

## Providing Land Use and Land Cover Maps Using Remote Sensing Data and Artificial Neural Network

MOHAMMAD ALI MAHMOODI<sup>1\*</sup>, SAHAR AMINKHAH<sup>2</sup>

1. Assistant Professor, Department of Soil Science, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran
  2. Graduated M.Sc. Student, Department of Soil Science, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran
- (Received: Dec. 2, 2017- Revised: Feb. 24, 2018- Accepted: March. 11, 2018)

### ABSTRACT

Land use and land cover (LULC) maps are necessary for many management activities, hydrology and erosion analysis. Remote sensing data have a high potential for providing up-to-date LULC maps. The objective of this study was to provide and evaluate the LULC maps of Gavshan dam watershed in west of Iran using Landsat 8 satellite images and artificial neural network. Hence, 1320 ground control points or reference points were used to train and test the ANN model for providing LULC maps. Land use classification at each point was specified with a land survey or using Google Earth images. The identified LULC classes in this basin included agriculture, buffer forests (riverside trees), orchards, bushes, forage grasslands, residential areas, roads and water. The ANN used in this study was a feed-forward perceptron that was trained using a coupled conjugate gradient backpropagation algorithm. The input variables for the ANN model were the revised spectral reflectance of bands 1 to 7 of Landsat 8 satellite images. The evaluation of the ANN model made by the ground control data showed a high accuracy for the used method with a general accuracy of 78.5% and kappa coefficient of 68.5%. The results of this study indicated that the utilization of the ANN and Landsat 8 satellite images provides an opportunity to produce LULC maps with high accuracy.

**Keywords:** Landsat ETM, image classification, Gavshan dam

## تهیه نقشه کاربری و پوشش اراضی با استفاده از داده‌های سنجش از دور و شبکه عصبی مصنوعی

محمدعلی محمودی<sup>۱\*</sup>، سحر امین‌خواه<sup>۲</sup>

۱. استادیار، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

۲. دانشجوی سابق کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۹/۱۱ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۶/۱۲/۵ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۶/۱۲/۲۰)

### چکیده

نقشه‌های کاربری اراضی برای بسیاری از فعالیت‌های مدیریتی، هیدرولوژی و بررسی وضعیت فرسایش خاک ضروری می‌باشند. داده‌های سنجش از دور از پتانسیل بالایی برای تهیه نقشه‌های به‌روز کاربری و پوشش اراضی برخوردارند. هدف از این پژوهش تهیه نقشه کاربری اراضی حوضه آبخیز سد گاوشان با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و شبکه عصبی مصنوعی و نیز ارزیابی روش مورد استفاده بود. بدین‌منظور از ۱۳۲۰ نقطه به عنوان نقاط کنترل زمینی یا نقاط مرجع جهت آموزش، اعتبارسنجی و آزمون یک مدل شبکه عصبی برای تهیه نقشه کاربری اراضی استفاده شد. کلاس کاربری در هر نقطه با پیمایش صحرایی و یا با استفاده از تصاویر گوگل ارث مشخص گردید. کلاس‌های کاربری شناسایی شده در این حوضه عبارت بودند از کشاورزی، جنگل‌های بافر (درختان کنار رودخانه‌ای)، باغ، مراتع بوته‌ای، مراتع علوفه‌ای، مناطق مسکونی، جاده و آب. شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه از نوع پرسپترون پیش‌خور بود که با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطای گرادیان مزدوج مقیاس‌بندی شده آموزش داده شد. متغیرهای ورودی برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی مقدار بازتاب طیفی تصحیح شده باندهای ۱ تا ۷ تصاویر ماهواره لندست ۸ بود. ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده با استفاده از داده‌های کنترل زمینی نشان داد که روش استفاده شده با صحت کلی ۷۸/۵ درصد و ضریب کاپای ۶۸/۵ درصد از صحت بالایی برخوردار است. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تصاویر ماهواره لندست ۸ امکان خوبی را برای تهیه نقشه‌های کاربری اراضی با صحت بالا فراهم می‌آورد.

واژه‌های کلیدی: سد گاوشان، طبقه‌بندی تصویر، ماهواره لندست

### مقدمه

پوشش زمین به پوشش‌های فیزیکی و بیولوژیکی در سطح زمین شامل آب، پوشش گیاهی، تأسیسات ساخته شده به دست بشر و غیره اشاره می‌کند. در سال‌های اخیر دانشمندان متوجه این امر شدند که پوشش زمین با محیط زیست و اقلیم محلی و جهانی، چرخه هیدرولوژیکی، آلودگی‌ها، تنوع زیستی و فرسایش خاک کاملاً وابسته است (Zhou and Yang, 2008). نقشه دقیق پوشش زمین برای بسیاری از برنامه‌ریزی‌ها، فعالیت‌های مدیریتی، مدل‌سازی‌ها و شناخت زمین به عنوان یک سیستم ضروری است (Salberg and Jenssen, 2012).

جستجو برای روش‌های تهیه نقشه پوشش زمین و تعیین تغییرات پوشش زمین در طول زمان جزء مهمی از تحقیقات سنجش از دور در طی دو دهه گذشته بوده است (Steele et al., 1998; Lu and Weng., 2007). امروزه استفاده از اطلاعات حاصل شده از ماهواره‌ها برای تهیه نقشه کاربری اراضی به‌طور

گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد (Schneider, 2012). سنجش از دور با ارائه اطلاعات فضایی و زمانی در مورد پوشش زمین نقش مهمی در مدیریت سطح زمین دارد (Zoungrana et al., 2015).

مطالعات مختلف نشان داده‌اند که بسیاری از ویژگی‌های سطحی خاک‌ها با بازتاب طیفی خاک در محدوده مرئی و نزدیک مادون‌قرمز (طول موجهای ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) همبستگی معنی‌داری دارند. در تصاویر ماهواره لندست این طول موج‌ها در محدوده باندهای ۱ تا ۷ قرار می‌گیرند. بعنوان مثال Liao et al. (2013) دریافتند که مقادیر شن، سیلت و رس خاک همبستگی معنی‌داری با باندهای ۱ تا ۵ و باند ۷ تصاویر ماهواره لندست دارند. Sudheer et al. (2010) از باندهای ۱ تا ۷ تصاویر ماهواره لندست برای تفکیک انواع سیستم‌های خاکورزی از هم استفاده کردند. همچنین Manandhar et al. (2009) از باندهای ۱ تا ۵ و باند ۷ تصاویر ماهواره لندست برای تهیه نقشه کاربری اراضی استفاده کرده‌اند.

از آنجا که هدف اصلی فناوری سنجش از دور شناسایی و تفکیک پدیده‌های زمینی و قرار دادن آن‌ها در گروه‌ها و طبقه-

\* نویسنده مسئول: a.mahmoodi@uok.ac.ir

معماری مناسب برای شبکه می‌باشد (Sudheer et al., 2010). برای ایجاد شبکه‌های عصبی مصنوعی داده‌ها به سه گروه تقسیم می‌شوند. گروه اول داده‌های آموزشی است که برای یادگیری شبکه استفاده می‌شود. هدف از آموزش شبکه یافتن بردار وزن مطلوب برای شبکه می‌باشد. گروه دوم داده‌های اعتبارسنجی است که موفقیت فاز آموزشی و پایان فرایند آموزش را تأیید می‌کند؛ و گروه سوم داده‌های مستقلی است که در آموزش و اعتبارسنجی شبکه استفاده نشده‌اند، بلکه برای آزمون صحت شبکه بدست آمده استفاده می‌شوند (Wijaya, 2005).

انواعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی وجود دارد؛ که از میان آنها شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ای متداول‌ترین نوع مورد استفاده برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای است. شبکه‌های پرسپترون چندلایه‌ای معمولاً با روش پس‌انتشار خطا آموزش داده می‌شوند. در قانون یادگیری پس‌انتشار هیچ ارتباطی بین نورون‌های یک لایه وجود ندارد ولی خروجی هر نورون به ورودی نورون‌های لایه بعد متصل می‌شود.

Yuan et al. (2009) از چند نوع شبکه عصبی برای طبقه‌بندی کاربری اراضی از تصاویر ماهواره‌ای استفاده کردند. این شبکه‌ها از دو نوع کلی بودند: (۱) شبکه عصبی نظارت نشده خود سازمان دهنده کوهن و (۲) شبکه عصبی نظارت شده چند لایه پرسپترون. نتایج به‌دست آمده نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چندلایه با ضریب کاپای ۸۶/۴ درصد و صحت کلی ۸۸/۱۳ درصد صحت بیشتری نسبت به دیگر روش‌ها داشت. (Mas et al., 2004) در یک منطقه گرمسیری از تصاویر سال‌های مختلف به‌منظور برآورد جنگل‌زدایی و ارتباط آن با متغیرهای محیطی استفاده کردند. آنها برای این کار از یک شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل استفاده شده در ۶۹ درصد از موارد می‌تواند درست عمل کند. (Arekhi 2011) در پژوهشی از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال برای تهیه نقشه کاربری اراضی دشت عباس ایلام استفاده کرد و به این نتیجه رسید که روش شبکه عصبی مصنوعی دقت بالاتری در تهیه نقشه کاربری اراضی داشته است. (Amiri et al., 2007) از سه روش فازی، شبکه عصبی و کمترین فاصله برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره Quickbird به سه طبقه پوشش گیاهی، منطقه شهری و آب استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که دقت طبقه‌بندی با روش شبکه عصبی در مقایسه با دو روش دیگر در منطقه مورد مطالعه بیشتر است. هدف اصلی این مطالعه تهیه نقشه کاربری اراضی حوضه آبخیز

بندی‌های مشخص است، طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به‌عنوان مهمترین بخش تفسیر اطلاعات ماهواره‌ای به شمار آورد (Zobeiry and Majd, 1996). انتخاب روش طبقه‌بندی به هدف مطالعه و داده‌های در دسترس بستگی دارد. روش‌های طبقه‌بندی تصویر به دو دسته کلی تقسیم می‌شود: ۱- نظارت شده ۲- نظارت نشده. در روش نظارت نشده، هر پیکسل به طور خودکار بر اساس اطلاعات طیفی به یک کلاس خاص تعلق می‌گیرد. عیب روش طبقه‌بندی نظارت نشده این است که تشخیص پدیده با این روش بسیار مشکل است، مخصوصاً زمانی که پدیده موردنظر دارای تفاوت طیفی کمی با دیگر پدیده‌های موجود باشد (Hord, 1982). روش نظارت شده با استفاده از نمونه‌هایی که هر کدام نشان‌دهنده یک کلاس هستند و نمونه‌های آموزشی نامیده می‌شوند، بر این مشکل غلبه کرده است (Lillesand et al., 2004). روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده به دو روش پارامتریک و غیرپارامتریک تقسیم‌بندی می‌شوند. مشکل اصلی روش‌های پارامتریک این است که به توزیع آماری داده‌ها وابسته هستند مانند روش‌های حداکثر احتمال، حداقل فاصله و غیره. روش‌های ناپارامتری مانند ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل ماهیت غیرپارامتریک و قابلیتشان برای بهره‌گیری از مثال‌ها و توانایی تعمیم آن‌ها برای طبقه‌بندی نظارت شده مناسب قلمداد می‌شوند.

در سال‌های اخیر استفاده شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به منظور تهیه نقشه‌های کاربری اراضی توجه زیادی را به خود جلب کرده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی مدلهایی بر اساس شبکه‌های عصبی بیولوژیکی هستند. آن‌ها شامل یک گروه به‌هم‌پیوسته از نورون‌ها می‌باشند (Zhou and Yang, 2008). شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختار ریاضی غیرخطی هستند که قادر به توصیف و بیان فرآیندهای غیرخطی پیچیده می‌باشند. از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان برای ایجاد ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها در هر سیستم استفاده کرد (Hornik et al., 1989). مزیت اصلی این روش نسبت به روش‌های قدیمی این است که برای توصیف ریاضی پدیده‌های پیچیده نیازی به ارتباط از پیش تعیین شده‌ای میان داده‌های ورودی و داده‌هایی که قرار است پیش‌بینی شوند، ندارند. بیشتر شبکه‌های عصبی دارای سه لایه و یا بیشتر می‌باشند. یک لایه ورودی که برای ارائه اطلاعات به شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ یک لایه خروجی که برای تولید پاسخ مناسب به ورودی‌های داده شده استفاده می‌شود؛ و یک یا چند لایه پنهان که به‌عنوان آشکارسازهای ویژگی عمل می‌کنند. تمام گره‌ها در لایه‌های مختلف با وزن‌های مربوطه به یکدیگر متصل شده‌اند. یکی از مشکل‌ترین و مهم‌ترین کارها در فرآیند مدل‌سازی تعیین

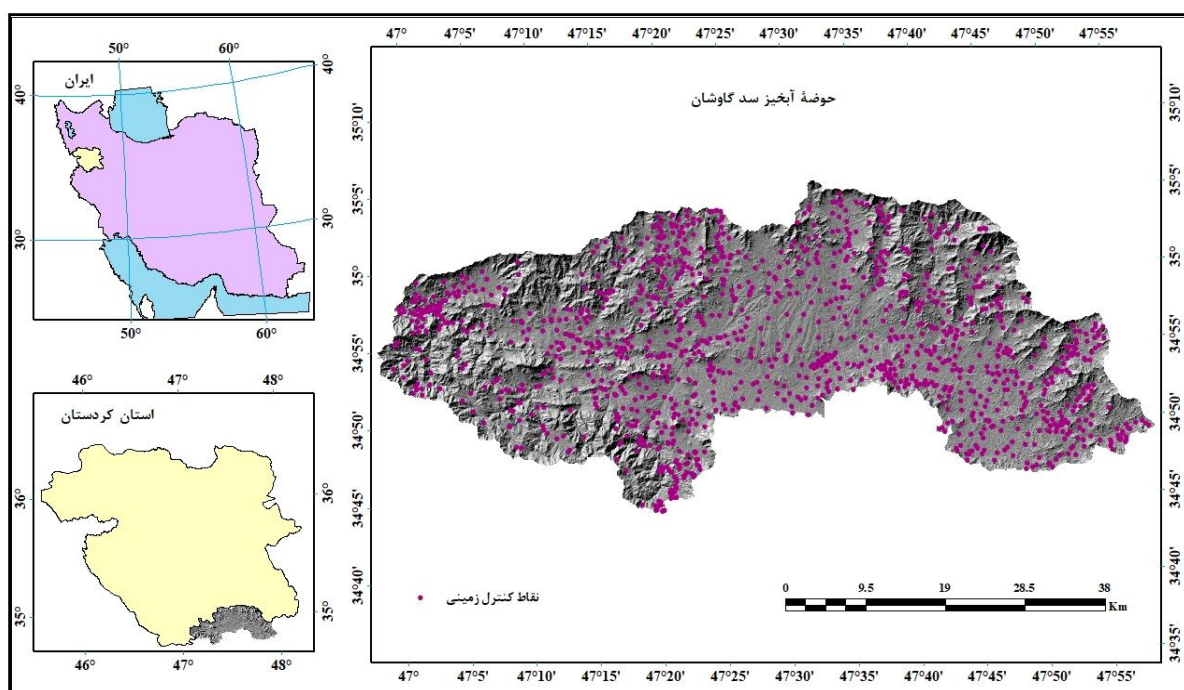
سد گاوشان با استفاده از تصاویر ماهواره لندست و شبکه عصبی مصنوعی و نیز ارزیابی روش مورد استفاده بود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوضه آبخیز سد گاوشان در غرب ایران با مساحتی در حدود ۲۰۶ هزار هکتار است که در محدوده جغرافیایی ۴۶/۹۷ تا ۴۷/۹۷ درجه طول شرقی و ۴۷/۳۳ تا

۴۷/۵۴ درجه عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱). بخش‌هایی از این حوضه به همراه دریاچه سد در جنوب استان کردستان و بخش‌های بیشتری از آن در شمال استان کرمانشاه واقع شده است. اراضی این منطقه عمدتاً تپه‌ای با کاربری کشاورزی است و محصولات عمده آن شامل گندم، جو و نخود می‌باشد. رژیم حرارتی خاک‌های این منطقه مزیک و رژیم رطوبتی آنها زیریک است.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و نقاط کنترل زمینی

### مطالعات میدانی و ثبت نقاط کنترل زمینی

به منظور آموزش، اعتبارسنجی و آزمون یک مدل شبکه عصبی برای تهیه نقشه کاربری اراضی از ۱۳۲۰ نقطه به عنوان نقاط کنترل زمینی یا نقاط مرجع استفاده شد (شکل ۱). برای هر نقطه مرجع دو سری داده بدست آمد. سری اول داده‌ها که حکم متغیر وابسته برای مدل را داشت، کلاس کاربری اراضی در هر نقطه بود. کلاس کاربری اراضی در ۱۲۴۰ نقطه از این نقاط با پیمایش صحرائی و مطالعات میدانی تعیین شد. کلاس کاربری ۸۰ نقطه دیگر به دلیل غیرقابل دسترس بودن، مانند واقع شدن در وسط دریاچه سدهای حوزه یا مناطق حفاظت‌شده، با استفاده از تصاویر گوگل ارث مشخص گردید. در حال حاضر گوگل ارث تصاویری با درجه وضوح (resolution) (کمتر از ۲/۵ متر) و صحت مکانی (ریشه میانگین مربعات خطای هندسی تصاویر برابر با ۳۵/۷ متر) بالا در اختیار کاربران قرار می‌دهد که آن را

به ابزار مناسبی برای مطالعات کاربری اراضی تبدیل کرده است (Potere, 2008). لازم به ذکر است که در این پژوهش به منظور اطمینان از صحت مکانی تصاویر گوگل ارث از نقشه جاده‌های منطقه با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ استفاده شد و تطابق خوب این تصاویر مورد تأیید قرار گرفت. در هر حال برای بی‌اثر کردن خطای هندسی این تصاویر و یا خطای اندازه‌گیری دستگاه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) حتی‌الامکان نقاط میدانی با فاصله زیادی (بیش از ۱۰۰ متر) از حواشی هر کاربری اراضی و در عمق آنها انتخاب شدند. همچنین در انتخاب نقاط میدانی برای کلاس‌های کاربری اراضی سعی شد که طیف‌های مختلف یک کاربری (از نظر نوع پوشش، تراکم و ...) لحاظ شوند؛ زیرا یک شبکه عصبی مصنوعی که با طیف‌های گوناگونی از نقاط آموزش دیده باشد، نسبت به شبکه‌ای که با نقاط همگن آموزش دیده است، قدرت تعمیم‌پذیری بیشتری دارد (Yuan et al., 2009).

### پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای

قبل از استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لازم است یک سری تصحیح‌ها بر روی آنها انجام شود. در این پژوهش تصاویر ماهواره لندست ۸ از سایت سازمان نقشه‌برداری جغرافیایی ایالات متحده آمریکا (<https://earthexplorer.usgs.gov>) در سطح تصحیح‌های LIT دریافت شد که در آن تصحیح‌های هندسی ضمن رفع اثر جابجایی ناشی از پستی و بلندی‌ها (تصحیح‌های ارتو) انجام شده است. بعلاوه به منظور اطمینان از هندسه تصویر از نقشه‌های جاده‌ها و آبراهه‌ها با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ استفاده شد و تطابق دقیق این تصاویر مورد تأیید قرار گرفت. یکی دیگر از تصحیح‌ها تصحیح‌های رادیومتری می‌باشد. تصحیح‌های رادیومتری برای کاهش و یا حذف دو نوع خطای عمده، خطای اتمسفری و خطای دستگاهی به کار می‌روند. در بیشتر موارد از جمله در این تحقیق به علت جوان بودن ماهواره لندست ۸ خطای دستگاهی نادیده گرفته می‌شود. برای انجام تصحیح اتمسفری از نرم‌افزار ENVI 5.3 و روش FLAASH استفاده شد.

کلاس‌های کاربری شناسایی شده در این حوضه عبارت بودند از کشاورزی، جنگل‌های بافر (درختان کنار رودخانه‌ای)، باغ، مراتع بوته‌ای، مراتع علوفه‌ای، مناطق مسکونی، جاده و آب. به این کلاس‌ها به ترتیب مقادیر عددی ۱ تا ۸ اختصاص داده شد (جدول ۱). تاریخ ثبت کلاس کاربری نقاط کنترل زمینی اردیبهشت ماه سال ۱۳۹۵ بود.

سری دوم داده‌ها که حکم متغیرهای مستقل برای مدل را داشت، مقدار بازتاب طیفی تصحیح شده باندهای ۱ تا ۷ تصاویر ماهواره لندست ۸ بود. دلیل استفاده از این باندها این بود که بر اساس تحقیقات قبلی همبستگی بالایی بین پوشش سطحی خاک با مقدار بازتاب طیفی در این باندها وجود دارد (Manandhar et al., 2009; Sudheer et al., 2010; Liao et al., 2013). تاریخ تصاویر مورد استفاده مصادف با تاریخ ثبت کلاس کاربری نقاط کنترل زمینی بود. پس از تهیه تصاویر ماهواره لندست از سازمان نقشه‌برداری جغرافیایی ایالات متحده آمریکا (USGS)، با استفاده از مختصات نقاط کنترل زمینی، موقعیت این نقاط بر روی تصاویر ماهواره‌ای مشخص شد. سپس مقدار بازتاب طیفی تصحیح شده در هر نقطه برای باندهای ۱ تا ۷ تصاویر ماهواره‌ای استخراج شد.

جدول ۱. کلاس‌های کاربری شناسایی شده در منطقه مورد مطالعه

کلاس کاربری اراضی	توصیف	کد مربوطه
کشاورزی	شامل محصولات دانه‌ریز مانند گندم، جو، نخود، عدس و غیره	۱
جنگل‌های بافر	پوشش‌های جنگلی شامل پوشش درختان در امتداد نهرها	۲
باغ	درختان مثمر کاشت شده	۳
مراتع بوته‌ای	مراتع طبیعی با پوشش گیاهان بوته‌ای	۴
مراتع علوفه‌ای	مراتع طبیعی با پوشش گیاهان خانواده گندمیان	۵
مناطق مسکونی	مناطق تجاری، صنعتی و مسکونی ساخته شده به دست بشر	۶
جاده	مسیرهای مربوط به حمل‌ونقل	۷
آب	رودخانه‌ها، دریاچه‌ها و سدها	۸

ورودی در کلاس‌های دلخواه بطور گسترده‌ای توسط محققین مختلف مورد استفاده قرار گرفته است (Li, 1998; Eldeiry and Garcia, 2009; Zhao et al., 2010). برای آموزش شبکه از الگوریتم پس‌انتشار خطای گرادیان مزدوج مقیاس‌بندی‌شده (scaled conjugate gradient backpropagation) استفاده شد. تعداد نرون‌های لایه مخفی بر مبنای توصیه کولوموگروف برابر  $2n+1$  در نظر گرفته شد که در آن  $n$  تعداد متغیرهای ورودی است (Bishop, 1995). متغیرهای ورودی برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی مقدار بازتاب طیفی تصحیح‌شده باندهای ۱ تا ۷

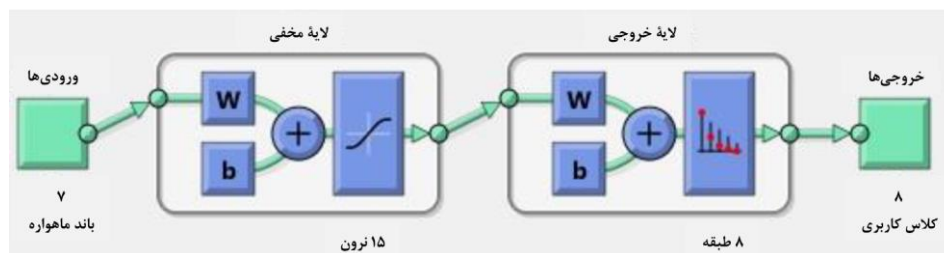
### طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

به منظور طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به کلاس‌های مختلف کاربری اراضی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه از نوع پرسپترون پیش‌خور (feed forward) و دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه پنهان بود (شکل ۲). نرون‌های لایه مخفی آن از نوع سیگموئیدی و نرون‌های لایه خروجی آن از نوع softmax بود. این نوع شبکه به دلیل کارایی بالای آن در طبقه‌بندی متغیرهای

که در آن مقدار استاندارد شده،  $x_i$  مقدار هر داده،  $x_{min}$  مقدار حداقل داده‌ها و  $x_{max}$  مقدار حداکثر داده‌ها می‌باشد. این تبدیل مقدار داده‌ها را بین ۰ و ۱+ استاندارد و بی‌بعد می‌کند. داده‌های مورد استفاده برای ایجاد شبکه عصبی به طور تصادفی به سه گروه آموزشی (۷۵ درصد)، اعتبارسنجی (۱۵ درصد) و آزمون (۱۵ درصد) تقسیم شدند.

تصاویر ماهواره لندست ۸ بود. با این حساب شبکه ایجاد شده دارای ۱۵ نرون در لایه مخفی بود. همچنین این شبکه تنها دارای یک متغیر خروجی و آن هم کلاس کاربری اراضی بود. قبل از مدل‌سازی کلیه متغیرهای ورودی با استفاده از رابطه زیر استاندارد شدند:

$$Z = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (\text{رابطه ۱})$$



شکل ۲. شمایی از مدل شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده

نشان می‌دهد:

$$UA_j = \frac{N_{ii}}{N_{i.}} \quad (\text{رابطه ۴})$$

ضریب کاپا (Kappa) یک شاخص قوی‌تر از OA است که در آن مقدار توافقی که در اثر شانس حاصل می‌شود (CA) از توافق کلی دو گروه داده کم می‌شود:

$$Kappa = \frac{OA - CA}{1 - OA} \quad (\text{رابطه ۵})$$

که در آن CA از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$CA = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n N_{.j} N_{i.}}{N_{..}} \quad (\text{رابطه ۶})$$

Sudheer et al. (2010) مدل‌هایی با شاخص کاپای ۴۰ درصد و بیشتر را به عنوان مدل‌هایی با صحت خوب برای طبقه‌بندی ارزیابی کرده‌اند.

### نتایج و بحث

در جدول (۲) توزیع نقاط کنترل زمینی در کاربری‌های مختلف برای کل داده‌ها و همچنین زیرمجموعه‌های مختلف آنها (داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون) ارائه شده است. در ستون آخر این جدول مقدار P value برای آزمون کای اسکور نشان داده شده است. بر اساس این آزمون توزیع آماری داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون با همدیگر یکسان و با توزیع کل داده‌ها نیز یکسان است. این موضوع تقسیم‌بندی خوب داده‌ها را نشان می‌دهد که برای بدست آوردن یک شبکه عصبی پایدار و کارآمد ضروری است.

### ارزیابی صحت طبقه‌بندی

برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای کلاس کاربری نقاط کنترل زمینی (نقاط مرجع) با کلاس کاربری پیش‌بینی شده آنها توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده با هم مقایسه گردید. بدین منظور از شاخص‌های صحت کلی، صحت کاربر، صحت تولید کننده و ضریب کاپا استفاده شد. این شاخص‌ها از ماتریس خطا بدست آمدند. ماتریس خطا یک ماتریس مربعی است که تعداد سطر و ستون‌های آن برابر تعداد کل کلاس‌های کاربری است. در این ماتریس  $(i,j)$  تعداد نقاطی است که در روی نقشه در کلاس  $i$  ولی در روی زمین در کلاس  $j$  قرار گرفته‌اند. صحت کلی نقشه (OA) از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا (نقاط به درستی برآورد شده) تقسیم بر تعداد کل نقاط ( $N_{..}$ ) طبق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n N_{ii}}{N_{..}} \quad (\text{رابطه ۲})$$

که در آن  $n$  تعداد کل کلاس‌های کاربری است. شاخص‌های صحت تولید کننده (PA) و صحت کاربر (UA) برای هر کدام از کاربری‌ها تعریف می‌شوند. صحت تولید کننده احتمال اینکه یک نقطه در روی زمین به درستی در کلاس مربوط به خود در نقشه طبقه‌بندی شده باشد را نشان می‌دهد:

$$PA_j = \frac{N_{jj}}{N_{.j}} \quad (\text{رابطه ۳})$$

در حالی که صحت کاربر احتمال اینکه یک نقطه در روی نقشه به درستی در کلاس مربوط به خود طبقه‌بندی شده باشد را

جدول ۲. نحوه توزیع نقاط کنترل زمینی در کاربری‌های مختلف برای گروه‌های مختلف داده‌ها

P Value	آب	جاده	مناطق مسکونی	مراعات علوفه‌ای	مراعات بوته‌ای	باغ	جنگل‌های بافر	کشاورزی	کلاس کاربری
	۴۹	۲۳	۲۸	۱۶۵	۱۱۸	۵۰	۲۷	۴۵۶	آموزش
۱/۰۰	۱۰	۵	۴	۳۷	۲۶	۱۲	۵	۹۸	اعتبارسنجی
	۱۲	۴	۵	۳۷	۲۷	۱۱	۶	۹۵	آزمون
	۷۱	۳۲	۳۷	۲۳۹	۱۷۱	۷۳	۳۸	۶۴۹	کل

بالای نقاط کنترل زمینی برداشته شده از این کاربری‌ها باشد (جدول ۲). در مقایسه کاربری‌های کشاورزی و آب هرچند که تعداد نقاط کاربری آب نسبت به کشاورزی کمتر است، اما بدلیل مساحت کمتر کاربری آب نسبت به کشاورزی در سطح حوضه، تراکم نقاط برداشت شده در این کاربری بیشتر و در نتیجه صحت آن بیشتر از کاربری کشاورزی است.

از طرف دیگر در بین کاربری‌های مختلف صحت کاربری جاده از همه کمتر است. این مسئله می‌تواند بدلیل پهنای کم جاده‌ها (کمتر از ۱۵ متر) در منطقه مورد مطالعه در مقایسه با درجه وضوح کم (۳۰ متر) تصاویر ماهواره‌ای باشد؛ که موجب می‌شود پیکسل‌های اختصاص داده شده به کاربری جاده خالص نبوده و مقادیری از سایر کاربری‌های کنار جاده‌ای را نیز پوشش دهد. از این رو پیشنهاد می‌شود برای حصول صحت بیشتر برای این نوع کاربری از نقشه‌های کمکی مانند نقشه شبکه راه‌ها استفاده شود. این نتیجه با یافته‌های بدست آمده توسط Stuckens et al. (2000) و Manandhar et al. (2009) نیز مطابقت دارد.

مقادیر میانگین بازتاب طیفی از کلاس‌های مختلف کاربری اراضی در جدول (۳) نشان دهنده آن است که بازتاب-های طیفی دو کلاس مراعات علوفه‌ای و مراعات بوته‌ای بیشترین شباهت را با هم دارند. این مسئله می‌تواند در مرحله طبقه‌بندی به اختلاط طیفی این دو کلاس منجر شود. نتایج بدست آمده از ماتریس خطا (جدول ۵) به خوبی گویای این مطلب است. بطوریکه این ماتریس نشان می‌دهد ۴۰ نقطه معادل ۲۳ درصد از نقاط با پوشش مراعات بوته‌ای به اشتباه در کلاس مراعات علوفه‌ای و همچنین ۴۰ نقطه معادل ۱۷ درصد از نقاط با پوشش مراعات علوفه‌ای به اشتباه در کلاس مراعات بوته‌ای طبقه‌بندی شده‌اند. این موضوع نشان می‌دهد که شباهت کلاس‌های کاربری اراضی مختلف و در نتیجه اختلاط طیفی آنها می‌تواند صحت نقشه‌های کاربری اراضی بدست آمده از تصاویر ماهواره‌ای را کاهش دهد.

در جدول (۳) مقدار میانگین و ضریب تغییرات بازتاب طیفی برای هر کدام از کاربری‌ها در باندهای مختلف آورده شده است. ضریب تغییرات بازتاب طیفی نشان می‌دهد که بطور کلی باندهای ۱ و ۲ در کاربری‌های مختلف دارای بیشترین تغییرات بوده در حالی که باندهای ۵ و ۶ دارای کمترین تغییرات می‌باشند. همچنین در همه کاربری‌ها بجز کاربری مناطق مسکونی بازتاب طیفی باند ۵ بیشتر از سایر باندهاست. در بین کاربری‌های مختلف کاربری مناطق مسکونی عموماً دارای بیشترین بازتاب طیفی و کاربری باغ دارای کمترین میزان بازتاب طیفی می‌باشد. نتایج مشابهی نیز توسط Manandhar et al. (2009) گزارش شده‌اند. از آنجا که هر عارضه زمینی شناسه طیفی خاص خود را دارد، اینگونه توزیع بازتاب‌های طیفی در منطقه بیانگر نوع و توزیع خاص پوشش زمین و کاربری اراضی در منطقه مورد مطالعه است.

در جدول (۴) شاخص‌های ارزیابی صحت شبکه عصبی مصنوعی بدست آمده برای تهیه نقشه کاربری اراضی نشان داده شده است. بطوریکه ملاحظه می‌شود شبکه عصبی بدست آمده توانسته است ۷۸/۵ درصد از نقاط را به درستی طبقه‌بندی کند. بعلاوه شاخص کاپای بدست آمده برای این شبکه ۶۸/۵ درصد است که صحت بالای شبکه را در طبقه‌بندی نقاط مختلف با کاربری‌های اراضی متفاوت نشان می‌دهد (Sudheer et al., 2010). همچنین این جدول نشان می‌دهد که مقادیر شاخص-های صحت کلی و ضریب کاپا برای داده‌های آزمون نیز بطور قابل قبولی بالا بوده و تقریباً معادل مقادیر آنها برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی است که شبکه از روی آنها بدست آمده است. این موضوع قدرت تعمیم‌پذیری بالای شبکه عصبی بدست آمده را نشان می‌دهد.

در جدول (۵) ماتریس خطای نقشه کاربری اراضی بدست آمده با از شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. در این جدول صحت تولید کننده برای کاربری‌های آب و کشاورزی از سایر کاربری‌ها بیشتر است. این موضوع می‌تواند بدلیل تعداد

جدول ۳. مقادیر میانگین بازتاب طیفی نقاط کنترل زمینی برای کاربری‌های شناسایی شده. مقادیر داخل پرانتز ضریب تغییرات (%) می‌باشند.

کلاس کاربری	باند ۱	باند ۲	باند ۳	باند ۴	باند ۵	باند ۶	باند ۷
کشاورزی	۵۷۶/۳ (۴۸/۷)	۶۱۵/۲ (۵۱/۰)	۱۲۰۶/۸ (۳۳/۲)	۱۳۹۴/۳ (۴۴/۸)	۳۵۵۱/۷ (۱۶/۸)	۲۶۱۱/۱ (۲۱/۰)	۱۸۸۸/۵ (۳۲/۵)
جنگل‌های بافر	۳۹۹/۴ (۳۰/۳)	۳۹۷ (۳۳/۸)	۷۷۴/۳ (۲۳/۰)	۸۱۳/۹ (۲۷/۴)	۲۴۸۰/۱ (۲۹/۸)	۱۷۴۴/۹ (۲۲/۵)	۱۱۵۳/۵ (۲۳/۶)
باغ	۳۷۹/۹ (۳۰/۵)	۳۸۰/۴ (۳۴/۸)	۷۸۱/۲ (۲۳/۱)	۸۲۰/۷ (۳۱/۰)	۳۰۳۱/۵ (۱۳/۵)	۲۱۴۱/۷ (۱۳/۵)	۱۳۹۰/۹ (۲۰/۲)
مراعات بوته‌ای	۶۸۲/۸ (۱۴۲/۹)	۷۰۵/۳ (۱۳۲/۴)	۱۱۳۸/۹ (۸۲/۳)	۱۳۱۶/۸ (۶۹/۴)	۲۵۰۱/۲ (۲۵/۱)	۲۳۷۹/۸ (۱۹/۸)	۱۸۰۶/۴ (۲۱/۲)
مراعات علوفه‌ای	۶۷۷/۹ (۲۵)	۷۱۷/۹ (۲۵/۸)	۱۲۴۴/۷ (۲۰/۶)	۱۴۸۴/۳ (۲۱/۹)	۲۷۷۴/۳ (۱۵/۱)	۲۷۳۸/۷ (۱۵/۸)	۲۱۰۹/۱ (۱۷/۳)
مناطق مسکونی	۱۶۲۶/۴ (۱۹/۸)	۱۶۹۶ (۱۸/۶)	۲۳۱۴/۵ (۱۳/۳)	۲۶۷۶/۴ (۱۳/۳)	۳۵۶۸/۴ (۷/۳)	۳۸۱۷/۶ (۱۰/۴)	۳۳۳۰/۹ (۱۳/۴)
جاده	۹۳۷/۵ (۲۴/۵)	۹۷۵/۴ (۲۵/۴)	۱۵۵۴/۵ (۲۱/۵)	۱۸۰۰/۱ (۲۶/۹)	۳۱۹۰/۴ (۱۱/۸)	۲۷۳۸/۲ (۱۸/۱)	۲۱۵۴/۵ (۲۲/۳)
آب	۱۰۷۵/۷ (۶۳/۰)	۱۰۵۶/۷ (۵۷/۴)	۱۴۳۴/۳ (۳۸/۲)	۱۱۷۸/۶ (۵۱/۸)	۱۴۰۶/۱ (۷۳/۱)	۱۱۳۵/۹ (۷۷/۳)	۸۹۴/۵ (۷۹/۵)

جدول ۴. شاخص‌های ارزیابی صحت شبکه عصبی مصنوعی بدست آمده برای تهیه نقشه کاربری اراضی

شاخص ارزیابی	داده‌های آموزش	داده‌های اعتبارسنجی	داده‌های آزمون	کل داده‌ها
ضریب کاپا	۶۸/۷	۶۹/۸	۶۶/۷	۶۸/۵
صحت کلی	۷۸/۸	۷۹	۷۷/۱	۷۸/۵

جدول ۵. ماتریس خطای نقشه کاربری تهیه شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

صحت کاربر (%)	کلاس‌های مرجع							
	کشاورزی	جنگل‌های بافر	باغ	مراعات بوته‌ای	مراعات علوفه‌ای	مناطق مسکونی	جاده	آب
کشاورزی	۵۹۴	۷	۱۲	۷	۳۵	۵	۲۰	۰
جنگل‌های بافر	۴	۱۷	۴	۳	۱	۰	۰	۰
باغ	۶	۹	۴۶	۹	۱	۰	۰	۱
مراعات بوته‌ای	۱	۲	۵	۱۰۹	۴۰	۰	۰	۰
مراعات علوفه‌ای	۳۷	۲	۶	۴۰	۱۶۲	۲	۹	۲
مناطق مسکونی	۴	۰	۰	۲	۰	۳۰	۱	۰
جاده	۳	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰
آب	۰	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۶۸
صحت تولید کننده (%)	۹۱/۵	۴۴/۷	۶۳/۰	۶۳/۷	۶۷/۸	۸۱/۱	۶/۳	۹۵/۸

کلاس‌های پیشنهادی شده

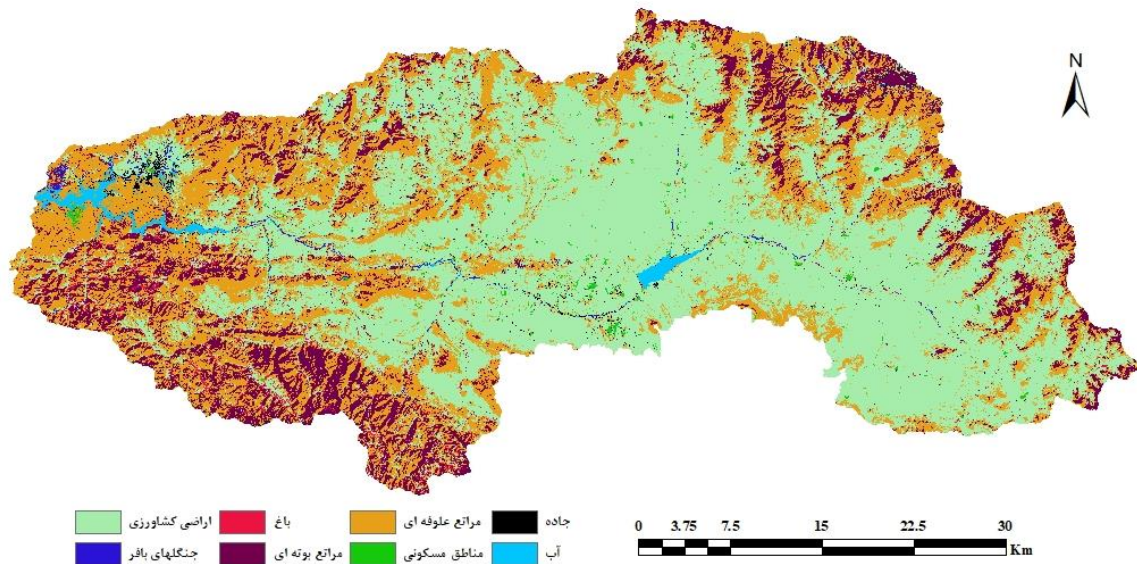
بوته‌ای ۱۲/۴ درصد، مراعات علوفه‌ای ۳۲ درصد، مناطق مسکونی ۰/۵ درصد، جاده ۰/۵ درصد و آب ۱ درصد از اراضی منطقه مورد مطالعه را در بر گرفته‌اند. در این نقشه کاربری آب و کشاورزی به خوبی از دیگر کاربری‌ها تفکیک شده‌اند بطوریکه

در شکل (۳) نقشه کاربری اراضی در منطقه مورد مطالعه که با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی تهیه شده است، نشان داده شده است. بر اساس این نقشه کاربری کشاورزی ۵۱/۷ درصد، جنگل‌های بافر ۰/۴ درصد، باغ ۱/۵ درصد، مراعات



طرف دیگر کاربری مراتع بوته‌ای و مراتع علوفه‌ای با یکدیگر آمیخته شده‌اند که مؤید صحت پایین کاربر برای این کاربری‌ها می‌باشند (جدول ۵).

دریاچه سد سلیمان‌شاه در مرکز و دریاچه سد گاوشان در خروجی حوزه به خوبی مشخص می‌باشند. این موضوع صحت بالای کاربر (جدول ۵) برای این کاربری‌ها را تأیید می‌کند. از



شکل ۳. نقشه کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه

مصنوعی از نوع پرسپترون با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطای گرادیان مزدوج مقیاس‌بندی‌شده کارایی بسیار خوبی برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره لندست جهت تهیه نقشه‌های کاربری اراضی دارند. بر پایه نتایج بدست آمده هر چه بازتاب طیفی عوارض سطح زمین به هم نزدیکتر باشد، احتمال اختلاط طیفی آنها هنگام طبقه‌بندی افزایش یافته و صحت نقشه‌های کاربری اراضی کاهش می‌یابد.

### نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و تکنیک شبکه عصبی مصنوعی نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز سد گاوشان تهیه شد. نقشه بدست آمده در این روش از صحت بالا و قابل قبولی برخوردار بود. نتایج این مطالعه نشان می‌دهند که تصاویر ماهواره لندست ۸ امکان مناسبی را برای تهیه نقشه کاربری اراضی فراهم می‌نمایند. همچنین شبکه‌های عصبی

### REFERENCES

- Amiri, A., Ghavoshi, S. H. and Amini, G. (2007). Comparison of three methods of fuzzy classification, neural network and least distance in satellite images (Quickbird). In: *Geomatics Conference*. Tehran: Mapping Organization of Iran. (In Farsi)
- Arekhi, S., Niazi, Y., and Arzani, H. (2011). Comparing various techniques for land use/cover change detection using RS and GIS (Case Study : Daresher Catchment, Ilam Province). *Environmental Sciences*, 8(3), 81-96. (In Farsi)
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford: Oxford University Press.
- Hord, R. M. (1982). *Digital image processing of remotely sensed data* (1th ed.). New York: Springer Netherlands
- Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. (1989). Multilayer feed forward network are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359-366.
- Li, Z. Y. (1998). Supervised classification of multi-spectral remote sensing image using B-P neural network. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 17, 153-156.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., Chipman, J. (2004). *Remote sensing and image interpretation* (6th ed.). New York: Wiley.
- Lu, D. and Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of remote sensing*, 28(5), 823-870.
- Manandhar, R., Odeh, I. O. and Ancev, T. (2009). Improving the accuracy of land use and land cover classification of Landsat data using post-classification enhancement. *Remote Sensing*, 1(3), 330-344.
- Mas, J. F., Puig, H., Palacio, J. L. and Sosa-López, A. (2004). Modelling deforestation using GIS and artificial neural networks. *Environmental Modelling and Software*, 19(5), 461-471.
- Potere, D. (2008). Horizontal positional accuracy of Google Earth's high-resolution imagery archive. *Sensors*, 8, 7973-7981.
- Salberg, A. B., and Jenssen, R. (2012). Land-cover classification of partly missing data using support vector machines. *International journal of remote*

- sensing*, 33(14), 4471-4481.
- Schneider, A. (2012). Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach. *Remote Sensing of Environment*, 124, 689-704.
- Steele, B. M., Winne, J. C. and Redmond, R. L. (1998). Estimation and mapping of misclassification probabilities for thematic land cover maps. *Remote Sensing of Environment*, 66(2), 192-202.
- Stuckens, J., Coppin, P. R. and Bauer, M. E. (2000). Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land cover classification. *Remote sensing of environment*, 71(3), 282-296.
- Sudheer, K. P., Gowda, P., Chaubey, I. and Howell, T. (2010). Artificial neural network approach for mapping contrasting tillage practices. *Remote Sensing*, 2(2), 579-590.
- Wijaya, A. (2005). Application of Multi-Stage Classification to Detect Illegal Logging with the Use of Multi-Source Data (1th ed.). Netherlands: ITC.
- Yuan, H., Van Der Wiele, C. F. and Khorram, S. (2009). An automated artificial neural network system for land use/land cover classification from Landsat TM imagery. *Remote Sensing*, 1(3), 243-265.
- Zhao, Z., Yang, Q., Benoy, G., Chow, T. L., Xing, Z., Rees, H. W., and Meng, F. R. (2010). Using artificial neural network models to produce soil organic carbon content distribution maps across landscapes. *Canadian Journal of Soil Science*, 90:75-87.
- Zhou, L. and Yang, X. (2008). Use of neural networks for land cover classification from remotely sensed imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 575-578.
- Zobeiry, M. and Majd, A. R. (1996). *An introduction to remote sensing technology and its application in natural resources* (1th ed.). Tehran: Tehran University Publishers. (In Farsi)
- Zoungrana, B. G. B., Conrad, C., Amekudzi, L .K., Thiel, M., Dapola Da, E., Forkuor, G. and Löw, F. (2015). Multi-temporal Landsat images and ancillary data for land use/cover change (LULCC) detection in the southwest of Burkina Faso, west Africa. *Remote Sensing*, 7(9), 12076-12102.