ReLU برای تارگت گوسان، نتایج با ورودی ۳ باندی با ۱۰۰ اپک (تعداد تکرار)، با نرخ یادگیری با ضریب ۰,۰۰۰۰۱، حذف تصادفی با ضریب ۰,۵، تقویت داده با ضریب ۴، تعداد تصویر ورودی ۷۵ عدد، تعداد تصویر ارزیابی مجزا ۰,۱ تصاویر ورودی، حساسیت (۰-۱) ۰/۹۵۷، امتیاز F1 (۰-۱) ۰/۴۶۱ در مدت زمان آموزش ۵۰ دقیقه به عنوان حالت بهینه انتخاب شدند که در جدول ۲ ارائه شده است.

اعداد مربوط به این حالت تنها در پارامتر حساسیت و امتیاز F1 (هرچه به عدد ۱ نزدیک باشد دقت شبکه بالاتر است) نسبت به حالت‌های دیگر متفاوت بوده و افزایش قابل توجهی پیدا کرده است. اینجا ممکن است مسئله بیش برآزش شبکه اتفاق افتاده باشد و دقت شبکه در روند آموزش بطور کاذب افزایش یافته باشد که نیاز به بررسی نمودار توابع Loss و دقت شبکه وجود دارد. با توجه به شکل ۶، قسمت A نمودار تابع Loss است که منحنی آبی رنگ مربوط به مقدار تابع در Epochهای مختلف در روند آموزش شبکه برای مجموعه داده و منحنی نارنجی رنگ مربوط به مقدار تابع در Epochهای مختلف در روند آموزش شبکه برای داده‌های ارزیابی شبکه است. نمودار رفتار تابع Loss در حالت بهینه، کاملاً همگرا بوده و نشان می‌دهد که شبکه فاقد مسئله بیش برآزش است. قسمت B نمودار دقت آموزش شبکه است که منحنی آبی رنگ مربوط به مقدار دقت در Epochهای مختلف در روند آموزش شبکه برای مجموعه داده و منحنی نارنجی رنگ مربوط به مقدار دقت در Epochهای مختلف در روند آموزش شبکه برای داده‌های ارزیابی شبکه است. نتیجه این قسمت نیز تایید می‌کند که شبکه فاقد مسئله بیش برآزش است.

شبکه بهینه بدست آمده، روی تصاویر منطقه مورد مطالعه اجرا شد که با توجه به وسعت منطقه، تصویر ورودی به دویخش تقسیم شده و وارد شبکه شد. نتیجه پیشبینی مکان گوسان‌های حقیقی در منطقه مورد مطالعه در شکل ۷ ارائه گردیده است. قابل ذکر است که گوسان‌ها اکثراً در

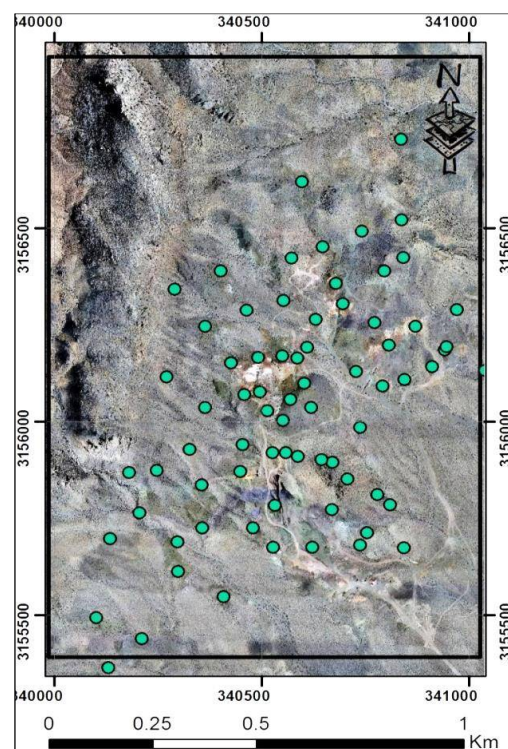
تصاویر RGB به رنگ نارنجی تا قرمز دیده می‌شوند. اما مشکلی که جداسازی گوسان‌ها بصورت دستی را سخت می‌کند، وجود دگرسانی دیگری در منطقه به نام آرژیلیک (دگرسانی رسی همراه با کانی کائولینیت) است که در بخش‌های دستخوردده مثل جاده یا ترانشه، نمایش رنگی مشابه گوسان دارد. همانطور که در تصاویر منطقه مشخص است، گوسان‌ها و آرژیلیک‌ها در قسمت‌های مختلف منطقه حضور دارند و جداسازی این دو از یکدیگر از روی تصویر بسیار سخت است. نتایج حاصل از شبکه در قسمت پیشبینی، مناطق گوسان حقیقی را با رنگ سفید از آرژیلیک و سایر کانی‌های منطقه جدا کرده است. جهت بررسی و ارزیابی میدانی نتایج بدست آمده در شناسایی گوسان‌های حقیقی منطقه توسط شبکه یادگیری عمیق کانولوشنی، از روش اکتشافی میدانی ژئوشیمیایی استفاده شد. ویژگی این رشته از تکنیک اکتشافی، کشف نهشته‌های سطحی با عیار اندک و یا توده‌های معدنی عمیق با عیار بالاست. ژئوشیمی اکتشافی با تکیه بر اصول رفتار عناصر شیمیایی و مناسبات گروهی آن‌ها و مطالعه دقیق در خواص آن‌ها در پی یافتن کلیدهایی است که با استفاده از آن‌ها نقاط امید بخش و زون‌های کانی سازی را معرفی نماید. مطالعات ژئوشیمیایی مخصوصاً برای کانسارهایی که هاله‌ی بزرگتری نسبت به خود کانسار بر جای می‌گذارند اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. این هاله‌ها می‌تواند ناشی از تهی شدگی و یا غنی شدگی عناصر باشد در کانسارهای مس عنصر Cu می‌تواند در مرکز ایجاد آنومالی کند و در حاشیه‌ها و زون‌های خارجی عناصر Zn, Pb, Au, As, Sb می‌توانند ایجاد آنومالی نمایند.

محیط‌های نمونه‌برداری ژئوشیمیایی شامل محیط‌های آبراهه‌ای، خاکی و سنگی می‌باشد که در این مطالعه، محیط‌های سنگ مورد استفاده قرار گرفته است. در این قسمت با توجه به محدوده مورد مطالعه، شبکه نمونه‌برداری ژئوشیمیایی با ۷۵ نمونه سنگی طراحی شد و از طریق نمونه‌برداری‌های لیتوژئوشیمیایی، مناطق با پتانسیل و مناطق کانی‌سازی بررسی شد و در نهایت مناطق دارای پتانسیل بالای مس استخراج شد. در شکل‌های ۸ نقشه توزیع محل نمونه‌ها و در شکل ۹ نتیجه آزمایشگاهی در قالب هیستوگرام توزیع فراوانی عنصر مس و در شکل ۱۰ نقشه توزیع گوسان‌های حقیقی پیش بینی شده همراه درونیابی میزان توزیع عیاری عنصر مس در منطقه مورد مطالعه ارائه شده است.



شکل ۷- نتایج پیش بینی شبکه برای داده‌های تست گوسان حقیقی در منطقه مورد مطالعه در حالت بهینه (RGB-100Epoch)

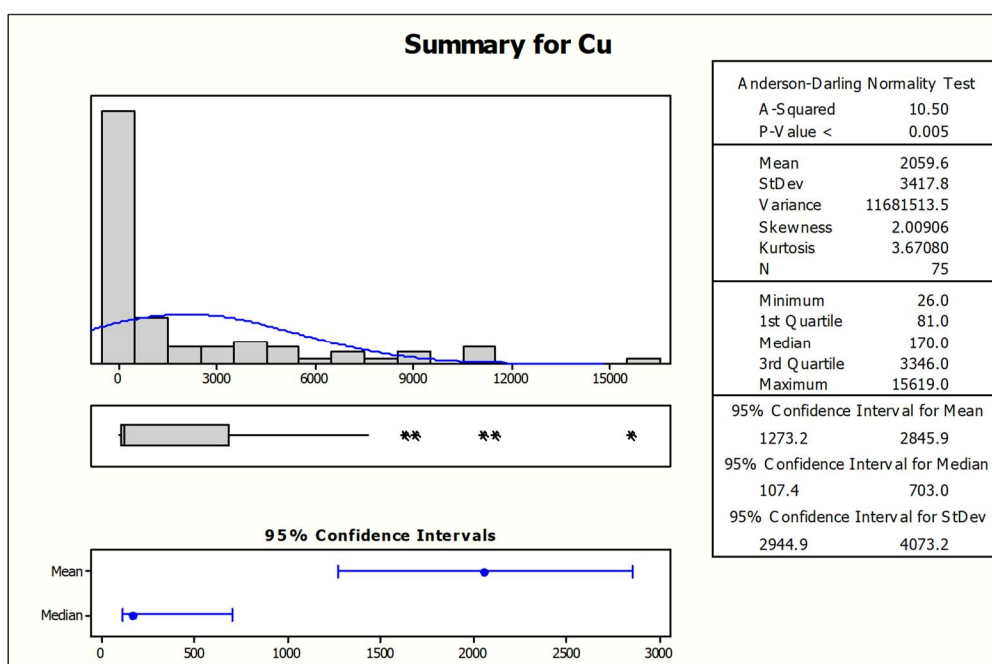
با توجه به شکل ۸، گوسان‌های حقیقی پیش بینی شده در قالب هفت قسمت شماره گذاری شده و بر روی نقشه درونیایی عیاری عنصر مس در منطقه مورد مطالعه جانمایی شدند. در اینجا دو نوع ارزیابی از نتایج بدست آمده صورت گرفت، اول صحت جنسیتی گوسان‌های شناسایی شده و دوم حقیقی بودن گوسان‌ها. برای ارزیابی اول، بصورت میدانی پیمایش انجام شده و هر ۷ قسمت مورد بررسی سنگ‌شناسی قرار گرفت. در این بررسی قسمت‌های G1 تا G5 بصورت کامل گوسان تشخیص داده شد، قسمت G6 دارای نیمی‌آهک و نیمی‌گوسان بود و قسمت G7 دیوید برداشت شده از قسمت G5 بوده که در محل حاضر جانمایی شده‌است. با این تفاسیر شبکه یادگیری عمیق کانولوشنی بهینه توانسته در شش مورد و بخشی از مورد هفتم منطقه بخوبی عمل کند که در حدود ۹۲ درصد صحت میدانی شناسایی گوسان است. درباره حقیقی بودن گوسان‌ها باید این نکته را بیان کرد که گوسان‌های حقیقی همراه با فلزات معدنی مثل مس و طلا



شکل ۸- نقشه توزیع محل نمونه برداری ژئوشیمیایی در منطقه مورد مطالعه

هستند. در نقشه ارائه شده در شکل ۸، درونیایی عیاری عنصر مس بدست آمده از عملیات ژئوشیمیایی بیانگر این مهم است که قسمت G1 دارای عیار مس ۴ درصد، قسمت G2 دارای عیار مس ۳ درصد، قسمت G3 دارای عیار مس ۲ درصد، قسمت G4 دارای عیار مس ۵ درصد، قسمت G5 دارای عیار مس ۸ درصد، قسمت G6 دارای عیار مس

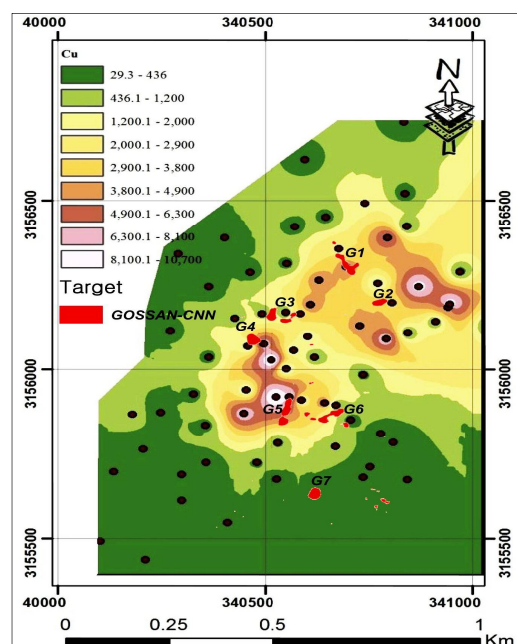
۲ درصد و قسمت G7 به دلیل نابرجا بودن (حمل از جای دیگر) مورد آنالیز عیاری قرار نگرفت. اما از شش قسمت دارای عیار، میانگین عیار مس ۴ درصد بدست آمد که با توجه به اقتصادی بودن این درصد برای استخراج عنصر مس، می‌توان گوسان‌های منطقه را کاملاً حقیقی و باردار تلقی کرد.



شکل ۹- هیستوگرام توزیع فراوانی عنصر مس در منطقه مورد مطالعه (تهیه شده توسط محققین)

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق از شبکه یادگیری عمیق کانولوشنی برای جداسازی گوسان‌های حقیقی در محدوده اکتشافی تل بارگاه واقع در جنوب شرقی شهرستان داراب استفاده شد. برای تشکیل مجموعه داده آموزشی از تصاویر RGB (منابع GoogleEarth و تصاویر سنجنده ASTER) استفاده شد. پس از چندین مرتبه سعی و خطا، پارامترهای بهینه شبکه در قالب جدول ۱ بدست آمد. شبکه بهینه بر روی تصاویر منطقه مورد مطالعه اجرا شد که نتایج آماری مربوط به دو پارامتر مهم ماتریس خطای آن عبارتند از: حساسیت: ۰/۹۵۷ و امتیاز F1: ۰/۴۶۱. پس از استخراج نتایج پیشبینی شبکه از محل گوسان‌های حقیقی، عملیات میدانی بررسی این نتایج در محدوده مورد مطالعه هم بصورت سنگ‌شناسی و هم بصورت ژئوشیمیایی انجام شد که نتایج آن در شکل‌های ۹ و ۱۰ ارائه شد. در عملیات سنگ‌شناسی منطقه مورد



شکل ۱۰- نقشه درونیایی میزان توزیع عیاری عنصر مس در منطقه مورد مطالعه

در نهایت باید بیان کرد که با استفاده از این روش در محدوده‌های کوچک و بدون اسپانسر دولتی، می‌توان هزینه و زمان اکتشاف را بسیار کاهش داد و همچنین با افزایش داده‌های آموزشی و متنوع از گوسان‌های حقیقی کانسارهای گوناگون، صحت و دقت شبکه یادگیری عمیق کانولوشنی مورد استفاده بهتر و قوی تر خواهد شد.

مطالعه، مشخص شد که گوسان‌های منطقه با دقت ۹۲ درصد شناسایی شده‌اند. در نقشه درون‌یابی آنالیزهای ژئوشیمیایی از میزان عیار عنصر مس ۷۵ نمونه سنگی منطقه، گوسان‌های شناسایی شده دارای متوسط عیاری ۴ درصد بودند که بسیار اقتصادی است و تایید کننده حقیقی بودن گوسان‌های منطقه است.

## مراجع

- [۱] R. L. Andrew, "Supergene alteration and gossan textures of base-metal ores in Southern Africa," *Minerals Science and Engineering*, 12(4):193-215, 1980.
- [۲] R. L. Andrew, "Short Course in Evaluation of Gossans in Mineral Exploration," *ADIMB*, Brasilia, 57 pp, 2000.
- [۳] D. R. Boyle, "Supergene base metals and precious metal," In: Eckstrand. O.R.. Sinclair. W.D.. and Thorpe. R.I. (Editors), *Geology of Canadian mineral deposit types*. Geologic Survey of Canada, pp. 92-108, 1996.
- [۴] M. H. Karimpour, A. Malekzadeh Shafaroudi, A. Esfandiarpour. and H. Mohammadnezhad, "Neyshabour turquoise mine: the first Iron Oxide Cu-Au-U-LREE (IOCG) mineralized system in Iran," *Journal of Economic Geology*, 3(2), 193-216, 2012.
- [۵] J. R. Wilmschurst, and N. I. Fisher, "Classification scheme of gossans," In: Smith. R.E. (Editor), *Geochemical Exploration in Deeply Weathered Terrain. CSIRO Division of Mineralogy, Floreat Park, Western Australia*, pp. 104-106, 1983.
- [۶] G. F. Taylor, "Gossan and Ironstone Evaluation in Mineral Exploration," *Brazilian Geochemistry Society*, Rio de Janeiro, 140 pp, 1987.
- [۷] R. Blanchard. "Interpretation of Leached Outcrops," *Nevada Bureau of Mines and Geology*, 66 pp, 1968.
- [۸] C.F. Blain, and R.L. Andrew, "Sulphide weathering and themineral evaluation of gossans in mineral exploration," *Minerals Science and Engineering*, 9(3):119-150, 1977.
- [۹] R. Blanchard, "Interpretation of Leached Outcrops," *Nevada Bureau of Mines and Geology*, 66 pp, 1968.
- [۱۰] E.K. Wilhelm, and A. Kosakevitch, "Utilisation des chapeaux de fer comme guide de prospection," *Géologie des gites minéraux*, 2(3):109-140, 1979.
- [۱۱] R.L. Sherlock, and T.J. Barrett, "Geology and volcanic stratigraphy of the Canatuan and Malusok volcanogenic massive sulfide deposits, southwestern Mindanao, Philippines," *Mineralium Deposita*, 39(1):1-20, 2004.
- [۱۲] M. D. Hannington, G. Thompson, P.A. Rona, S.D. Scott, "Gold and native copper in supergene sulphides from the Mid-Atlantic Ridge," *Nature*, 333: 64-66, 1988.
- [۱۳] T.O. Törmänen. and R.A. Koski, "Gold enrichment and the Bi-Au association in pyrrhotite-rich massive sulfide deposits, Escanaba Trough, southern Gorda Ridge," *Economic Geology*, 100(6):1135- 1150, 2005.
- [۱۴] K.M. Scott, P.M. Ashley, and D.C. Lawie, "The geochemistry, mineralogy and maturity of gossans derived from volcanogenic Zn-Pb-Cu deposits of the eastern Lachlan Fold Belt, NSW, Australia," *Journal of Geochemical exploration*, 72(3):169-191, 2001.
- [۱۵] M. Essalhi, S. Sizaret, L. Barbanson, Y. Chen, F. Lagroix, F. Demory, J.M. Nieto, R. Saez, and M.A. Capitan, "A case study of the internal structures of gossans and weathering processes in the Iberian Pyrite Belt using magnetic fabrics and paleomagnetic dating," *Mineralium Deposita*, 46(8):981-999, 2011.

- [۱۶] S. Rajendran, and S. Nasir, "Characterization of ASTER spectral bands for mapping of alteration zones of volcanogenic massive sulphide deposits," *Ore Geology Reviews*, 88:317-335, 2017.
- [۱۷] H. Gahlan, and H. Ghrefat, "Detection of Gossan Zones in Arid Regions Using Landsat 8 OLI Data: Implication for Mineral Exploration in the Eastern Arabian Shield, Saudi Arabia," *Natural Resources Research*, 27(1):109-124, 2018.
- [۱۸] A.H. Amiri, H. Ranjbar, M. Honarmand, "Application of remote sensing techniques in alluvial sampling design for exploration of placer deposits in the semi-arid areas," *Map India Geomatics*, 2005.
- [۱۹] A. Beiranvand Pour, M. Hashim, "The application of ASTER remote sensing data to porphyry copper and epithermal gold deposits," *Ore Geology Reviews*, 44 (2012) 1–9, 2012.
- [۲۰] A. Beiranvand Pour, M. Hashim. and M. Marghany, "Exploration of gold mineralization in a tropical region using Earth Observing-1 (EO1) and JERS-1 SAR data: a case study from Bau gold field, Sarawak, Malaysia," *Arab J Geosci* 7, 2393–2406, 2013.
- [۲۱] M. Pirouei, K. Kolo, S.P. Kalaitzidis, "Hydrothermal listvenitization and associated mineralizations in Zagros Ophiolites: implications for mineral exploration in Iraqi Kurdistan," *Journal of Geochemical Exploration*, 208. 106405, 2020.
- [۲۲] B.K. Bhadra, A. Kumar, G. Karunakar, H. Meena, B. Rehpade, and S. Srinivasa Rao, "Integrated remote sensing and geophysical techniques for shallow base metal deposits (Zn, Pb, Cu) below the gossan zone at Kalabar, Western Aravalli Belt, India," *Journal of Applied Geophysics*, 191. 104365, 2021.
- [۲۳] S.L. Phung, and A. Bouzerdoun, "MATLAB Library for Convolutional Neural Networks," Technical Reportl, Visual and Audio Signal Processing Lab, University of Wollongong, 2009.
- [۲۴] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, pp. 436-444, 2015.
- [۲۵] S. Ioffe, and C. Szegedy, "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift," arXiv preprint arXiv:1502.03167, 2015.
- [۲۶] S. Wager, S. Wang, and P.S. Liang, "Dropout training as adaptive regularization," *Advances in neural information processing systems*, pp. 351-359, 2013.