



صالح آرخی^۱

یعقوب نیازی^۲

حیدر ابراهیمی^۳

مقایسه کارایی الگوریتم‌های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی و درختی در تهیه لایه کاربری اراضی با کمک داده های ETM⁺ (مطالعه موردی: حوضه دره شهر استان ایلام)

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۰/۱۱/۰۳

تاریخ دریافت مقاله: ۸۹/۱۰/۱۹

چکیده

یکی از ضروری ترین اطلاعات مورد نیاز مدیران و متولیان منابع طبیعی، نقشه های کاربری اراضی می باشد. طی سال های گذشته، کاربردهای زیادی از روش های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه بندی پوشش گیاهی در منابع گزارش شده است، اما مطالعات معدودی، استفاده از روش های طبقه بندی درختی و مقایسه آنها با روش های شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی نموده اند. در این مطالعه، ابتدا تصحیحات هندسی و رادیومتری بر روی داده های ETM⁺ صورت گرفت. سپس با بازبندی های میدانی، طبقات مختلف کاربری اراضی تعریف و نمونه های آموزشی انتخاب گردید. در این مطالعه، هدف اصلی مقایسه سه الگوریتم طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه بندی پوشش سطح زمین حوزه دره شهر استان ایلام می باشد. در ضمن، کارکرد این روش ها با روش طبقه بندی درختی با سه روش انشعاب مقایسه شده است. نتایج حاصل از ارزیابی دقت تصاویر طبقه بندی شده نشان داد که روش طبقه بندی شبکه عصبی (به جز کوهونن) با دقت کل متوسط ۹۲ و ضریب کاپای ۰/۹۰ دارای دقت بیشتری نسبت

E-mail: arekhi1348@yahoo.com

E-mail: Niazi8127@gmail.com

E-mail: h.ebrahimi33@gmail.com

۱- استادیار گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گلستان.

۲- دانش آموخته کارشناس ارشد آبخیزداری.

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه زابل.

به روش طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) با دقت کل متوسط ۹۰ و ضریب کاپای ۰/۸۸ می باشد. به علاوه، زمانی که روش‌های مختلف شبکه عصبی مورد آنالیز قرار گرفت، مشخص گردید که روش شبکه عصبی آرتمپ فازی نسبت به روش‌های پرسپترو و کوهونن دقت بالاتری (با دقت کل ۲٪ و ۲۲٪ و ضریب کاپای ۳٪ و ۲۴٪ بیشتر) داشت. در این تحقیق، بالاترین دقت طبقه بندی مربوط به طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی بود. بنابراین این مطالعه کارایی و قابلیت الگوریتم های شبکه عصبی مصنوعی را در طبقه بندی تصاویر سنجش از دور اثبات می نماید.

کلید واژه ها: کاربری اراضی، طبقه بندی تصویر، شبکه عصبی پرسپترون، شبکه عصبی کوهونن، شبکه عصبی آرتمپ فازی، طبقه بندی درختی، ETM^+ ، حوزه دره شهر، استان ایلام.

مقدمه

روش‌های سنتی برای بررسی تغییرات کاربری اراضی پوشش اراضی مانند نقشه برداری زمینی، عموماً وقت گیر و پرهزینه بوده و به مهارت‌های خاص نیاز دارد، ولی تقریباً در سه دهه گذشته اطلاعات زیادی درباره سطح زمین و پدیده‌های آن توسط سنجنده های هوایی و فضایی، تهیه شده است که خود مرهون توسعه علم سنجش از دور، در دهه‌های اخیر می باشد. در این میان، استفاده از داده‌های ماهواره‌ای با توجه به ویژگی‌هایی مانند دید وسیع، یکپارچه، استفاده از قسمت‌های مختلف انرژی الکترومغناطیس برای ثبت خصوصیات پدیده‌ها، پوشش تکراری و تصاویر و داده‌های ماهواره ای تهیه نقشه کاربری اراضی است (غیاثوند، ۱۳۷۷: ۱۳۶).

طبقه بندی یک رویکردی است که به وسیله آن بر چسب یا کلاس به پیکسل های موجود در تصاویر ماهواره‌ای براساس خصوصیات شان داده می شود. این خصوصیات معمولاً اندازه گیری‌های عکس العمل طیفی شان در باندهای مختلف می باشد. این فرایند بر چسب زدن از طریق روش‌های تشخیص الگو اجراء می شود. با افزایش شمار ماهواره‌هایی که در مدار قرار می گیرند، با تنوعی از سنجنده‌ها و قدرت تفکیک مکانی، رادیومتری، طیفی و زمانی روبرو هستیم. همچنین با بهبود دسترسی به این اطلاعات، بررسی قابلیت‌های آن‌ها و ارائه معیارهای مستدل برای انتخاب، پردازش و استخراج اطلاعات مفید از آن‌ها امری اجتناب‌پذیر می باشد. بنابراین به کار بردنگیری تصاویر ماهواره‌ای و پردازش رقمی آن‌ها با الگوریتم‌های مناسب موجب می شود، ضمن به حداقل رساندن خطای

انسانی جزئیات، پدیده‌هایی را که چشم انسان قادر به تمایز آن‌ها نیست، شناسایی و تفکیک شوند. به نظر می‌رسد، با استفاده از این تصاویر و تکنیک‌های طبقه‌بندی، می‌توان اراضی را که دارای شباهت‌های سطحی و بازتاب مشابه هستند، در یک طبقه قرار داد و شرط اولیه که همان گروه‌بندی اراضی مشابه است را فراهم آورد (علوی‌پناه و همکاران، ۱۳۸۳: ۴۲۵-۴۳۹).

از آنجا که هدف اصلی از پردازش تصاویر ماهواره‌ای، تهیه نقشه‌های موضوعی و کارآمد می‌باشد، انتخاب روش مناسب طبقه بندی نقش زیادی در این امر ایفا می‌کند. محققان در راستای توسعه روش‌ها و تکنیک‌های پیشرفته طبقه‌بندی، جهت بهبود دقت طبقه‌بندی، تلاش‌های وسیع و گسترده‌ای را انجام داده‌اند که از جمله این روش‌ها می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی^۴، طبقه بندی درختی^۵ و ... اشاره کرد (لوو ونگ^۶، ۲۰۰۷: ۸۲۳). معمول ترین روش های طبقه بندی استفاده شده در سنجش از دور، روش‌های طبقه بندی غیر نظارتی از قبیل ISODATA و روش‌های نظارتی بوده که مشهورترین آن از دسته دوم، روش حداکثر احتمال می‌باشد. روش طبقه بندی حداکثر احتمال براساس رویکرد طبقه بندی احتمالی می‌باشد که در آن هرکلاس طیفی به وسیله یک توزیع نرمال چند متغیره توصیف یا بر چسب زده می‌شود. بنابراین، عملکرد این نوع طبقه بندی وابسته به میزانی تطبیقی است که داده مورد نظر به یک مدل از پیش تعیین شده (مثل توزیع نرمال و...) دارد. در مقابل، اگر داده‌ها از لحاظ ساختار پیچیده باشند، تطبیق دادن آن به یک مدل از پیش تعیین شده یک مشکل جدی محسوب می‌شود. به منظور غلبه به این مشکل که در ذات روش‌های آماری (طبقه بندی پارامتریک) هستند، روش‌های طبقه بندی غیرپارامتریک از قبیل روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، طبقه بندی درختی و... به طور فزاینده‌ای در حال استفاده شدن هستند. در عین حال، روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و درختی به طور وسیع به وسیله جامعه سنجش از دور برای طبقه بندی کاربری اراضی علیرغم ماهیت غیر پارامتریکی، سادگی و انعطاف پذیری شان به طور وسیع مورد استفاده واقع نشده است (فریدل و دیگران^۷، ۱۹۹۷: ۴۰۹-۳۹۹). ماهیت غیر پارامتریکی به این معنی است که می‌توانند داده‌های غیر نرمال، ناهمگن و نویزدار و همچنین روابط غیر خطی بین عوارض و کلاس‌ها، ارزش‌های مفقود و مضافاً^۸ داده‌های عددی و طبقه‌ای را مورد پردازش قرار دهند (کوینلان^۸، ۱۹۹۲: ۱۶۹۹).

بسیاری از مطالعات نشان داده که تکنیک‌هایی از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی، طبقه بندی درختی و... اغلب قادر به طبقه بندی داده‌های ماهواره‌ای با دقت بالاتری نسبت به روش‌های طبقه بندی آماری سنتی می‌باشند (فودی و

4 - Artificial neural network

5 - Decision tree

6 - Lu and Weng

7 - Friedl et al

8 - Quinlan

ماتور، ۲۰۰۴؛ هوانگ، ۲۰۰۲). در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کاربردهای مختلف توسعه یافته است. هر یک از بهترین کاربردها، استفاده از آن‌ها برای طبقه‌بندی تصاویر چند طیفی سنجنش از دور است (دهستانی، ۱۳۷۷: ۱۳۰). الگوریتم‌های مورد بررسی واقع شده در این مطالعه شامل روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، کوهونن و آرتمپ فازی^۹ می‌باشد.

روش‌های طبقه‌بندی همچون الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و ... روش‌های یک مرحله‌ای نامیده می‌شوند و برای هر پیکسل فقط یک برچسب را تعیین می‌کنند. در مقابل، روش‌های طبقه‌بندی درختی رویکردهای چند مرحله‌ای نامیده می‌شوند. برخلاف سایر رویکردهای طبقه‌بندی که از یک سری مشخصه‌ها (باندها) به طور همزمان جهت اجرای طبقه‌بندی در تک مرحله استفاده می‌نمایند، طبقه‌بندی درختی براساس یک طرح تصمیم‌گیری چند مرحله‌ای یا سلسله‌ای می‌باشد. در ضمن، همانند هر الگوریتم طبقه‌بندی دیگر یا سایر طبقه‌بندی‌ها، دقت یک طبقه‌بندی انجام شده به وسیله روش‌های طبقه‌بندی درختی بستگی به فاکتورهایی از قبیل اندازه و ترکیب داده‌های تعلیمی، روش انتخاب مشخصه، انتخاب روش هرس کردن و نوع روش طبقه‌بندی درخت تصمیم‌گیری دارد. روش درخت تصمیم‌گیری تک‌عامله که شامل مدل C4.5 می‌باشد (کوینلن، ۱۹۹۲: ۱۶۹)، در این مطالعه مورد بررسی واقع شده است.

در زمینه طبقه‌بندی پوشش گیاهی و کاربری اراضی با استفاده از داده‌های سنجنش از دور مقالات متعددی وجود دارد. به خاطر محدودیت‌های روش‌های سنتی، در سال‌های اخیر، رویکردهای طبقه‌بندی شبکه عصبی و درختی که خصوصیات غیر خطی و غیر پارامتریکی دارند، در سطح منطقه‌ای و جهانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. (هانسون و همکاران^{۱۰} ۱۹۹۶: ۱۰۸۱-۱۰۷۵) از داده‌های NOAA/AVHR برای تهیه نقشه پوشش سطح زمین در مقیاس جهانی و با قدرت تفکیک مکانی ۱°*۱° و روش‌های حداکثر احتمال و طبقه‌بندی درختی استفاده کرده‌اند. در این بررسی دقت روش طبقه‌بندی درختی نسبت به حداکثر احتمال بهتر گزارش شده است (هانسون و همکاران، ۱۰۸۱: ۱۰۷۵)، (دفریس و همکاران^{۱۱} ۱۹۹۸) با استفاده از روش طبقه‌بندی درختی پوشش سطح زمین را در مقیاس جهانی تهیه نموده‌اند (دفریس و همکاران، ۱۹۹۴: ۳۱۴۱-۳۱۶۸). هانسن و همکاران (۲۰۰۰) نیز از همین رویکرد استفاده نموده‌اند (هانسن و همکاران، ۲۰۰۰: ۱۳۳۱-۱۳۶۴). شبکه عصبی BP روش دیگری می‌باشد که به طور گسترده در

9 -Fuzzy Artmap
10 - Hanson, et al
11 - DeFries et al

طبقه بندی داده‌های سنجش از دور مورد بررسی واقع شده است. برای غلبه به مشکل ساختار BP، روش آرتمپ فازی توسعه یافت که این روش می تواند منطق فازی و تئوری تشدید انطباقی را با هم تلفیق کند. (گوپال و همکاران^{۱۲} ۱۹۹۹) با استفاده از رویکرد آرتمپ فازی پوشش سطح زمین را در مقیاس جهانی تهیه نموده اند (گوپال و همکاران، ۱۹۹۹: ۲۳۰-۲۴۳). (بوراک و استرال^{۱۳} ۱۹۹۹) روش‌های درخت تصمیم گیری و آرتمپ فازی را مقایسه نموده و نتیجه گرفتند که روش طبقه بندی درختی می تواند بیشتر اطلاعات تصویر را حفظ نموده و نسبت به نمونه تعلیمی حساس نمی باشد، در حالی که آرتمپ فازی نسبت به درخت تصمیم گیری دقت بالاتری دارد (بوراک و استرال^{۱۳} ۱۹۹۹: ۹۱۹-۹۳۸).

این مطالعه جهت ارزیابی کارایی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون، کوهونن و آرتمپ فازی) با استفاده از داده های لندست ETM⁺ صورت گرفته است. در ضمن، کارکرد این روش‌ها با روش طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) مقایسه شده است.

روش های طبقه بندی

چهار الگوریتم طبقه بندی که برای این مطالعه مورد استفاده قرار گرفتند، عبارتند از: روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، کوهونن، آرتمپ فازی و طبقه بندی درختی.

روش های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی

مفهوم شبکه عصبی مصنوعی از سیستم عصبی انسان گرفته شده است. این شبکه‌ها با دو روش بدون نظارت و با نظارت به طبقه بندی الگوهای ورودی می پردازند. در روش بدون نظارت، الگوهای خروجی معرفی نمی شوند و خود سیستم بر اساس شباهت الگوهای ورودی، آن‌ها را طبقه بندی می نماید ولی در روش با نظارت، ورودی به سیستم اعمال و اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب برای تغییر و تطبیق وزن ها به کار بردن می رود. مقدمه فرایند طبقه بندی، مرحله آموزش می باشد که شبکه از طریق تغییر و تنظیم وزن‌های ارتباطی بین لایه ها، فرایند آموزش را انجام می دهد. در این مطالعه، شبکه های عصبی مصنوعی پرسپترون، کوهونن و آرتمپ فازی استفاده شده است.

روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون

شبکه عصبی پرسپترون، اولین شبکه کاربردی در تاریخ شبکه عصبی مصنوعی و نماد شبکه عصبی پیشخور با ناظر می باشد و طرح آن شامل یک لایه وردی، حداقل یک لایه مخفی و یک لایه خروجی می باشد. هر لایه از واحدهای پردازش غیر خطی به نام نرون ها (اعصاب) ساخته شده و اتصالات بین نرون ها در لایه های پشت سر هم (متوالی)، اوزان مرتبط را حمل می کند. اتصالات جهت دار هستند و تنها در جهت رو به جلو می باشند. روش یادگیری در الگوریتم با ناظر، روش پس انتشار خطا است. در این روش وزن شبکه به شیوه گرادیان تنظیم می شود، بدین صورت که پس از اینکه مقدار خروجی مطلوب با خروجی واقعی شبکه مقایسه شد، شبکه به جستجوی بیشترین شیب نزولی پرداخته و در تکرارهای بعدی پارامترهای شبکه با راهنمایی شیب نزولی خطا تنظیم می شود و در این فرایند، تنظیم پارامترها آن قدر تکرار می شود تا مقدار خطای شبکه به مقدار قابل قبولی برسد (بی شاپ^۴، ۱۹۹۵: ۴۸۲).

روش شبکه عصبی کوهونن

شبکه کوهونن، یک شبکه دولایه با آموزش بدون ناظر می باشد. شبکه کوهونن، یک شبکه خود سامانده می باشد که نگاشتی از نمونه های معرفی شده جهت آموزش را یاد می گیرد (کوهونن^{۱۵}، ۱۹۹۶: ۳۱۲). ساختار یک شبکه کوهونن مانند ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه، دارای یک لایه ورودی و تعدادی نرون خروجی می باشد:

آموزش شبکه کوهونن با n ورودی و m خروجی به صورت زیر می باشد:

۱- ابتدا مقادیر اولیه وزن های شبکه به طور تصادفی انتخاب می شوند.

۲- نمونه های آموزشی، به شبکه معرفی می گردند

۳- مقادیر زیر، برای هر یک از نرون های لایه خروجی محاسبه می شود.

$$d_{\min} = \min \{d_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2, j = 1, \dots, m\} \quad (۱)$$

۴- نرون خروجی برنده، مشخص می شود و با به کارگیری یک تابع همسایگی، وزن ها اصلاح می شوند.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)N(t)(x_i - w_{ij}(t)) \quad (۲)$$

14 - Bishop

15 - Kohonen

در رابطه بالا $\eta(t)$ پارامتر آموزش و $N(t)$ تابع همسایگی می باشد.

۵- مقدار t افزوده می شود.

۶- الگوریتم از مرحله ۲ تکرار می شود، تعداد تکرارها می تواند ثابت در نظر گرفته شود و یا تکرار تا زمانی صورت گیرد که شبکه آموزش دیده باشد، یعنی مقادیر وزن ها تغییرات ناچیزی داشته باشند (میکلاس^{۱۶}، ۲۰۰۰: ۱-۱۱). بعد از اینکه شبکه آموزش داده شد، لازم است نمونه ها به شبکه معرفی شوند. خروجی شبکه بر اساس کم-ترین فاصله می باشد. از میان نرون های خروجی، نرونی به عنوان برنده (خروجی شبکه) انتخاب می گردد که در میان نرون های خروجی، کم ترین فاصله اقلیدسی را با نمونه ورودی داشته باشد (میکلاس، ۲۰۰۰: ۱-۱۱). خروجی شبکه کوهونن، نگاشت توپولوژیکی متناظر با ورود های شبکه می باشد.

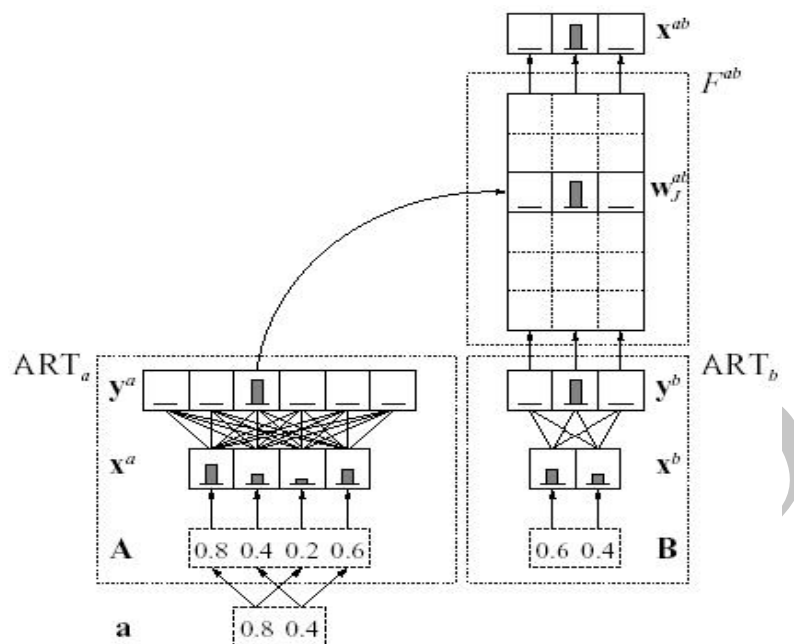
روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی

این شبکه در سال ۱۹۹۲ توسط کارپنتر و همکارانش^{۱۷} معرفی گردید: (کارپنتر و همکارانش، ۱۹۹۱: ۵۶۵-۵۸۸) آرتمپ فازی یک شبکه نظارتی است که از ترکیب دو شبکه آرت فازی با نامهای ART_a و ART_b حاصل می شود. در ادامه، پارامترهای این دو شبکه مشخص می گردند. این دو شبکه، توسط یک سری اتصالات که بین لایه های F_2 ی این دو شبکه قرار دارند و فضای نگاشت^{۱۸} نامیده می شوند و با F_{ab} نمایش داده می شوند، به همدیگر مرتبط می گردند. هر کدام از این اتصالات دارای وزن w_{ij} که مقداری بین ۰ و ۱ اختیار می کنند، می باشد. فضای نگاشت دارای دو پارامتر β_{ab} و ρ_{ab} و بردار خروجی X^{ab} می باشد. بردار ورودی به ART_a تحت کدگذاری مکمل به بردار A تبدیل می شود. شکل ۱ ساختار آرتمپ فازی را نشان می دهد.

16 - Miklos

17 - Carpenter et al

18 - Mapfield



شکل ۱: شبکه Fuzzy ARTMAP

در مرحله آموزش شبکه آرت‌مپ فازی، بردار الگوی ورودی به شبکه ART_a و خروجی خواسته شده (B) ^{۱۹} مرتبط با الگوی ورودی A به شبکه ART_b ارائه می‌شود. در ART_b ، پارامتر مراقبت (ρ_b) جهت متمایز نمودن بردارهای خروجی خواسته شده، به ۱ مقداردهی می‌شود. پس از ارائه بردارهای B و A، شبکه‌های ART_b و ART_a وارد مرحله تشدید می‌شوند. در این مرحله، معیار مراقبت دیگری که طبق رابطه (۳) تعریف شده است، جهت ارزیابی اینکه آیا نرون برنده در ART_a با بردار خروجی خواسته شده در ART_b مرتبط است، محاسبه می‌گردد.

$$\frac{|y^b \wedge w_j^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در رابطه (۳)، بردار خروجی در ART_b (الگودر F_p^b) و J ، اندیس نرون برنده در F_p^a و w_j^{ab} ، وزن های اتصالات فضای نگاشت با نرون J ام در F_p^a $\rho_{ab} \in [0,1]$ و پارامتر مراقبت در فضای نگاشت است. اگر معیار فوق برآورده نشود، پارامتر مراقبت در ART_a به مقدار مشخصی افزایش می‌یابد تا نرون

برنده دیگری توسط شبکه آرتمپ فازی انتخاب شود. بردار A مجدداً به شبکه وارد می شود و این عمل تکرار می شود تا اینکه معیار مراقبت ارضاء شود. در این هنگام وزن های اتصالات فضای نگاشت طبق رابطه زیر بروز می گردد:

$$W_J^{ab} = \beta_{ab} X^{ab} + (1 - \beta_{ab}) W_J^{ab} \quad \text{رابطه (۴)}$$

مقدار اولیه ρ_a توسط پارامتر مراقبت پایه ($\bar{\rho}_a$)، مشخص می شود. بعد از بروزآوری وزن ها، پارامتر مراقبت در ART_a مجدداً به این مقدار پایه، مقدار دهی می شود. بعد از اتمام مرحله آموزش، مقادیر پارامترهای ρ_a و β_a به صفر مقدار دهی می شوند. بردار خروجی فضای نگاشت به صورت زیر مشخص می شود:

$$X^{ab} = W_J^{ab} \quad \text{رابطه (۵)}$$

به طوری که J اندیس نرون برنده در F_p^a می باشد. این رابطه نشان می دهد که به هر نرون لایه F_p^a ، توسط فضای نگاشت یک شماره دسته (دسته بندی)^{۲۰} تخصیص می یابد.

روش طبقه بندی درختی

در نرم افزار ادیسی طبقه بندی درختی براساس الگوریتم (کوئین لن^{۲۱} ۱۹۹۲:۱۶۹) می باشد. در عمل، این الگوریتم مشخصه ای (از قبیل باند انعکاسی) را به صورت تکراری انتخاب نموده، نمونه هایی که قابلیت تفکیک دارند را به دو گروه تقسیم نموده و تفاوت در داخل هر زیر گروه را به حداقل می رساند، ضمن اینکه بین گروه ها حداکثر تمایز را ایجاد می کند.

طبقه بندی درختی با تفکیک به طور متوالی داده ها در هر میانگروه به میانگروه های جدید حاوی زیر مجموعه های همگن تر پیکسل های تعلیمی پیش می رود. یک میانگروه جدیداً ایجاد شده ممکن است در حالتی که پیکسل های تعلیمی حاوی تنها یک کلاس است یا غلبه پیکسل ها با یک کلاس است، ایجاد یک برگ نماید. زمانی که دیگر میانگروه ای برای انشعاب (تفکیک)^{۲۲} وجود ندارد، قواعد نهایی طبقه بندی درختی شکل می گیرد. نرم افزار ادیسی سه الگوریتم انشعاب: آنتروپی، نسبت بهره و جینی را به کار می برد.

روش انشعاب آنتروپی^{۲۳}: رابطه آن به شرح زیر است:

20 -Classifying

21- Quinlan

22 - splitting

23 - Entropy

$$\text{Entropy} = - \sum_{j=1}^k \frac{\text{freq}(C_j, S)}{|S|} \times \log_2 \left(\frac{\text{freq}(C_j, S)}{|S|} \right) \quad \text{رابطه (۶)}$$

در رابطه فوق:

$|S|$: تعداد پیکسل‌ها در گروه S

C_j : تعداد پیکسل‌های کلاس j در گروه S

روش انشعاب نسبت بهره^{۲۴}

الگوریتم نسبت بهره سعی می‌کند از طریق فرایند نرمال سازی به انحراف (بیش انشعاب)^{۲۵} بالقوه الگوریتم آنتروپی غلبه کند. اگر ما اطلاعات انشعاب (X) را به صورت زیر تعریف کنیم (زامبون و همکاران^{۲۶}، ۲۰۰۶: ۳۰-۲۵).

$$\text{splitinfo}(X) = - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{S} \times \log_2 \left(\frac{|S_i|}{|S|} \right) \quad \text{رابطه (۷)}$$

اطلاعات انشعاب^{۲۷} ارائه کننده اطلاعات بالقوه تولید شده از طریق تقسیم گروه S به n زیر گروه است.

روش انشعاب جینی^{۲۸}

روش انشعاب جینی سعی می‌کند همگن ترین دسته را در میان سری داده‌ها پیدا کند و آن را از بقیه داده‌ها جدا کند (زامبون و همکاران^{۲۹}، ۲۰۰۶: ۲۵-۳۰).

$$\text{Gini}(S) = \sum_i \text{freq}(C_j, S) \times (1 - \text{freq}(C_j, S)) \quad \text{رابطه (۸)}$$

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با مساحت ۸۰۴۷۰ هکتار در استان ایلام و شهرستان دره‌شهر قرار گرفته و دارای مختصات جغرافیایی ۳۲° ۵۵' ۴۶" تا ۳۳° ۵۷' ۴۷" طول شرقی و ۳۳° ۰۰' ۵۳" تا ۳۳° ۲۳' ۱۵" عرض شمالی می‌باشد (شکل ۲).

24 - Gain ratio

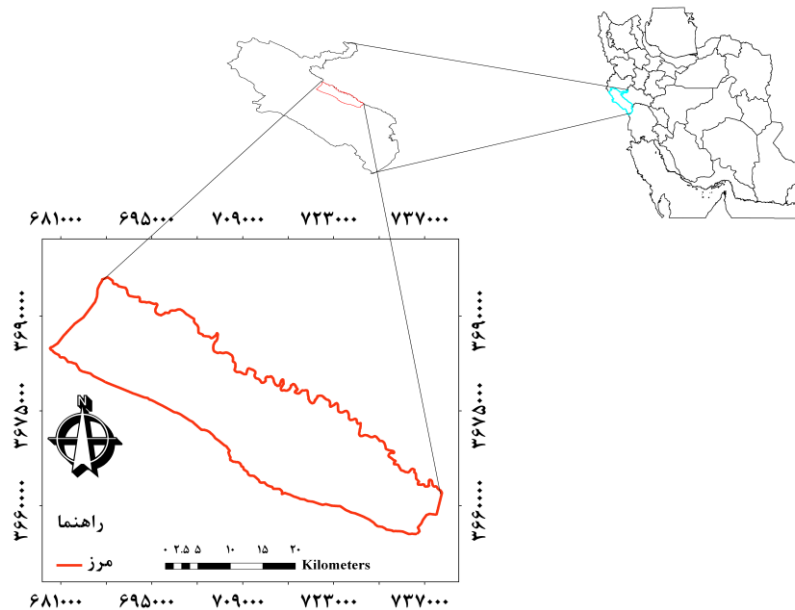
25 - Oversplitting

26 Zambon et al

27 - Splitinfo

28 - Gini

29 - Zambon et al



شکل ۲: موقعیت کشوری و استانی منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق از تصویر ماهواره‌ای لندست (ETM⁺) به تاریخ ۱۰/۴/۲۰۰۱، عکس‌های هوایی ۱:۲۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای Google Earth و نرم‌افزارهای ENVI 4.5، Idrisi 3.2 و ArcGIS 9.2 استفاده شده است. لازم به ذکر است که از نرم‌افزار ENVI 4.5 برای پیش پردازش‌های از قبیل تلفیق لایه ها^{۳۰}، تغییر اندازه پیکسل^{۳۱}، بریدن مرز^{۳۲} ... و از نرم‌افزار Idrisi 3.2 برای طبقه بندی تصویر ماهواره‌ای و از نرم‌افزار ArcGIS برای گرفتن خروجی^{۳۳} استفاده گردیده است.

روش تحقیق

مراحل کار جهت طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای ETM⁺ با چهار روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، شبکه عصبی کوهونن، آرت‌مپ فازی و طبقه بندی درختی مصنوعی به شرح زیر بوده است:

تصحیح هندسی

تطابق هندسی (زمین مرجع نمودن) این تصویر با استفاده از بسته نرم‌افزاری ENVI 4.5 و به کار بردن تبدیل چند جمله‌ای صورت گرفت. مختصات نقاط کنترل زمینی از روی نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰، عکس‌های هوایی ۱:۲۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث و نقاط مرجع زمینی با استفاده از GPS به دست آمدند. این تصویر با

- 30 - Layer stacking
- 31 - Resize
- 32 - Subsetting or Masking
- 33 - Layout

توزیع مناسب نقاط کنترلی و میزان خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) حدود ۰/۵۷ پیکسل ثبت شد. در پایان، روش نمونه‌گیری مجدد نزدیک‌ترین همسایه برای تعیین مقادیر جدید پیکسل به کار رفت. پس از آن که داده‌ها مورد تصحیح هندسی قرار گرفتند، برای بهره‌مندی از توان اطلاعاتی داده‌ها، به کمک الگوریتم‌های طبقه‌بندی، قابلیت آن‌ها برای تفکیک کلاسه‌های موضوعی که در تحقیق مورد نظر هستند، مورد بررسی و آزمون قرار گرفتند. براساس تجربه و نتایج تحقیقات گذشته، باندهای مصنوعی نظیر مؤلفه‌های اصلی و نسبت‌گیری‌هایی مثل NDVI و RVI به همراه باندهای اصلی سنجنده (ETM⁺ به جز باند ۶) می‌توانند برای تفکیک بهتر کلاسه‌ها مورد استفاده قرار گیرند. ایجاد این باندها خود نوعی عملیات بارسازی بوده که در نتیجه منجر به تغییر DNS^{۳۴} شده و جزو عملیات قبل از طبقه‌بندی محسوب می‌شوند. شاخص‌های مزبور پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر سنجنده ETM⁺ تولید شدند. در نهایت، این باندهای مصنوعی به همراه باندهای اصلی و مصنوعی دیگر در فرایند انتخاب مناسب‌ترین باندها برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته و از بین آن‌ها مناسب‌ترین مجموعه باندها برای طبقه‌بندی انتخاب گردید (سارویی، ۱۳۷۸: ۱۱۵).

طبقه‌بندی و تهیه نقشه پوشش زمینی

با هدف تفکیک پوشش‌های زمینی عمده منطقه بر روی داده‌های ماهواره‌ای، از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، شبکه عصبی کوهونن، شبکه عصبی آرتمپ فازی و طبقه‌بندی درختی (با سه روش انشعاب) استفاده گردید. انتخاب نمونه‌های تعلیمی مورد نیاز برای طبقه‌بندی کلاسه‌های مختلف در منطقه با شناخت از منطقه و با استفاده از اطلاعات جنبی و استفاده از تصویر رنگی مرکب ۴،۳،۲ (RGB) صورت گرفت. انتخاب این تصویر رنگی مرکب صرفاً جهت شناسایی کلاسه‌های مورد نظر و انتخاب بهترین نمونه‌های تعلیمی بوده است. برای این منظور در منطقه مورد مطالعه به فراخور سهم هر طبقه تعداد مناسبی نمونه تعلیمی به طور تصادفی با استفاده از بررسی‌های میدانی، تصاویر گوگل ارث^{۳۵} و تصاویر رنگی مرکب انتخاب گردیدند. برای بررسی تشابه طبقات و میزان تفکیک-پذیری و تباین کلاسه‌ها، از روش ارزیابی کمی تفکیک‌پذیری استفاده و تفکیک‌پذیری آن‌ها با استفاده از شاخص فاصله جفریس ماتوسیتا^{۳۶} بررسی شد. معادله شاخص فاصله جفریس ماتوسیتا به شرح زیر است:

- 34 - Digital Numbers
- 35 - Google Earth
- 36 - Jefferies Matusita

$$J_{ij} = 2(1 - e^{-\alpha})$$

رابطه (۹)

$$\alpha = \frac{1}{\lambda} (m_i - m_j) \left(\frac{\sum i + \sum j}{2} \right)^{-1} (m_i - m_j) + \frac{1}{\lambda} \ln \left(\frac{|\sum i + \sum j| / 2}{|\sum i|^{1/2} \times |\sum j|^{1/2}} \right)$$

در رابطه بالا m_i و m_j به ترتیب بردارهای میانگین برای کلاس های i و j بوده و $\sum i$ و $\sum j$ ماتریس های کواریانس برای کلاس i و j هستند.

با هدف انتخاب بهترین مجموعه باندهای که تفکیک پذیری طبقات برای طبقه بندی در آنها بهتر صورت پذیرد از مشخصه های آماری نمونه های تعلیمی استفاده گردید که مبتنی بر واگرایی بین نشانه های طیفی مربوط به طبقات بر پایه محاسبه میانگین و ماتریس واریانس - کواریانس طبقات در نمونه های تعلیمی انتخابی می باشند. پس از انتخاب بهترین ترکیبات باندی عملیات طبقه بندی با استفاده از الگوریتم های شبکه عصبی مصنوعی (سه روش) و روش طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) صورت گرفت. به منظور حذف پیکسل های منفرد و پراکنده در سطح تصویر طبقه بندی شده و همچنین به دست آوردن تصویر مطلوب و با وضوح بیشتر، از فیلتر پایین گذر نما در اندازه 3×3 پیکسل استفاده شد.

بررسی صحت نقشه های حاصل از طبقه بندی

لازمه استفاده از هر نوع اطلاعات موضوعی، آگاهی از میزان صحت آن است. صحت اطلاعات در واقع میزان احتمال درستی است (رایس و موریس^{۳۷}، ۱۹۹۷:۳۸۳۴) برای ارزیابی صحت نقشه های طبقه بندی شده به روش های مختلف، با قطع دادن هر یک از نقشه های طبقه بندی شده با نقشه واقعیت زمینی و تشکیل ماتریس خطا^{۳۸}، از دقت تولید کننده^{۳۹}، دقت استفاده کننده^{۴۰}، دقت کل^{۴۱} و ضریب کاپا^{۴۲} استفاده گردید (لی یو و همکاران^{۴۳}، ۲۰۰۴: ۲۳۶۵-۲۴۰۷).

37- Wright and Morrice

38 - Confusion matrix

39 - Producer' s accuracy

40- User's accuracy

41 - Overall accuracy

42 - Kappa Coefficient

43 - Lu et al

یافته‌ها

با انجام عملیات میدانی و اعمال تصحیح، بارسازی و طبقه بندی داده رقومی مورد استفاده در تهیه نقشه پوشش اراضی منطقه، نتایجی به شرح ذیل حاصل شد:

تصحیح هندسی با استفاده از ۴۵ نقطه کنترل زمینی و با پراکنش مناسب و استفاده از معادله درجه اول مقدار خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) معادل ۰/۵۷ پیکسل صورت گرفت. در این تحقیق نتایج بررسی تفکیک پذیری طبقات و انتخاب مجموعه بانندی مناسب برای طبقه بندی تصویر و تهیه نقشه کاربری اراضی حوضه نشان داد که با وجود استفاده از مجموعه باندهای اصلی و باندهای مصنوعی حاصل از آنالیزهای مختلف (باندهای حاصل از نسبت گیری‌ها و تجزیه مولفه‌های اصلی)، باندهای اصلی سنجنده ETM^+ مناسب‌ترین مجموعه بانندی برای تفکیک کلاس‌های مورد نظر بوده‌اند. این امر نشان داد که باندهای پردازش شده تأثیری در تفکیک پذیری طبقات در این تحقیق نداشتند.

در این مطالعه، جهت جمع آوری نمونه‌های تعلیمی و آزمایشی برای تصویر ماهواره‌ای ETM^+ ، روش نمونه گیری تصادفی به کار رفت. کل نمونه‌های انتخاب شده به دو بخش تقسیم شدند، ۵۰٪ برای تعلیم و مابقی برای آزمایش روش‌های طبقه بندی. این کار برای اجتناب از هر گونه اشتباه از به کار بردن بردن سری یکسان از نمونه‌ها در دو فاز تعلیم و آزمایش صورت گرفت.

جهت طبقه بندی تصویر ماهواره ای ETM^+ کلاس‌های کاربری اراضی در چهار گروه تحت عنوان کلاس اراضی کشاورزی، مرتع، جنگل و اراضی بایر تعیین و سپس نمونه‌های تعلیمی از سطح منطقه با استفاده از تصاویر ماهواره-ای گوگل ارث و بازدید میدانی جمع آوری شد. در مرحله بعد با استفاده از ویژگی‌های تصاویر، کلاس‌های پوشش اراضی در محدوده مورد مطالعه وارد شد و تفکیک پذیری کلاس‌ها با استفاده از روش جفریس ماتوسیتا^{۲۲} محاسبه شده و نتایج آن در جدول ۱ ارائه گردیده است.

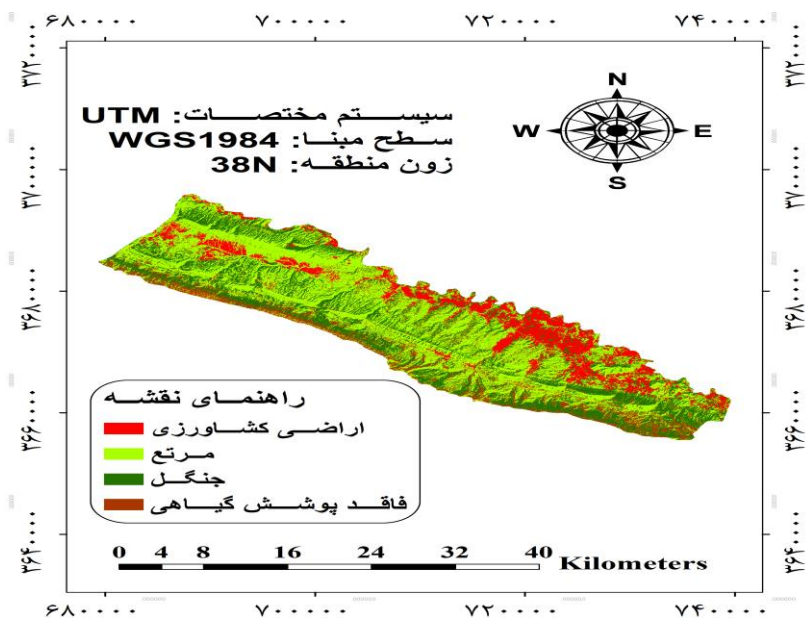
نتایج بررسی تفکیک پذیری طبقات با معیار فاصله جفریس ماتوسیتا نشان داد که میزان تفکیک پذیری طبقات به جزو طبقه جنگل با مرتع که از تفکیک پذیری تقریباً کمی برخوردار بودند، با یکدیگر خوب بوده است. علت عدم

تفکیک مناسب این دو طبقه را می توان در وجود تداخل طیفی بین دو گونه (حضور درختان منفرد در داخل مرتع) و تشابه طیفی آن ها با یکدیگر جستجو کرد.

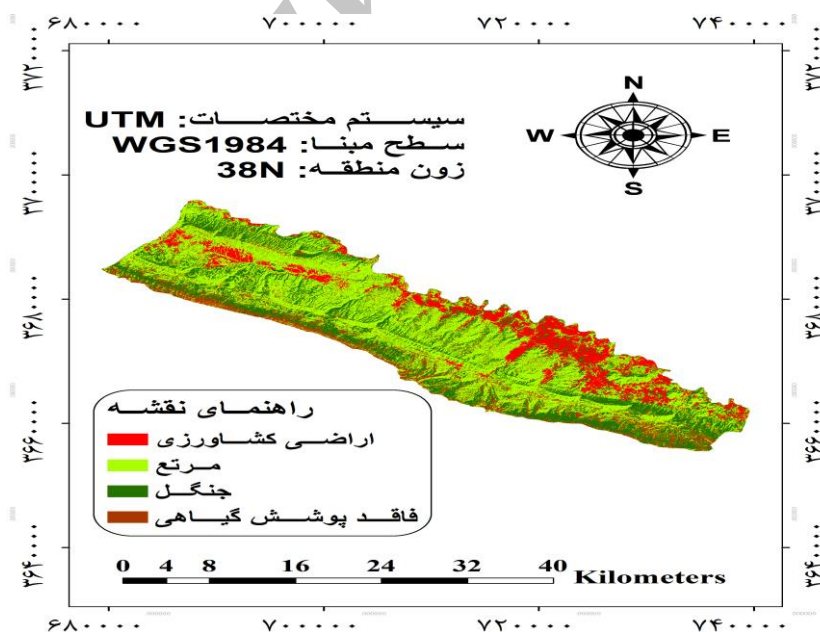
پس از مشخص نمودن میزان تفکیک پذیری کلاس ها، نسبت به طبقه بندی به چهار روش طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، کوهونن، مصنوعی آرتمپ فازی و طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) اقدام شد. بدین ترتیب نقشه های پوشش اراضی مربوط به سال ۲۰۰۱ به دست آمد (اشکال ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸). در مرحله بعدی با انجام عملیات میدانی، استفاده از عکس های هوایی ۱:۲۰۰۰۰، تصاویر ماهواره ای گوگل ارث و نمونه برداری تصادفی از سطح منطقه مورد مطالعه، پارامترهای آماری ماتریس خطا (خطای گماشته شده و خطای حذف شده)، دقت تولیدکننده، دقت استفاده کننده، دقت کل و ضریب کاپا به شرح جداول ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹ و ۱۰ استخراج گردید. زمانی که نتایج جداول ۸ و ۹ آنالیز می شود، چندین نتیجه مهم گرفته می شود: اولاً، مشاهده شد که کلاس اراضی کشاورزی با دقت تولید کننده ۱۰۰٪ طبقه بندی شده است (به جزو روش شبکه عصبی کوهونن). این نشان دهنده قابلیت تفکیک طیفی بالا برای این کلاس است. دوم، طبق نتایج مشاهده شد که پایین ترین دقت تولید کننده در مورد کلاس مرتع بوده است. این کلاس با دقت تولید کننده ۵۶/۵۷٪ برای تصویر این منطقه طبقه بندی شده است (در حالت استفاده از روش شبکه کوهونن). در حالی که دو روش دیگر طبقه بندی شبکه عصبی (۸۰٪) و روش های انشعاب طبقه بندی درختی (۷۴٪) دقت تولید کننده بهتری را برای این کلاس نشان دادند. در ضمن، همچنین مشاهده شد که پایین ترین دقت استفاده کننده در مورد کلاس مرتع بوده است. این کلاس با دقت استفاده کننده ۶۸/۷۵٪ برای تصویر این منطقه طبقه بندی شده است (در حالت استفاده از روش شبکه کوهونن). دلیل این امر می تواند پیچیدگی یا نزدیکی مرزهای حاصل از مشابهت طیفی بالا با سایر کلاس ها و پیکسل های آمیخته در نمونه های تعلیمی و آزمایشی باشد. آنالیز تفصیلی ماتریس های مجاور نشان می دهد که کلاس جنگل با کلاس مرتع آمیخته شده است. دلیل آن را می توان در وجود تداخل طیفی بین دو طبقه جستجو کرد.

نتایج طبقه بندی با استفاده از روش های شبکه عصبی مصنوعی (شبکه عصبی پرسپترون، کوهونن و آرتمپ فازی) و طبقه بندی درختی در جدول ۱۰ ارائه شده است. طبق جدول ۱۰، روش طبقه بندی درختی با سه روش انشعاب (نسبت بهره، آنتروپی و جینی) به ترتیب دقت کل متوسط ۹۰ و ضریب کاپای ۰/۸۸ را ایجاد نموده، در حالی که روش های شبکه عصبی به ترتیب با دقت ۹۲ و ضریب کاپای ۰/۹۰ (به جزو روش کوهونن) ایجاد نموده است. از اینرو، روش های طبقه بندی شبکه عصبی (با دقت کل متوسط ۲ و ضریب کاپای متوسط ۰/۲) نسبت به روش طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) برای سری داده های مورد استفاده در این مطالعه از دقت بالاتری برخوردار بوده است. بعلاوه، زمانی که روش های مختلف شبکه عصبی مورد آنالیز قرار گرفت، مشخص گردید که روش شبکه

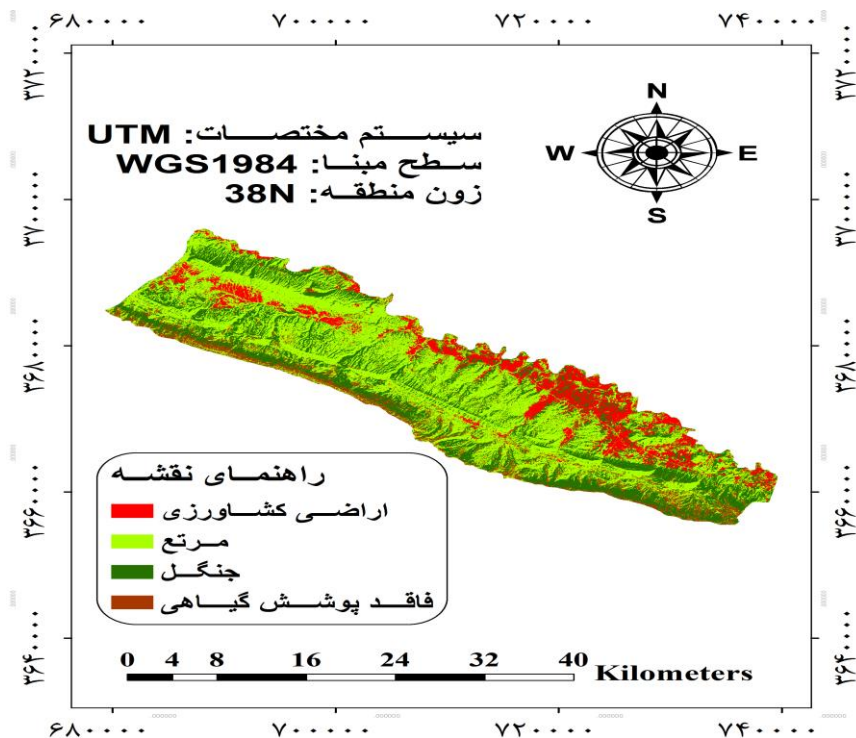
عصبی آرتمپ فازی نسبت به روش‌های پرسپترو و کوهونن دقت بالاتری (با دقت کل ۰.۲٪ و ۰.۲۲٪ و ضریب کاپای ۰.۳٪ و ۰.۲۴٪ بیشتر) داشت. در نهایت می‌توان گفت که از بین سه روش انشعاب به کار گرفته شده در این مطالعه اختلاف معنی‌داری وجود ندارد.



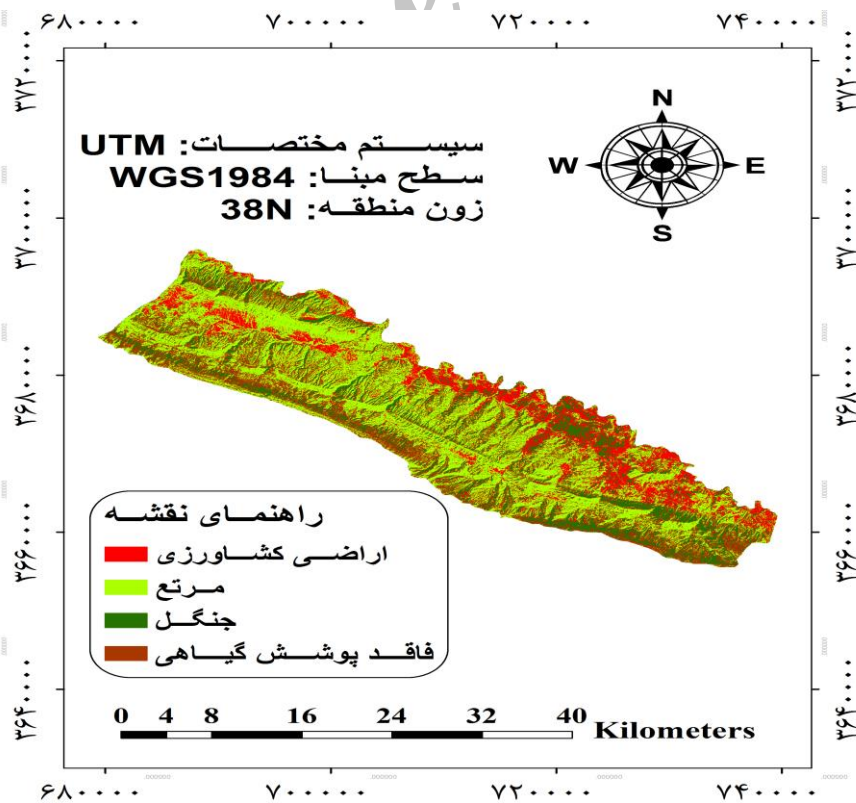
شکل ۳: طبقه‌بندی با استفاده از روش طبقه‌بندی درختی (روش انشعاب جینی)



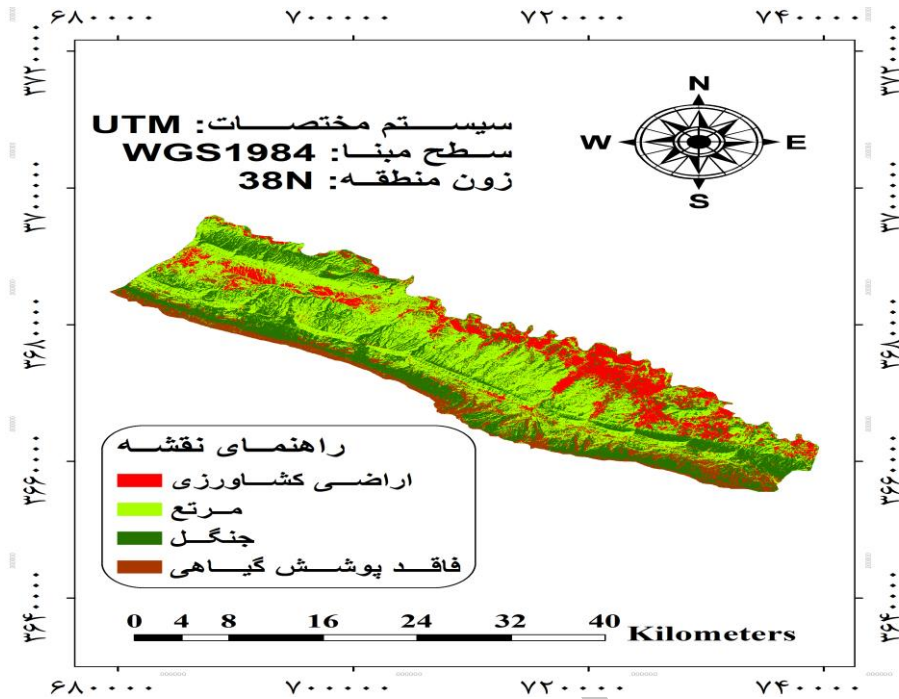
شکل ۴: طبقه‌بندی با استفاده از روش طبقه‌بندی درختی (روش انشعاب آنتروپی)



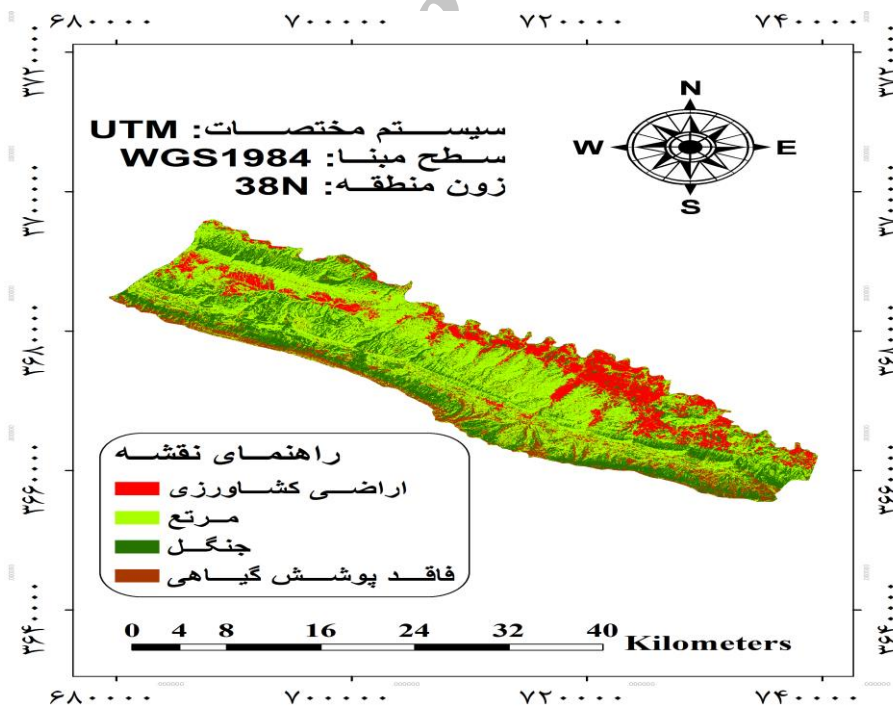
شکل ۵: طبقه بندی با استفاده از روش طبقه بندی درختی (روش انشعاب نسبت بهره)



شکل ۶: طبقه بندی با استفاده از روش کوهونن



شکل ۷: طبقه بندی با استفاده از روش پرسپترون



شکل ۸: طبقه بندی با استفاده از روش آرتنپ فازی

جدول ۱- میزان تفکیک پذیری برای کلاس های نقشه پوشش اراضی استخراج شده از تصویر ETM⁺

عنوان ۱	عنوان ۲	میزان تفکیک پذیری
اراضی کشاورزی	مرتع	۱/۹۹۹
	جنگل	۱/۹۹۹
	مناطق فاقد پوشش گیاهی	۱/۹۹۹
مرتع	اراضی کشاورزی	۱/۹۹۹
	جنگل	۱/۶۴۱
	مناطق فاقد پوشش گیاهی	۱/۸۹۹
جنگل	اراضی کشاورزی	۱/۹۹۹
	مرتع	۱/۶۴۱
	مناطق فاقد پوشش گیاهی	۱/۹۸۳
مناطق فاقد پوشش گیاهی	اراضی کشاورزی	۱/۹۹۹
	مرتع	۱/۸۹۹
	جنگل	۱/۹۸۳

جدول ۲- ماتریس خطای طبقه بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش انشعاب نسبت بهره)

کلاس	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گماشته شده (درصد)
اراضی کشاورزی	۵۲۱	۶۶	۲	۰	۵۸۹	۰/۱۱۵۴
مناطق فاقد پوشش	۴۱	۱۰۷۳	۴۰	۳	۱۱۵۷	۰/۰۷۲۶
مرتع	۵	۴۷	۸۷۳	۰	۹۲۵	۰/۰۵۶۲
جنگل	۰	۰	۰	۱۹۷۴	۱۹۷۴	۰
مجموع	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
خطای حذف شده (درصد)	۰/۰۸۱۱	۰/۰۹۵۳	۰/۰۴۵۹	۰/۰۰۱۵	-	-

جدول ۳- ماتریس خطای طبقه بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش انشعاب آتروپی)

کلاس	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گماشته شده (درصد)
اراضی کشاورزی	۵۲۲	۵۶	۵	۰	۵۸۳	۰/۱۰۴۶
مناطق فاقد پوشش	۴۱	۱۰۶۵	۲۴	۲	۱۱۳۲	۰/۰۵۹۲
مرتع	۴	۶۵	۸۸۶	۰	۹۵۵	۰/۰۷۲۳
جنگل	۰	۰	۰	۱۹۷۵	۱۹۷۵	۰
مجموع	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
خطای حذف شده (درصد)	۰/۰۷۹۴	۰/۱۰۲۰	۰/۰۳۱۷	۰/۰۰۱۰	-	-

جدول ۴- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش انشعاب جینی)

کلاس	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گماشته شده (درصد)
اراضی کشاورزی	۴۹۶	۱۷	۰	۰	۵۱۳	۰/۰۳۳۱
مناطق فاقد پوشش	۶۲	۱۱۰۴	۲۱	۲	۱۱۸۹	۰/۰۷۱۵
مرتع	۹	۶۵	۸۹۴	۱	۹۶۹	۰/۰۷۷۴
جنگل	۰	۰	۰	۱۹۷۴	۱۹۷۴	۰
مجموع	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
خطای حذف شده (درصد)	۰/۱۲۵۲	۰/۰۶۹۱	۰/۰۲۳۰	۰/۰۰۱۵	-	-

جدول ۵- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش کوهون)

کلاس	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گماشته شده (درصد)
اراضی کشاورزی	۳۲۱	۱۴۳	۶۸	۰	۵۳۲	۰/۳۹۶۶
مناطق فاقد پوشش	۲۰۱	۹۴۹	۵۵	۶	۱۲۱۱	۰/۲۱۶۴
مرتع	۱۶	۴۱	۶۱۷	۹۲	۷۶۶	۰/۱۹۴۵
جنگل	۲۹	۵۳	۱۷۵	۱۸۷۹	۲۱۳۶	۰/۱۲۰۳
مجموع	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
خطای حذف شده (درصد)	۰/۴۳۳۹	۰/۱۹۹۸	۰/۳۲۵۷	۰/۰۴۹۶	-	-

جدول ۶- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش پر سیترون)

کلاس	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گماشته شده (درصد)
اراضی کشاورزی	۵۴۸	۲۴	۲	۰	۵۷۴	۰/۰۴۵۳
مناطق فاقد پوشش	۱۵	۱۰۸۷	۸	۲	۱۱۱۲	۰/۰۲۲۵
مرتع	۴	۷۵	۹۰۵	۰	۹۸۴	۰/۰۸۰۳
جنگل	۰	۰	۰	۱۹۷۵	۱۹۷۵	۰
مجموع	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
خطای حذف شده (درصد)	۰/۰۳۳۵	۰/۰۸۳۵	۰/۰۱۰۹	۰/۰۰۱۰	-	-

جدول ۷- ماتریس خطای طبقه بندی تصویر ETM⁺ سال ۲۰۰۱ (روش آرتمپ فازی)

خطای حذف شده (درصد)	اراضی کشاورزی	مناطق فاقد پوشش	مرتع	جنگل	مجموع	خطای گمماشته شده (درصد)
۰/۰۴۰۶	۵۶۷	۱۱۸۶	۹۱۵	۱۹۷۷	۴۶۴۵	-
۰/۰۲۶۱	۰	۰	۰	۱۹۶۹	۱۲۲۴	۰/۰۵۶۴
۰/۰۴۰۶	۰	۰	۰	۰	۸۷۷	۰/۰۱۶۰
۰/۰۲۶۱	۰	۰	۰	۰	۵۷۵	۰/۰۵۳۹
۰/۰۲۶۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۰/۰۲۶۱	۰	۰	۰	۰	۰	-
۰/۰۴۰۶	۰	۰	۰	۰	۰	-

جدول ۸- مشخصات آماری دقت تولید کننده برای طبقه بندی تصویر ETM⁺ با استفاده از سه روش مورد مطالعه

کلاس ها	روش شبکه عصبی پرسپترون	روش شبکه عصبی کوهونن	روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی	روش طبقه بندی درختی (نسبت بهره)	روش طبقه بندی درختی (آنتروپی)	روش طبقه بندی درختی (جینی)
اراضی کشاورزی	۱۰۰	۷۱/۳۶	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
مناطق فاقد پوشش	۸۱/۲۶	۶۷/۸۳	۹۴/۵۶	۷۹/۳۵	۸۱/۷۱	۷۱
مرتع	۷۹/۶۴	۵۷/۵۶	۸۱/۳۴	۷۱/۹۹	۷۱/۷۸	۷۹/۵۹
جنگل	۷۸/۸۷	۶۵/۷۸	۸۷/۷۸	۷۳/۴۵	۷۲/۶۷	۸۷/۹۸

جدول ۹- مشخصات آماری دقت استفاده کننده برای طبقه بندی تصویر ETM⁺ با استفاده از سه روش مورد مطالعه

کلاس ها	روش شبکه عصبی پرسپترون	روش شبکه عصبی کوهونن	روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی	روش طبقه بندی درختی (نسبت بهره)	روش طبقه بندی درختی (آنتروپی)	روش طبقه بندی درختی (جینی)
اراضی کشاورزی	۱۰۰	۶۵/۸۶	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
مناطق فاقد پوشش	۹۷/۲۹	۸۷/۹۳	۹۳/۸۷	۸۳/۱۵	۹۴/۷۱	۸۵/۸۰
مرتع	۸۱/۶۴	۶۸/۷۵	۷۸/۸۷	۹۱/۹۹	۸۱/۸۰	۷۹/۸۹
جنگل	۸۴/۲۷	۸۶/۵۸	۹۴/۵۸	۸۱/۵۱	۸۰/۹۳	۸۵/۸۶

جدول ۱۰- ارزیابی دقت طبقه‌بندی برای نقشه‌های کاربری استخراج شده از تصاویر ETM⁺ با استفاده از سه روش مورد مطالعه

روش ها یا الگوریتم ها	دقت کل	ضریب کاپا
روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون	۹۱/۱۸	۰/۸۹
روش شبکه عصبی مصنوعی کوهونن	۷۰/۰۹	۰/۶۷
روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی	۹۳/۳۴	۰/۹۱
روش طبقه بندی درختی - نسبت بهره	۹۰/۱۷	۰/۸۹
روش طبقه بندی درختی - آنتروپی	۸۹/۶۹	۰/۸۷
روش طبقه بندی درختی - جینی	۹۰/۳۷	۰/۸۸

بحث و نتیجه گیری

در حال حاضر استفاده از نقشه های پوشش گیاهی یکی از ارکان مهم در تولید اطلاعات جهت برنامه ریزی های کلان و خرد می باشد. استفاده از تصاویر ماهواره ای امروزه به عنوان راهکاری مناسب در تهیه نقشه های پوشش گیاهی مطرح است. استفاده و کاربرد این تصاویر در زمینه های مختلف می تواند قابلیت و محدودیت های این داده ها را مشخص کند. آنچه که مهم است بررسی قابلیت این داده ها با توجه به پیشرفت های روز افزون قابلیت های طیفی و مکانی آنها می باشد. همچنین بررسی این داده ها در شرایط محیطی با تنوع کاربری ها و پوشش گیاهی ضروری به نظر می رسد. این تحقیق در ادامه تحقیقات سایر تحقیقات در خارج از کشور (هاپکینز و همکاران، ۱۹۸۸؛ ویلیامز، ۱۹۹۲) و در داخل کشور (فرزانه، ۱۳۷۰؛ ریاحی بختیاری، ۱۳۷۹) ولی در شرایط متفاوت از آنها می باشد.

هدف این مطالعه، تعیین کارایی روش های طبقه بندی شبکه عصبی جهت طبقه بندی کاربری اراضی با استفاده از سری داده چند طیفی در مقایسه با روش طبقه بندی درختی بود. پس از تصحیحات لازم و پیش پردازش های اولیه تصاویر، اقدام به طبقه بندی داده ها به چهار روش مختلف گردید. روش های طبقه بندی شبکه عصبی برای بسیاری از مشکلات طبقه بندی مورد استفاده قرار گرفته است. اگرچه گزارش شده است که این روش ها کم و بیش نتایج طبقه بندی دقیق تری نسبت به سایر روش ها ارائه می دهد، اما انتخاب بهترین روش مبحث مهمی است که کارایی این الگوریتم را تحت تاثیر قرار می دهد. در این مطالعه، سه روش شبکه عصبی برای طبقه بندی تیپ های اصلی کاربری زمین در حوضه دره شهر استان ایلام مورد استفاده قرار گرفتند. در ضمن، در این مطالعه کارآمدی طبقه بندی درختی با روش های مختلف انشعاب با روش های مختلف طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد. نتایج

نشان داد که روش های طبقه بندی شبکه عصبی نسبت به روش طبقه بندی درختی (با سه روش انشعاب) به ترتیب از لحاظ دقت کل (حدود ۲٪، ۲٪) و ضریب کاپا (حدود ۲٪، ۲٪) برتر بود. نتایج به دست آمده در این تحقیق موافق نتایج به دست آمده توسط بوراک و استرالر (۱۹۹۹)، روگن و همکاران (۲۰۰۸) و برخلاف نتایج به دست آمده توسط یانگ و همکاران (۲۰۰۳) و زو و همکاران (۲۰۰۵) می باشد.

همه روش های طبقه بندی، تمام پیکسل های اراضی کشاورزی را به درستی شناسایی کردند. دقت بالای طبقه بندی کلاس اراضی کشاورزی می تواند ناشی از خصوصیات طیفی متمایز آن در مقایسه با سایر تیپ های پوشش باشد. زمانی که روش های مختلف شبکه عصبی مصنوعی مورد آنالیز قرار گرفت، مشخص گردید که روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی نسبت به روش های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و کوهونن نتایج دقیق تری (با دقت کل ۲٪ و ۲۲٪ و ضریب گاپای ۳٪ و ۲۴٪ بالاتر) داشت. در این تحقیق، بالاترین دقت طبقه بندی مربوط به طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی می باشد. این نتیجه موافق نتیجه به دست آمده توسط لو و ونگ (۲۰۰۷) می باشد. بنابراین، این مطالعه کارایی و قابلیت الگوریتم های شبکه عصبی مصنوعی را در طبقه بندی تصاویر سنجش از دور اثبات می نماید.

منابع

- دهستانی، غ (۱۳۷۷)، «طبقه بندی تصاویر ماهواره‌ای چند طیفی سنجش از دور با استفاده از شبکه عصبی»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تهران.
- ریاحی بختیاری، ح (۱۳۷۹)، «تعیین مناسب‌ترین روش تهیه نقشه‌های پوشش منابع طبیعی در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.
- ساروئی، س (۱۳۷۸)، «بررسی امکان طبقه‌بندی جنگل به لحاظ تراکم درجنگل‌های زاگرس به کمک داده‌های ماهواره‌ای در منطقه سپید دشت شهرستان درود - لرستان»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران.
- علوی پناه، ک؛ متین فر، ح؛ سرمدیان، ف (۱۳۸۳)، «ارزیابی کاربری داده‌های ماهواره‌ای از نظر صرفه جویی وقت»، کنفرانس ملی بهره وری، فرهنگستان علوم ایران، ص ۴۲۵-۴۳۹.
- غیاثوند، غ (۱۳۷۷)، «تهیه نقشه کاربری اراضی با استفاده از تصاویر چند زمانه (مطالعه موردی جنوب تهران)»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه تربیت مدرس.
- فرزانه، ع (۱۳۷۰)، «بررسی کاربرد تصاویر ماهواره‌ای به منظور نظارت و شناسایی منابع طبیعی در شمال غربی ایران (منطقه اردبیل)»، *مجله جنگل و مرتع*، شماره ۸، صص ۵۱-۴۵.
- Bishop, C.M., (1995), "*Neural networks for pattern recognition*". Oxford University Press, New York.
- Borak, J.S., Strahler. A. H., (1999), "Feature selection and land cover classification of a MODIS-like dataset for a semiarid environment". *INT. J. Remote Sensing*, 20 : 919-938.
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R. A. Stone, C.J., (1984), "*Classification and regression trees*". Monterey, CA: Wadsworth. 358 pp.
- Carpenter, G.A., Grossberg, S., Reynolds, J.H., (1991), "ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural networks", *Neural Networks*, 4:565-588.
- Chengfeng, L.U.O., Zhengjun, L.I.U., Qin, Y.A.N., (2007), "Classification of CEERS-2 Imagery with Fuzzy Artmap Classifier", *Geo-spatial Information Science* 10(2):124-127.
- DeFries, R.S., Townshed, J.G.R., (1994), "NDVI derived land cover classification at a globe scale", *International Journal of Remote Sensing*, 5: 3567-3586.
- Foody, G.M., Mathur, A., (2004), "Toward intelligent training of supervised image classifications: Directing training data acquisition for SVM classification", *Remote Sensing Environment*, 93:107-117.

- Friedl, M.A., Roli, F., (1997), "Decision tree classification of land cover remotely sensed data", *Remote Sensing of Environment*., 61:399-409.
- Gopal, S., Woodcock, C.E., Strahler, A.H., (1999), "Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover from a 1° AVHRR DataSet", *Remote Sensing of Environment*, 67 : 230–243.
- Hansen, M.C., DeFries, R.S., Townshend, J.R.G., Sohlberg, R., (2000), "Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach", *International Journal of Remote Sensing*, 21: 1331-1364.
- Hanson, MC., Dubayah, R., Defries, R.S., (1996), "Classification trees: An alternative to traditional land cover classifiers", *INT. J. Remote Sensing*, 17:1075-1081.
- Hopkins, P.F., Maclean, A.L., Lilleasand, T., (1988), "Assessment of thematic mapper imagery for forestry application under Lake state conditions", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54 (1):61-68.
- Huang, K.Y., (2002), "The use of a newly developed algorithm of divisive hierarchical clustering for remote sensing image analysis", *International Journal of Remote Sensing*, 23: 3149-3168.
- Kohonen, T., (1996), "*Self-organization and Associative Memory*", Springer-Verlag, 3rd Edition.312pp.
- Lu, D., Weng, Q., (2007), "A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance", *International Journal of Remote Sensing*, 28(5,15):823-870.
- Lu, D., Mausel, P., Brondi'zio, E., Moran, E. (2004), "Change detection techniques", *INT. J. Remote Sensing*, 25(12):2365-2407.
- Miklos, H., (2000), "Numerical control of kohonen neural network for scattered data approximation", *Mathematics Subject Classification*.
- Quinlan, J.R., (1992), "*C4.5 Programs for machine Learning*" (San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers).169pp.
- Rogan, J., Franklin, J., Stow, D., Miller, J., Woodcock, C., Roberts, D., (2008), "Mapping land cover modification over large areas: A comparison of machine learning algorithms", *Remote Sensing of Environment*, 112:2272-2283.
- Williams, J.A., (1992), "Vegetation classification using landsat TM and SPOT-HRV imagery in mountainous terrain. Kananaskis Country, S.W. Alberta", Committee on Resources and the Environment, University of Calgary, PP.126-135.
- Wright, G.G., Morrice, J.G., (1997), "Landsat TM spectral information to enhance the landcover of Scotland, dataset", *Int. J. Remote Sensing*, 18(18): 1997 – 3834.
- Xu, M., Watanachaturaporn, P., Varshney, P.K, Arora, M.K., (2005), "Decision tree regression for soft classification of remote sensing data", *Remote Sens. Environ.*, 97: 322-336.

- Yang, C., Prasher, S.O., Enright, P., Madramootoo, C., Burgess, M., Goel, P.K., Callum, I, (2003), "Application of decision tree technology for image classification using remote sensing data", *Agricultural Systems*, 76: 1101 – 1117.
- Zambon, M., Lawrence, R., Bunn, A., Powell, S. (2006), "Effect of alternative splitting rules on image processing using classification tree analysis", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72(1): 25–30.

Archive of SID