

استفاده از روش‌های فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه برای تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی (مطالعه‌ی موردی: شهر اصفهان)

آزاده زائری امیرانی* - کارشناس ارشد محیط زیست، دانشکده‌ی منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان
علیرضا سفیانیان - استادیار گروه محیط زیست، دانشکده‌ی منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان

پذیرش مقاله: ۱۳۹۰/۰۶/۲۲ تأیید نهایی: ۱۳۹۱/۰۳/۰۹

چکیده

از جمله عوامل مهم در برنامه‌ریزی و مدیریت شهری، به‌ویژه در راستای نیل به توسعه‌ی پایدار در نواحی شهری و استفاده‌ی بهینه از سرزمین، دسترسی بهنگام از وضعیت پوشش اراضی برای این مناطق است. داده‌های سنجش از دور پتانسیل بالایی برای تهیه‌ی نقشه‌های به‌روز پوشش اراضی شهری دارند. روش‌های متفاوتی در زمینه‌ی تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای گزارش شده است که هر یک مزایا و معایبی دارند. دو روش طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ^۱ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، از جمله روش‌های طبقه‌بندی تصاویر هستند که از توانایی بالایی در تفکیک طبقات مختلف پوشش اراضی، به‌ویژه پیکسل‌های مختلط برخوردار هستند. هدف از این مطالعه، مقایسه‌ی توانایی این دو روش طبقه‌بندی با به‌کارگیری تصویر سنجنده‌ی LISS-III سال ۱۳۸۷ در تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی شهر اصفهان است. نخست تصویر با میانگین خطای مربعات $4/0 +$ پیکسل تصحیح هندسی شد. پس از آن، دو روش طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه به‌اجرا درآمد. در نهایت نقشه‌ی پوشش اراضی منطقه به پنج طبقه‌ی آب، مناطق مسکونی، اراضی بایر، پوشش گیاهی و جاده طبقه‌بندی شد. برای ارزیابی درستی نتایج طبقه‌بندی، برداشت‌های زمینی بسیاری با استفاده از GPS انجام گرفت و صحت کلی برای روش فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، به ترتیب ۸۸ و $93/3$ درصد برآورد شد. این مطالعه نشان داد که روش طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، نسبت به روش فازی آرت‌مپ، از توان تفکیک و قابلیت بیشتری برای تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی در مناطق شهری برخوردار است.

کلیدواژه‌ها: نقشه‌ی پوشش اراضی، روش فازی آرت‌مپ، شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، اصفهان.

مقدمه

توسعه‌ی فیزیکی شهرها، فرآیندی پویا و گریزناپذیر است که طی آن محدوده‌های فیزیکی شهر در جهات مختلف گسترش یافته و سبب تغییر در وضعیت پوشش اراضی منطقه می‌شود. در این زمینه، می‌توان با برنامه‌ریزی کاربری اراضی شهری و آمایش سرزمین، رشد شهری را در مناسب‌ترین جهت هدایت کرد تا ضمن برآورده شدن نیازهای ساکنان شهرها، منابع طبیعی، اراضی اطراف شهر و زمین‌های کشاورزی نیز حفظ شوند. نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی شهری، افزون بر طبقه‌های مختلف کاربری، الگوی مکانی، نوع و شدت استفاده از سرزمین را مشخص می‌کنند و می‌توان از آن برای برنامه‌ریزی‌های کنونی و آتی اراضی شهری استفاده کرد.

استفاده از فناوری‌های سنجش از دور و به‌کارگیری داده‌های ماهواره‌ای در تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی، موجب کاهش هزینه‌ها، صرفه‌جویی در وقت، افزایش دقت و سرعت می‌شود. پردازش رقومی تصاویر ماهواره‌ای و طبقه‌بندی آنها؛ یعنی نمونه‌برداری از سطح محدودی از تصویر و تعمیم آن به کل تصویر در مدت کوتاه، کمک شایانی به صرفه‌جویی در زمان و هزینه‌های پروژه‌ها خواهد کرد (زاهدی فرد، ۱۳۸۱: ۵۳؛ غیاثوند، ۱۳۷۷: ۶۸؛ کریم‌زاده، ۱۳۸۵: ۸). بر اساس اختلاف طیفی پدیده‌های گوناگون باندهای مختلف، طبقه‌بندی رقومی انجام می‌گیرد. گروه‌بندی تعداد زیادی پیکسل‌های منفرد به طبقه‌ها یا رده‌های موضوعی کوچک که بیشتر قابل مدیریت هستند را، طبقه‌بندی رقومی تصاویر گویند. از آنجاکه هدف اصلی فناوری سنجش از دور، شناسایی و تفکیک پدیده‌های زمینی و قرار دادن آنها در گروه‌ها یا طبقه‌های مشخص است، طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به‌عنوان مهم‌ترین بخش تفسیر اطلاعات ماهواره‌ای به‌شمار آورد (زبیری، ۱۳۷۵: ۸۴). برای طبقه‌بندی پدیده‌ها و عوارض مختلف زمینی با کمک داده‌های ماهواره‌ای، روش‌های چندی متداول است که انتخاب هر یک از آنها، به ویژگی‌های حاصل از فرایندهای اطلاعاتی بستگی دارد.

پژوهشگران از روش‌های مختلفی برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای و تهیه‌ی نقشه کاربری اراضی استفاده کرده‌اند. شتابی و عبدی (۱۳۸۶) به تهیه‌ی نقشه‌ی اراضی جنگلی زاگرس در استان لرستان با استفاده از داده‌های سنجنده ETM^+ پرداختند. روش‌های طبقه‌بندی در این مطالعه شامل حداکثر احتمال، متوازی‌السطوح و حداقل فاصله بود. صحت کلی به‌دست‌آمده از هر سه روش در مقایسه با واقعیت زمینی، نشان داد که طبقه‌بندی حداکثر احتمال با مقدار صحت کلی ۹۱ درصد، نتایج بهتری از دو طبقه‌بندی‌کننده‌ی دیگر دارد (شتابی، ۱۳۸۶: ۵). پال و همکاران (۲۰۰۳) از روش تصمیم‌گیری درختی برای طبقه‌بندی دو منطقه و مقایسه‌ی آن دو استفاده کردند. نتایج نشان دادند که تصمیم‌گیری درختی در مقایسه با روش‌های دیگر، صحت خوبی برای طبقه‌بندی به‌جز برای داده‌هایی با دیمانسیون (بعد) بالا دارد (Ranjbar, 2004: 4736).

تاکنون شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی مانند رایانه، روان‌شناسی، زیست‌شناسی و شیمی آلی به‌کار گرفته شده‌اند. از اواخر دهه‌ی ۱۹۸۰، شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تجزیه و تحلیل داده‌های سنجش از دور در کاربردهای گوناگون مانند، طبقه‌بندی پوشش اراضی، آشکارسازی ابر و مانند آن به‌کار گرفته شد (Warner, 2005: 1208; Pal, 2002: 63). انواعی از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی کاربری و

پوشش اراضی وجود دارد که از میان آنها، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه‌ای معمول‌ترین مدل مورد استفاده برای طبقه‌بندی تصویر در سنجش از دور پوشش و کاربری اراضی منطقه، براساس روابط آموزشی طی فاز آموزشی، تهیه می‌شود (6: Gahegan, German, and West, 1999; 102: Wijaya, 2005).

روش جدید دیگری که در زمینه‌های مختلف برای طبقه‌بندی داده مورد استفاده قرار می‌گیرد، روش فازی است. به‌طور خلاصه، نظریه‌ی مجموعه‌های فازی، فرضیه‌ای برای اقدام در شرایط عدم اطمینان است. این نظریه قادر است بسیاری از مفاهیم، متغیرها و سیستم‌هایی نادقیق و مبهم (چنانچه در عالم واقع بیشتر چنین است) را صورت‌بندی ریاضی بخشد و زمینه‌ای برای بیان، نتیجه‌گیری، کنترل و تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان فراهم آورد (Wang, 1990: 199). نظریه‌ی مجموعه‌های فازی که برای ازبین‌بردن ابهام در داده‌ها به‌کار می‌رود، مفهوم جدیدی است که اطلاعات را در موقعیت‌های پیچیده‌تری همچون، پوشش‌های مخلوط یا شرایط حد واسط، بهتر نمایش داده و به‌کار روند. سوگوماران (۲۰۰۱) روش‌های طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و حداکثر احتمال برای طبقه‌بندی پوشش اراضی منطقه‌ی جنگلی با استفاده از سنجنده‌ی LISS-III ماهواره‌ی IRS-1C را با هم مقایسه کرد. نتایج نشان داد که روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی در جداسازی جنگل دست‌کاشت و آب‌اندکی بهتر بود؛ ولی تفاوت چشمگیری در طبقه‌بندی جنگل طبیعی همگن ایجاد نکرد (Sugumaran, 2001: 42). حسینی و همکاران (۲۰۰۴) نیز از روش‌های شبکه‌های عصبی و حداکثر احتمال، برای طبقه‌بندی تصویر IRS-1D مربوط به منطقه‌ای در شمال ایران استفاده کردند. آنها دریافتند روش شبکه‌ی عصبی صحت بیشتری نسبت به روش حداکثر مشابهت دارد، به‌گونه‌ای که صحت طبقه‌بندی روش حداکثر احتمال، ۷۸/۵٪ و صحت روش شبکه‌ی عصبی، ۸۶/۱۹٪ به‌دست آمد (Pal, 2003: 554).

دو روش طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، ازجمله روش‌های طبقه‌بندی تصاویر هستند که از توانایی بالایی در تفکیک طبقه‌های مختلف پوشش اراضی، به‌ویژه پیکسل‌های مختلط برخوردارند. هدف از این مطالعه بررسی قابلیت طبقه‌بندی پوشش اراضی با استفاده از دو روش فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه در طبقه‌بندی پوشش اراضی و مقایسه‌ی آنها با یکدیگر است. این مطالعه با استفاده از تصویر LISS-III سال ۱۳۸۷، در منطقه‌ی شهر اصفهان انجام شده است.

مواد و روش‌ها

برای رسیدن به اهداف مطالعه از داده‌های زیر استفاده شده است:

- تصویر سنجنده‌ی LISS-III ماهواره‌ی IRS-1D که در جدول شماره‌ی ۱ مشخصات آن نشان داده شده است؛
- نقشه‌ی توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ منطقه؛
- مشاهده‌های میدانی؛
- اجرای مدل‌ها با استفاده از نرم‌افزار Edrisi.

جدول ۱. داده‌های مورد استفاده در مطالعه

سنجنده	Row-Path	تاریخ (میلادی)	تاریخ (شمسی)
LISS-III	۱۶۴-۴۷	۲۰۰۸ / ۰۸ / ۰۸	۱۳۸۷ / ۵ / ۱۸

منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مطالعه، محدوده‌ی شهر اصفهان با مساحت ۳۴۵۰۰ هکتار، بین طول‌های جغرافیایی "۱۵° ۳۰' ۵۱" تا "۱۰° ۴۷' ۵۱" شرقی و عرض‌های جغرافیایی "۲۰° ۳۰' ۳۲" تا "۱۰° ۴۸' ۳۲" شمالی را دربرمی‌گیرد. وجود سرمایه‌گذاری‌های صنعتی و تجاری، زمین‌های کشاورزی مرغوب، باغات و جاذبه‌های توریستی و نیز، وجود بخش چشمگیری از جمعیت استان (در حدود ۳۵ درصد)، سبب ایجاد تغییرات فراوانی در این شهر طی سال‌های گذشته شده است. براساس آخرین سرشماری انجام گرفته (مرکز آمار ایران، ۱۳۸۵)، میزان شهرنشینی در این استان ۸۳/۳ درصد برآورد شده که رشد افزایش جمعیت و در پی آن، رشد و توسعه‌ی فیزیکی شهر و تغییر در پوشش و کاربری اراضی را به همراه داشته است. با توجه به رشد سریع شهر اصفهان و تغییرات ایجاد شده در انواع پوشش اراضی، نیاز به بررسی پوشش اراضی منطقه و برنامه‌ریزی صحیح برای حفظ منابع موجود، بیش از پیش لازم و ضروری است.

پیش‌پردازش و آماده‌سازی تصویر ماهواره‌ای

عمل تطابق هندسی تصویر با استفاده از نقشه‌ی توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ و به‌کارگیری ۲۵ نقطه‌ی کنترل زمینی به‌دست‌آمده در عملیات میدانی، در سطحی وسیع‌تر از محدوده‌ی مطالعه انجام گرفت. برای این کار با استفاده از معادله‌ی درجه اول (برای تصاویری که در سطح سیستمی به‌خوبی تصحیح شده‌اند) (فاطمی و رضایی، ۱۳۸۵) و عمل نمونه‌گیری مجدد و روش نزدیک‌ترین همسایه (تعیین ارزش روشنایی یک پیکسل در تصویر، از راه ارزش پیکسلی که در نزدیک‌ترین موقعیت همان پیکسل قرار دارد) تصحیح هندسی اجرا شد. در گام بعد، محدوده‌ی شهر اصفهان به‌وسعت حدود ۳۴۵۰۰ هکتار از تصویر زمین مرجع شده، جدا شد.

برای افزایش وضوح تصویر و نمایان‌تر شدن پدیده‌ها و عوارض موجود و کمک به انتخاب نمونه‌های تعلیمی، تصویر رنگی کاذب ساخته شد. برای ساختن تصویر رنگی کاذب در فضای RGB (فضایی که از ترکیب سه رنگ قرمز، سبز و آبی ایجاد می‌شود)، از شاخص مطلوبیت^۱ استفاده شد. با محاسبه‌ی شاخص مطلوبیت (OIF)^۲، باندهایی انتخاب شد که ضریب همبستگی کمتر و واریانس بالاتری داشتند.

بر اساس رابطه‌ی شماره‌ی ۱ می‌توان تعداد ترکیبات سه‌تایی به‌دست‌آمده از باندهای مورد استفاده را محاسبه کرد.

۱. شاخصی است برای انتخاب بهترین ترکیب سه‌تایی باندها برای ایجاد تصویر کاذب و استخراج بیشترین اطلاعات از آن.

$$[N]_3 = \frac{N!}{3!(N-3)!} \quad \text{رابطه‌ی ۱}$$

$$[N]_3 : \text{تعداد ترکیب سه‌تایی باندها؛}$$

N : تعداد باندهای طیفی.

سپس همبستگی بین باندها و واریانس باندهای مختلف محاسبه شده و با استفاده از آنها، شاخص OIF برای ترکیبات مختلف باندی به دست می‌آید. مقدار OIF بر اساس واریانس و همبستگی بین باندهای مختلف بر مبنای رابطه‌ی شماره‌ی ۲ محاسبه می‌شود:

$$\text{OIF} = \frac{\sum_{j=1}^3 SD_i}{\sum_{j=1}^3 CC_j} \quad \text{رابطه‌ی ۲}$$

$$\sum_{j=1}^3 SD_i : \text{مجموع انحراف معیارهای ۳ باند؛}$$

$$\sum_{j=1}^3 CC_j : \text{مجموع قدر مطلق ضرایب همبستگی بین ۲ باند از ۳ باند.}$$

از ترکیب ۳ باندی که بالاترین OIF را داشته باشند، می‌توان برای ایجاد تصویر رنگی کاذب استفاده کرد؛ زیرا بیشترین اطلاعات را در خود جای داده است (Bodily, 2004: 56).

طبقه‌بندی تصویر

برای انجام طبقه‌بندی نظارت‌شده با توجه به نمونه‌های تعلیمی انتخاب‌شده از تصاویر رنگی کاذب و انجام بازدیدهای میدانی، تعدادی نمونه‌ی تعلیمی از انواع پوشش‌های مختلف منطقه به شرح جدول شماره‌ی ۲ شناسایی شدند. میزان نمونه‌های تعلیمی بیش از ۳٪ مساحت مطالعه تعیین شدند (علوی پناه، ۱۳۹۰: ۸۰). برای ارزیابی کمی تفکیک‌پذیری طبقه‌ها در نمونه‌های آموزشی، از شاخص واگرایی تبدیل شده^۱ استفاده و در نهایت طبقه‌بندی تصویر با استفاده از دو روش فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه، انجام گرفت.

جدول ۲. طبقه‌های پوشش اراضی و توصیف آنها

نام طبقه	توصیف
آب	رودخانه‌ی زاینده‌رود
منطقه‌ی مسکونی	مناطق مسکونی، صنعتی و تجاری
اراضی بایر	مناطق بایر و مناطقی با پوشش گیاهی بسیار اندک که به شکل خاک یا زمین برهنه هستند
پوشش گیاهی	انواع پوشش گیاهی شامل کشاورزی، باغ و فضای سبز شهری
جاژه	شامل کوچه، خیابان و جاژه‌ها

روش فازی آرت‌مپ

در رده‌بندی نظارت‌شده‌ی مرسوم در سنجش از دور، نقاط تعلیمی و نتایج رده‌بندی بر مبنای روش، پیکسلی از یک رده^۱ هستند و رده‌ی مخلوط نمی‌تواند به‌عنوان نقاط تعلیمی یا یک طبقه فرض شود و میزان عضویت^۲ در پیکسل‌ها مشخص نیست. در واقع، در روش‌های کلاسیک رده‌بندی، مرزهای مناطق آموزشی به‌شکلی ناگهانی تغییر می‌کند و تدریجی نیست. این محدودیت‌های آشکار، موجب کاهش ارزش رده‌بندی سطوح و استخراج اطلاعات ضعیف می‌شود و ممکن است اطلاعات با ارزشی را از بین ببرد. نظریه‌ی مجموعه‌های فازی که برای از بین بردن ابهام در داده‌ها به‌کار می‌رود و مفهوم جدیدی است که بر اساس آن، عضویت جزئی^۳ اجازه می‌دهد که اطلاعات در موقعیت‌های پیچیده‌تر مثل پوشش‌های مخلوط یا شرایط حدّ واسط، بهتر نمایش داده شده و به‌کار روند. اگرچه تحلیل تصاویر سنجش از دور با استفاده از مجموعه‌های فازی دشوار است، اما با توجه به اینکه در داده‌های سنجش از دور، اغلب تعیین مرز بین دو رده‌ی مختلف آسان نیست، می‌توان از نظریه‌ی مجموعه‌های فازی به‌صورت کیفی به‌خوبی استفاده کرد. در این نظریه، رتبه‌ی عضویت می‌تواند مقداری بین ۰ و ۱ در نظر گرفته شود، در حالی که در حالت عادی عضویت نظریه‌ی مجموعه‌ها، رتبه‌ی عضویت فقط ۰ یا ۱ اختیار می‌شود. برخلاف روش‌های معمول رده‌بندی که هر کدام از مناطق آموزشی، حاوی موادی هستند که در نوع خود خالص است و هیچ‌گونه تغییرات تدریجی در آنها وجود ندارد، در این روش ضروری نیست که نقاط تعلیمی به‌طور کامل یکنواخت باشند (Yuan, 2005: 320 and Foody, 2000: 438). روش فازی آرت‌مپ یکی از انواع طبقه‌بندی‌های سنجش از دور بوده که بر اساس تجزیه و تحلیل شبکه‌ی عصبی با استفاده از تئوری تشدید تطبیقی^۴ استوار است.

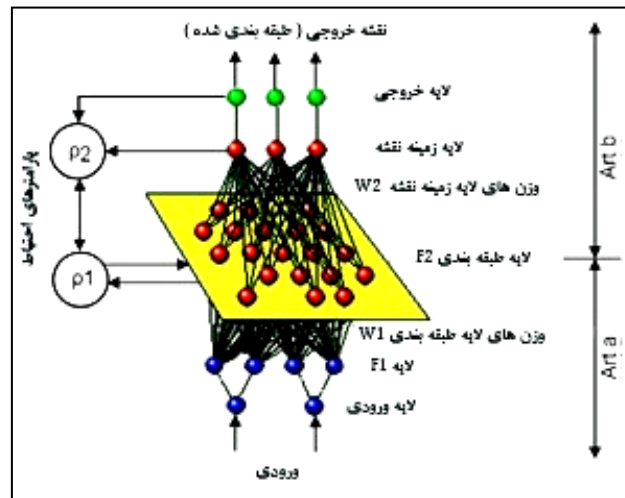
گراسبرگ و کارپنتر^۵ (۱۹۹۱)، تئوری تشدید تطبیقی را برپایه‌ی شبکه‌ی عصبی توسعه دادند. روش فازی آرت‌مپ یک الگوریتم خوشه‌ای است که بر روی پلی‌گون‌هایی با الگوهای فازی (اعداد واقعی بین ۰ و ۱) اجرا شده و داده‌های به‌دست آمده آموزشی را بدون حذف مراحل آموزشی قبلی جمع می‌کند.

ساختار فازی آرت‌مپ

طبقه‌بندی نظارت‌شده‌ی فازی آرت‌مپ شامل چهار لایه به‌ترتیب زیر است:

لایه‌ی ورودی^۶ (F_1)، لایه‌ی طبقه‌بندی^۷ (F_2)، لایه‌ی زمینه‌ی نقشه^۸ و لایه‌ی خروجی^۹ (شکل شماره‌ی ۱).

1. One-pixel-one-class
2. Membership
3. Partial membership
4. Adaptive Resonance Theory (ART)
5. Grossberg and Carpenter
6. Input layer
7. Category layer
8. Field layer
9. Output layer



شکل ۱. ساختار فازی آرت‌مپ

منبع: Ronald Eastman, 2009

لایه‌ی ورودی تصاویر وارد شده را نمایش می‌دهد، بنابراین برای اندازه‌گیری هر معیار نرون‌هایی وجود دارد. لایه‌ی ورودی برای بی‌نهایت معیار، به شکل رابطه‌ی شماره‌ی ۳ است:

$$I = (a, a^c) = (a_1, a_2, \dots, a_n, 1 - a_2, 1 - a_2, \dots, 1 - a_n) \quad \text{رابطه‌ی (۳)}$$

در این روش تعداد نرون‌های لایه‌ی F_2 به صورت خودکار تعیین می‌شود. دو لایه‌ی زمینه‌ی نقشه و لایه‌ی خروجی با مدل ARTb ساخته می‌شوند. لایه‌ی خروجی و زمینه‌ی هر یک دارای m نرون هستند. بین این دو لایه ارتباط یک‌به‌یکی برقرار است. شاخص احتیاط^۱ یکی از عوامل مهمی است که میزان محکمی یک دسته را کنترل می‌کند. مقادیر کم شاخص احتیاط اجازه می‌دهد الگوهای بیشتری با نرون‌های مشابه در لایه‌ی F_2 ارتباط داشته باشند، در نتیجه دسته‌بندی سستی صورت می‌گیرد. در حالی که مقادیر بالای شاخص احتیاط موجب می‌شود سیستم شبکه، نمونه‌ی آموزشی را به اجرا درآورد.

شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه

انواع مختلفی از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی وجود دارد. یک شبکه‌ی عصبی از نوع پرسپترون چندلایه، به طور معمول از یک لایه‌ی ورودی، یک یا چند لایه‌ی پنهان و یک لایه‌ی خروجی تشکیل شده است که به ترتیب اطلاعات را دریافت، پردازش کرده و نمایش می‌دهند (Wijaya, 2005: 24).

به طور کلی ۳ مرحله در طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی وجود دارد. مرحله‌ی اول یک فرایند آموزشی با استفاده از داده‌های ورودی و نمونه‌های تعلیمی است. مرحله‌ی دوم، مرحله‌ی اعتبارسنجی است که موفقیت مرحله‌ی آموزشی و صحت شبکه را تعیین می‌کند (Yuan, 2005: 320). اعتبارسنجی و آزمون شبکه، به وسیله‌ی بخشی از نمونه‌های

غیرتعلیمی انجام می‌گیرد. مرحله‌ی آخر، مرحله‌ی طبقه‌بندی است که در آن نقشه‌ی پوشش و کاربری اراضی منطقه، براساس روابط آموزشی، طی فاز آموزشی تهیه می‌شود (Omo-Irabor, 2007: 91 & Yuan, 2005: 320). شبکه‌های پرسپترون چندلایه‌ای، به‌طور معمول با روش پس‌انتشار آموزش داده می‌شوند. فرایند آموزش و یادگیری نیاز به مجموعه‌ای از الگوهای آموزشی با ورودی‌ها و خروجی‌های مطلوب دارد (Wijaya, 2005: 24).

طرح و ساختار شبکه روی طبقه‌بندی به‌روش شبکه‌ی عصبی مؤثر است. در یک شبکه‌ی پرسپترون چندلایه، تعداد گره‌های ورودی برابر با تعداد متغیرهای ورودی، یعنی باندهای طیفی و داده‌های کمکی (مانند نقشه‌ی ارتفاع، جهت و ...) است و تعداد گره‌های خروجی برابر با تعداد طبقه‌های مورد نظر در طبقه‌بندی است. قانون و راهنمای کلی برای تعیین تعداد لایه‌ها و گره‌های پنهان وجود ندارد (Wijaya, 2005: 24) و به‌طور معمول براساس آزمایش‌ها و تجربه‌های پیشین تعیین می‌شود (حسینی، ۱۳۸۲: ۱۱). به‌طور کلی ساختار شبکه‌ی عصبی مصنوعی با رابطه‌ی شماره‌ی ۴ معرفی می‌شود:

$$net_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} O_i \quad \text{رابطه‌ی ۴}$$

W_{ij} : وزن بین گره i و j ؛

O_i : خروجی حاصل از گره i (بر اساس رابطه‌ی شماره‌ی ۵)

$$O_j = f(net_j) \quad \text{رابطه‌ی ۵}$$

تعداد گره‌های ورودی در این مطالعه شامل باندهای طیفی می‌شود. به این ترتیب برای طبقه‌بندی تصویر سنجنده‌ی LISS-III از ۴ گره‌ی ورودی، شامل ۴ باند طیفی استفاده شده است. نرخ خطا مربوط به خطای آموزش شبکه بوده و بر اساس مرتب‌ریشه‌ی میانگین محاسبه می‌شود:

$$RMS = \frac{\sqrt{\sum_p \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2}}{P \times N} \quad \text{رابطه‌ی ۶}$$

پژوهشگران بسیاری اهمیت انتخاب داده‌های آموزشی در شبکه‌ی عصبی را مورد تأکید قرار داده‌اند. کیفیت و اندازه‌ی مجموعه داده‌های آموزشی، بیشترین تأثیر را روی قابلیت تعمیم نتیجه‌ی طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی و صحت کل طبقه‌بندی دارد. بندیکسون و همکاران (۱۹۹۰) بیان کرده‌اند که باید مجموعه داده‌های آموزشی، توانایی ارائه‌ی اطلاعات مناسب از طبقه‌های مورد نظر برای طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی را داشته باشد. اندازه‌ی مجموعه‌ی آموزشی باید متناسب با افزایش تعداد گره‌های ورودی یا باندهای طیفی، تغییرپذیری طیفی طبقه‌های مورد نظر و صحت طبقه‌بندی مورد نظر، افزایش یابد (Omo-Irabor, 2007: 15). عامل مهم دیگر که باید در شبکه‌ی عصبی به‌دقت تعیین شود، گشتاور^۱ است که عملی شبیه فیلتر کم‌گذر دارد و به شبکه اجازه می‌دهد تا عوارض کوچک در سطح خطا را نادیده بگیرد (Yuan, 2005: 323). گشتاور باید با تجربه و آزمایش انتخاب شود. تعداد تکرار در طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی نیز

اهمیت دارد و باید به اندازه‌ی کافی بزرگ باشد تا شبکه آموزش داده شود، ولی نه آنقدر زیاد که شبکه بسیار زیاد آموزش داده شود (Sugumaran, 2001: 43).

در این مطالعه برای اجرای شبکه‌ی عصبی، دو لایه‌ی پنهان و تعداد متفاوتی از متوسط پیکسل‌های آموزشی و آزمایشی در هر طبقه و نرخ آموزش، مورد آزمون قرار گرفت تا تعداد بهینه‌ی آنها برای بالابردن صحت طبقه‌بندی انتخاب شود. پس از آزمون اعداد متفاوتی از این دو شاخص، در نهایت مقدار بهینه‌ی آنها به دست آمد که بالاترین صحت را برای طبقه‌بندی ایجاد می‌کرد (جدول شماره‌ی ۵). همچنین تعداد گره‌ی پنهان با کمک نرم‌افزار و براساس تعداد باند معرفی شده در لایه‌ی ورودی، خودبه‌خود تعیین شد.

شاخص تعداد گره‌های لایه‌های پنهان نیز در محدوده‌ی ۱۰-۱ آزمون و تکرار شد که در نهایت مقدار بهینه‌ی آن در نظر گرفته شد. همچنین برای انتخاب شبکه‌ی بهینه و اجرای صحیح طبقه‌بندی، مقادیر متفاوتی برای شاخص‌های شبکه همچون یادگیری، گشتاور و میزان تکرار در نظر گرفته شد و صحت آنها مورد آزمون قرار گرفت تا مناسب‌ترین مقادیر برای این مطالعه شناسایی شود. در نهایت، مقادیری برای این شاخص‌ها انتخاب شد که موجب افزایش صحت و کاهش خطای طبقه‌بندی شود.

ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده

برای بیان صحت یک نقشه به صورت کمی، می‌توان آن را پیکسل به پیکسل با واقعیت زمینی مقایسه و نتایج را در جدولی به نام ماتریس خطا درج کرد. به ترتیب برای تعیین صحت طبقه‌بندی‌ها، برداشت زمینی به عنوان داده‌های مرجع با استفاده از GPS انجام گرفت (Fauzi, Hussin and Weir, 2005; Sugumaran, 2001). تعداد ۱۰۰ نقطه‌ی کنترل زمینی با مساحت ۳۵۰۰ هکتار برداشت و به عنوان داده‌های مرجع برای مقایسه با تصاویر طبقه‌بندی شده و تهیه ماتریس خطا به کار گرفته شدند. سپس ضریب کاپا و صحت کلی به دست آمده از ماتریس‌های طبقه‌بندی هر دو روش با یکدیگر مقایسه شدند.

یافته‌های تحقیق

پیش‌پردازش تصاویر

تصحیح هندسی روی تصاویر انجام گرفت و RMSE^۱ (ریشه میانگین مربع خطا) تصویر ۰/۴ پیکسل برآورد شد و این نشان‌دهنده‌ی دقت بالای عملیات تصحیح هندسی است. نقشه‌ی حاصل از زمین مرجع کردن تصویر با دقت بالا و برابر ۰/۴ پیکسل به دست آمد. همچنین در این مطالعه برای انتخاب گروه باندی سه‌تایی مناسب، برای ترکیب باندی RGB، از شاخص مطلوبیت استفاده شد تا تفسیر و طبقه‌بندی بهتری ارائه دهد. بهترین ترکیب باندی که دارای انحراف معیار بالا و همبستگی کم بین باندها برای تصویر LISS-III بود، باندهای ۳-۲-۱ تعیین شدند. از این باندها برای تهیه‌ی

تصاویر رنگی کاذب استفاده شده است. این ترکیب بانندی برای تهیه‌ی نمونه‌های تعلیمی، تفسیر و تهیه‌ی پوشش اراضی مورد استفاده قرار گرفت.

بعد از انتخاب نمونه‌های تعلیمی، شاخص واگرایی تبدیل شده برای نمونه‌های آموزشی (برای ارزیابی میزان تفکیک‌پذیری طبقه‌های تعریف شده)، محاسبه شد. نتایج برآورد شده‌ی این شاخص نشان می‌دهد (جدول شماره‌ی ۳) ترکیب‌های جفتی طبقه‌های جاذه، پوشش گیاهی و آب از یکدیگر تفکیک‌پذیرند، ولی طبقه‌های منطقه‌ی مسکونی، جاذه و اراضی بایر از تفکیک‌پذیری پایینی برخوردارند.

جدول ۳. شاخص واگرایی نمونه‌های تعلیمی تصویر LISS-III

طبقات	آب	منطقه‌ی مسکونی	اراضی بایر	پوشش گیاهی	جاذه
جاذه	۱۹۳۳/۳۲	۱۳۳۳/۲۷	۱۸۹۶/۸۲	۱۹۹۹/۶۱	۰
پوشش گیاهی	۱۹۹۹/۵۴	۲۰۰۰	۲۰۰۰	۰	۰
اراضی بایر	۱۹۹۹/۹۸	۱۱۹۲/۱۰	۰	۰	۰
منطقه‌ی مسکونی	۱۹۹۹/۴۷	۰	۰	۰	۰
آب	۰	۰	۰	۰	۰

پس از انتخاب بهترین نمونه‌های تعلیمی، طبقه‌بندی نظارت‌شده به‌روش فازی آرت‌مپ روی باندهای تصویر LISS-III انجام شد و نقشه‌ی حاصله در پنج طبقه به‌دست آمد. در این مطالعه، تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی ۴ عدد (تعداد باند تصویر LISS-III) به‌همراه نمونه‌های آموزشی انتخاب شد. با تغییر شاخص‌های مختلف این الگوریتم، درنهایت مقادیری انتخاب شدند که بالاترین صحت طبقه‌بندی را ارائه دادند. شاخص‌ها و مقادیر انتخاب‌شده در طبقه‌بندی فازی در جدول شماره‌ی ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴. شاخص‌های مورد استفاده در روش فازی برای طبقه‌بندی

تصویر	نرخ آموزش ARTa	شاخص احتیاط ARTa	نرخ آموزش ARTb	شاخص احتیاط ARTb	تعداد نرون‌های لایه‌ی F ₂	میزان تکرار
LISS-III	۰/۹	۰/۹۸	۱	۰/۴	۶۴۹	۴۶۰۴

برای تعیین صحت طبقه‌بندی از تصاویر رنگی کاذب و برداشت میدانی استفاده شد و براساس نتایج به‌دست‌آمده از ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی (جدول شماره‌ی ۶)، صحت کلی طبقه‌بندی ۸۸ درصد برآورد شد. تصویر حاصل از طبقه‌بندی نظارت‌شده به‌روش فازی آرت‌مپ (شکل شماره‌ی ۲ قسمت الف) و نتایج ارزیابی طبقه‌بندی در جدول شماره‌ی ۶ نشان داده شده است.

طبقه‌بندی به‌روش شبکه‌های عصبی با انتخاب دو لایه‌ی پنهان و تعداد متفاوتی از تعداد متوسط پیکسل‌های آموزشی و آزمایشی در هر طبقه و نرخ آموزش، مورد آزمون قرار گرفت تا تعداد بهینه‌ی متوسط پیکسل‌های آموزشی و آزمایشی در هر طبقه و نرخ آموزش برای بالابردن صحت طبقه‌بندی انتخاب شود. پس از آزمون اعداد متفاوتی از این دو شاخص، در نهایت مقدار بهینه‌ای از آنها به‌دست آمد که بالاترین صحت را برای طبقه‌بندی ایجاد می‌کرد (جدول شماره‌ی ۵). همچنین تعداد گره‌ی پنهان به‌کمک نرم‌افزار و براساس تعداد باند معرفی شده در لایه‌ی ورودی خودبه‌خود تعیین شد.

تعداد گره‌های لایه‌های پنهان: این شاخص نیز در محدوده‌ی ۱۰-۱۱ آزمون و تکرار شد و در نهایت مقدار بهینه‌ی آن که بالاترین صحت را برای طبقه‌بندی ایجاد می‌کرد، حدّ متوسط یعنی ۶ در نظر گرفته شد.

گشتاور: این شاخص منجر به کاهش نوسان‌ها می‌شود. بر اساس مطالعات پیشین پژوهشگران، شبکه‌هایی با مقادیر ۰/۵، ۰/۶ و ۰/۹ برای گشتاور، مورد آزمون قرار گرفت و مقدار ۰/۵ برای شبکه انتخاب شد. در پژوهش پیش رو، تعداد متفاوتی گره‌ی پنهان مورد استفاده قرار گرفت تا مناسب‌ترین شبکه برای انجام طبقه‌بندی انتخاب شود. تعداد گره‌های خروجی برابر با تعداد طبقه‌های پوشش اراضی است که در این مطالعه ۵ عدد در نظر گرفته شده است. تعداد لایه‌های خروجی نیز ۵ عدد - یعنی به تعداد طبقه‌های پوشش اراضی به‌دست آمده - انتخاب شد. برای انتخاب شبکه‌ی بهینه و اجرای صحیح طبقه‌بندی، مقادیر متفاوتی برای شاخص‌های شبکه مانند یادگیری، گشتاور و میزان تکرار در نظر گرفته شد و صحت آنها مورد آزمون قرار گرفت تا مناسب‌ترین مقادیر برای این مطالعه شناسایی شود. در نهایت مقادیری که موجب افزایش صحت و کاهش خطای طبقه‌بندی بود، برای این شاخص‌ها انتخاب شد.

جدول ۵. شاخص‌های مورد استفاده در روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه

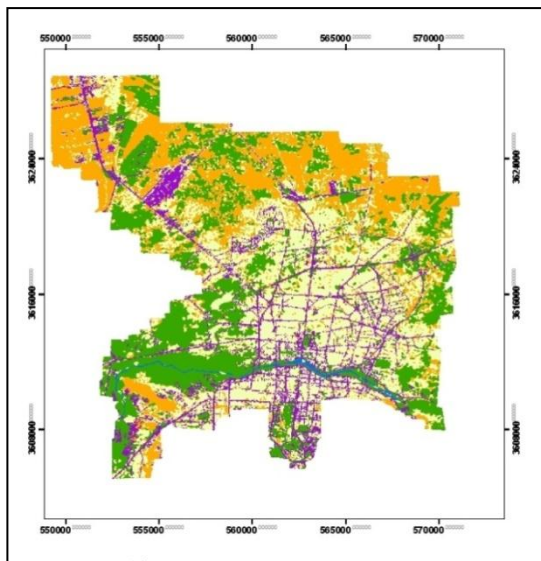
تصاویر	متوسط پیکسل‌های آموزشی	متوسط پیکسل‌های آزمایشی	تعداد لایه‌ی پنهان	گره‌های لایه‌ی پنهان ۱	گره‌های لایه‌ی پنهان ۲	سرعت یادگیری	گشتاور	میزان تکرار
LISS-III	۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰	۲	۶	۶	۰/۰۰۱	۰/۵	۱۰۰۰۰۰

پس از انتخاب بهترین نمونه‌های تعلیمی، طبقه‌بندی نظارت‌شده به‌روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه روی باندهای تصویر LISS-III انجام شد و نقشه‌ی حاصله در پنج طبقه از پوشش اراضی تهیه شد. برای تعیین صحت طبقه‌بندی از عکس‌های هوایی، تصاویر رنگی کاذب و GPS استفاده شد و صحت کلی طبقه‌بندی براساس نتایج به‌دست‌آمده از ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی (جدول شماره‌ی ۷)، ۹۳/۳ درصد برآورد شد. تصویر حاصل از طبقه‌بندی نظارت‌شده به‌روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه (شکل شماره‌ی ۲ قسمت ب) و ماتریس خطای محاسبه‌شده برای نقشه‌ی پوشش اراضی به‌دست آمده از روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه، به‌ترتیب در جدول شماره‌ی ۷ موجود است.

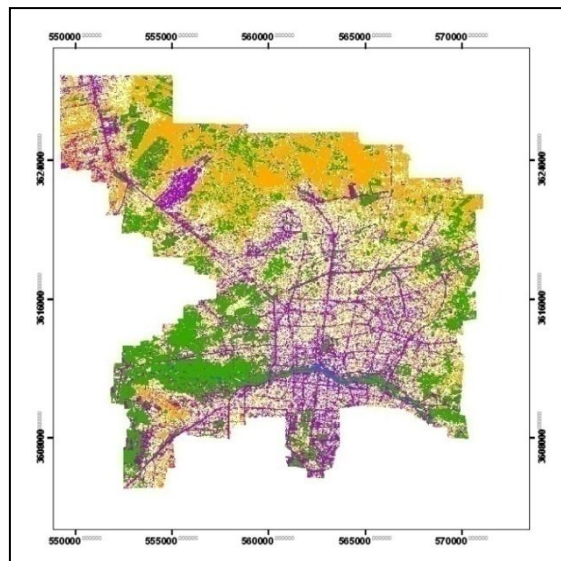
جدول ۶. ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی تصویر LISS-III سال ۱۳۸۷ به روش فازی آرت‌مپ

خطای کمیسیون	جمع	جاذبه	پوشش گیاهی	اراضی بایر	مناطق مسکونی	آب	
۰/۰۱۲۲	۱۶۴	۱	۱	۰	۰	۱۶۲	آب
۰/۲۰۱۹	۷۲۳	۴۲	۳	۱۰۱	۵۷۷	۰	مناطق مسکونی
۰/۱۲۲۷	۱۰۸۴	۲۵	۱	۹۵۱	۱۰۷	۰	اراضی بایر
۰/۰۱۳۳	۱۵۸۳	۱۳	۱۵۶۲	۰	۳	۵	پوشش گیاهی
۰/۲۳۷۱	۱۰۵۰	۸۰۱	۷	۱۱۱	۱۳۱	۰	جاذبه
	۴۶۰۴	۸۸۲	۱۵۷۴	۱۱۶۳	۸۱۸	۱۶۷	جمع
۰/۱۱۹۷		۰/۰۹۱۸	۰/۰۰۷۶	۰/۱۸۲۳	۰/۲۹۴۶	۰/۰۲۹۹	خطای امیسیون

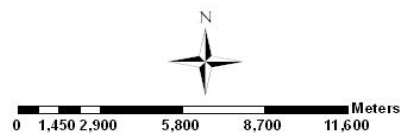
ضریب کاپا: ۸۴/۰۴ دقت کلی: ۸۸



ب) روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه



الف) روش فازی آرت‌مپ



شکل ۲. نقشه‌ی پوشش اراضی با استفاده از روش فازی آرت‌مپ و شبکه‌ی پرسپترون چندلایه

جدول ۷. ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی تصویر LISS-III سال ۱۳۸۷ به روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه

خطای کمیسون	جمع	جاده	پوشش گیاهی	اراضی بایر	مناطق مسکونی	آب	
۰/۰۱۲۰	۱۶۷	۰	۲	۰	۰	۱۶۵	آب
۰/۱۷۳۱	۹۱۳	۱۲۳	۱۱	۲۳	۷۵۵	۱	مناطق مسکونی
۰/۰۹۱۰	۱۲۵۳	۶۰	۳	۱۱۳۹	۵۱	۰	اراضی بایر
۰/۰۱۲۱	۱۵۷۳	۱۷	۱۵۵۴	۱	۰	۱	پوشش گیاهی
۰/۰۲۲۹	۶۹۸	۶۸۲	۴	۰	۱۲	۰	جاده
	۴۶۰۴	۸۸۲	۱۵۷۴	۱۱۶۳	۸۱۸	۱۶۷	جمع
۰/۰۶۷۱		۰/۲۲۶۸	۰/۰۱۲۷	۰/۰۲۰۶	۰/۰۷۷۰	۰/۰۱۲۰	خطای امیسون

ضریب کاپا: ۹۱/۰۴ دقت کلی: ۹۳/۳

مقایسه‌ی شیوه‌ی تفکیک طبقه‌های پوشش اراضی دو نقشه‌ی به‌دست آمده و نیز ماتریس خطای حاصل از دو روش، نشان می‌دهد که روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه در مقایسه با روش فازی آرت‌مپ، از توانایی بالاتری برای طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای برخوردار است.

بحث و نتیجه‌گیری

نقشه‌ی تولیدی از روش فازی آرت‌مپ دارای دقت کلی ۸۸ درصد بود. به‌طور کلی، این روش به‌خوبی پوشش گیاهی را از طبقه‌های دیگر جدا می‌کند. همچنین طبقه‌ی آب و مناطق مسکونی نیز از تفکیک خوبی برخوردار هستند، ولی طبقه‌ی جاده از مناطق مسکونی به‌خوبی جدا نشده است. به‌طور کلی طبقه‌ی سطوح نفوذناپذیر که شامل جاده و مناطق مسکونی است، همپوشانی زیادی با یکدیگر دارند و عدم تفکیک مناسب در این روش، بیش از روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه است.

محمدی و گیوی (۱۳۸۰) با استفاده از نظریه‌ی مجموعه‌های فازی، به ارزیابی تناسب اراضی برای گندم آبی در منطقه‌ی فلاورجان اصفهان پرداختند. در نهایت همبستگی بالای شاخص اراضی و عملکرد محصول در روش فازی، پتانسیل کاربری و مفید بودن این روش در ارزیابی تناسب اراضی را نشان داد (محمدی، ۱۳۸۰: ۱۰).

انواعی از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی وجود دارد که از میان آنها "شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه" معمول‌ترین مدل مورد استفاده برای طبقه‌بندی تصویر در سنجش از دور است (Wijaya, 2005: 24). در این مطالعه برای تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی منطقه‌ی مورد مطالعه، از شبکه‌ی عصبی پرسپترون سه‌لایه‌ای استفاده شد که دارای یک لایه‌ی ورودی، دو لایه‌ی پنهان و یک لایه‌ی خروجی بود.

به‌طور کلی برای رسیدن به یک مدل شبکه‌ی عصبی مطلوب برای طبقه‌بندی، انتخاب ساختار و شاخص‌های مورد استفاده در شبکه اهمیت دارد (Hosseini, 2003: 14). اگر نتیجه‌ی طبقه‌بندی صحت پایینی داشت، شبکه بار دیگر با انتخاب شاخص‌های جدید برای بالا رفتن صحت طبقه‌بندی و کسب نتایج مطلوب اجرا می‌شود تا دقت نقشه‌ی به‌دست آمده از تصویر LISS-III، ۹۳/۲۹ درصد به‌دست آید.

طبقه‌ی جاژه کمترین میزان صحت کاربر را در طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ دارد، به‌گونه‌ای که تنها ۷۶/۳ درصد از پیکسل‌ها به‌درستی به این طبقه اختصاص یافته‌اند، همچنین در روش شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، کمترین صحت کاربر مربوط به طبقه‌ی مناطق مسکونی با میزان صحت طبقه‌بندی در حدود ۸۲/۷ درصد بوده است. صحت کاربر در همه طبقه‌ها در روش شبکه‌ی پرسپترون چندلایه، بالاتر از روش فازی آرت‌مپ است. روش طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ توانایی چندانی را در جداسازی طبقه‌ی مناطق مسکونی در منطقه‌ی مطالعاتی نداشت که دلیل آن، اختلاط پیکسل‌های این طبقه با اراضی بایر و جاژه بوده است. برای اصلاح طبقه‌بندی می‌توان از فیلتر متوسط استفاده کرد، اما هدف مطالعه‌ی پیش رو این بود که تنها از روش‌های طبقه‌بندی استفاده شود و پس از طبقه‌بندی اصلاحی صورت نگیرد تا بتوان توانایی روش‌ها را در تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش اراضی مورد مقایسه قرار داد.

طبقه‌بندی به‌روش شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، دارای بالاترین صحت کلی است و به‌خوبی می‌تواند پنج نوع پوشش را از یکدیگر جدا کند. همان‌طور که در جدول شماره‌ی ۷ مشاهده می‌شود، صحت کاربر مربوط به طبقه‌ی مناطق مسکونی در طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، ۸۲/۷ درصد است که بیان می‌کند تعداد زیادی از پیکسل‌های مناطق مسکونی در طبقه‌بندی، به‌درستی به طبقه‌ی منطقه‌ی مسکونی اختصاص یافته‌اند. این در حالی است که صحت کاربر در طبقه‌ی مناطق مسکونی با استفاده از روش فازی آرت‌مپ در حدود ۷۹/۸۱ درصد بوده است.

در طبقه‌بندی نظارت‌شده به‌روش فازی آرت‌مپ و نیز، طبقه‌بندی به‌روش شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه، مشاهده می‌شود که پیکسل‌های طبقه‌های جاژه و اراضی بایر با مناطق مسکونی دارای اختلاط زیادی است. تداخل برخی پیکسل‌های مربوط به اراضی بایر با مناطق مسکونی و جاژه در هر دو روش طبقه‌بندی، به اختلاط طیفی پیکسل‌های شهر و اراضی بایر مربوط می‌شود. اومو ایرابور در مطالعه‌ای که برای آشکارسازی تغییرات پوشش اراضی منطقه‌ی دلتای نیجر، در نیجریه انجام داده به بازتاب مشابه پیکسل‌های اراضی بایر و شهری اشاره کرده است (Pal, 2002: 69).

نتایج این پژوهش مشابه نتایجی است که برخی از پژوهشگران در مناطق گوناگون به آن دست یافته‌اند. به‌عنوان مثال فازی و همکاران (۲۰۰۱)، سوگوماران (۲۰۰۱) و حسینی و همکاران (۲۰۰۴)، طی مقایسه‌ی روش شبکه‌ی عصبی با روش‌های دیگر طبقه‌بندی نظارت شده، صحت طبقه‌بندی در این روش را بالاتر از روش‌های دیگر برآورد کردند. نتایج کلی این پژوهش را می‌توان چنین دسته‌بندی کرد:

۱- طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، روشی مناسب برای تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش و کاربری اراضی به‌شمار می‌رود که توانایی طبقه‌بندی با صحت بالا را دارد، به‌ویژه اینکه در این روش می‌توان از داده‌های کمکی به‌عنوان ورودی در طبقه‌بندی استفاده کرد، بنابراین نیاز به اصلاح پس از طبقه‌بندی وجود ندارد.

۲- گرچه نتایج این پژوهش نشان می‌دهد استفاده از روش شبکه‌ی عصبی، صحت بالاتری در مقایسه با روش طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ ارائه می‌دهد، ولی روش فازی آرت‌مپ نیز برای طبقه‌بندی پوشش اراضی مناسب است و در این مطالعه صحت بالایی را ارائه داد. صحت طبقه‌بندی فازی آرت‌مپ، برابر با ۸۸ درصد برآورد شد و بیان شده است که صحت کلی بالاتر از ۸۵ درصد برای طبقه‌بندی مناسب است (علوی پناه، ۱۳۸۲: ۳۱).

۳- در هر دو روش طبقه‌بندی، صحت تولیدکننده و کاربر برای بیشتر طبقه‌ها بالاتر از ۸۰ درصد برآورد شد که نشان‌دهنده‌ی میزان صحت در حد مطلوب است. با وجود مزایای زیاد تصاویر، این سنجنده محدودیت‌هایی نیز دارد. قدرت تفکیک رادیومتریک تصاویر سنجنده‌ی LISS-III پایین و تعداد باندهای آن نیز محدود هستند. به احتمال عدم تفکیک اراضی بایر و مناطق مسکونی در این پژوهش، به دلیل همین محدودیت‌ها بوده است.

۴- با توجه به تمامی نتایج خوب به دست آمده از روش طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی، گفته می‌شود این روش نیز مانند تمامی روش‌های طبقه‌بندی، محدودیت‌های خاص خود را داشت که از جمله آن می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- توابع شبکه‌های عصبی مصنوعی، در همه‌ی نرم‌افزارهای پردازش تصویر معمول نیست؛
- هیچ قانونی در ارتباط با ساختار شبکه و تنظیم شاخص‌ها وجود ندارد (Lu, et al., 2004: 2371)؛
- دقت نتایج، بستگی زیادی به اندازه‌ی مجموعه‌ی آموزشی دارد؛
- آموزش شبکه ممکن است در برخی موارد مشکل باشد.

منابع

- Alavi-Panah, C. and Masudi, K., 2002, **Application of Remote Sensing in Geology (Earth Sciences)**, Tehran University Publications, Tehran.
- Alavi-Panah, K., 2011, **Remote Sensing and Satellite Data and Aerial Photos**, Published by Tehran University, Tehran.
- Alizadeh-Rabiei, H., 1993, **Remote Sensing (Fundamentals and Applications)**, the Publisher, Tehran.
- Bodily, J., 2004, **Protocol Development at the Golden Spike National Historic Site for Soil Survery Updates**, Applied Remote Sensing.
- ERDAS, 2007, **ERDAS Field Guide**, Vol. 2, PP. 138-139.
- Fatemi, S. B. and Rezaei, I., 2006, **Fundamentals of Remote Sensing**, Azadeh Publications, Tehran.
- Fatemi, S., Rezaei, y., 2006, **Remote Sensing**, Azadeh Publications, Tehran.
- Fauzi, A., Hussin, Y. A. and Weir M., 2005, **A Comparison between Neural Networks and Maximum Likelihood Remotely Sensed Data Classifiers to Detect Tropical Rain Logged-cover Forest in Indonesia**, International Journal of Geoinformatics, Vol. 1, No. 2, PP. 47-56.
- Fazwli, R., 2007, **Satellite Imagery and GIS Techniques in Mapping Land Use of Isfahan**, MS Thesis, Department of Natural Resources, Isfahan University of Technology.

- Foody, G. M., 2000, **Mapping Land Cover from Remote Sensed Data with a Softened Feed forward Neural Network Classification**, Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 29, No. 4, PP. 433-44.
- Gahegan, M., German, G. and West, G., 1999, **Improving Neural Network Performance on the Classification of Complex Geographic Datasets**, Journal of Geographical Systems, Vol. 1, No. 1, PP. 3-22.
- Ghiasvand, GH., 1998, **Land Use Mapping Using Satellite Imagery a Few Times (Case Study in South Tehran)**, Faculty of Humanities, MS Thesis, Tarbiat Modarres University.
- Hosseini Aria, E., Amini, J. and Saradjian M. R., 2003, **Back Propagation Neural Network for Classification of IRS-1D Satellite Images**, Proceedings of the Conference of High Resolution Mapping from Space, Hanover, Germany.
- [Http://www.amar.org.ir](http://www.amar.org.ir)
- Karimzadeh, GH., 2006, **Role of Geographic Information Systems GIS in Urban Planning Field**, Journal of Geography, No. 77, PP. 28-32.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E. and Moran, E., 2004, **Change Detection Techniques**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 25, No. 12, PP. 2365-2401.
- Mohamadi, J. and Ghivi, J., 2000, **Assessing Land Suitability for Irrigated Wheat in the Falavarjan (Isfahan) Region Using Fuzzy Set Theory**, Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, No. 1, PP. 20-30.
- Omo-Irabor, O. and Oduyemi, K., 2007, **A Hybrid Image Classification Approach for the Systematic Analysis of Land Cover (LC) Change in the Niger Delta Region**, 5th International Symposium on Spatial Data Quality, The Netherlands.
- Pal, M. and Mather, P.M., 2003, **An Assessment of Effectiveness of Decision Tree Methods for Land Cover Classification**, Remote Sensing of Environment, Vol. 86, pp. 554-565.
- Pal, M., 2002, **Factors Influencing the Accuracy of Remote Sensing Classifications: A Comparative Study**, Ph.D. Thesis, University of Nottingham.
- Ranjbar, H. and Honarmand, M., 2004, **Integration and Analysis of Airborne Geophysical and ETM⁺ Data for Exploration of Porphyry Type Deposits in the Central Iranian Volcanic Belt, Using Fuzzy Classification**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 25, PP. 4729-4741.
- Rezaei, A., Mahdavi, M., Feiz nia, S. and Mahdavian, M. H., 2007, **Regional Modeling of Peak Discharges in the Watershed Dam Sefidrood Using Artificial Neural Network**, Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources, No. 1, PP. 25-39.
- Ronald Eastman, J., 2009, **IDRISI Tutorial**, Clark labs, Clark University.
- Shetabi, Sh. and Abdi, A., 2007, **Mapping Land Use in Mountainous Regions of Zagros Using Sensor Data from ETM⁺ (Study Area: the Area of Lorestan, Khorram Sorkhab Region)**, Agricultural Sciences and Natural Resources, No. 14, PP. 1-12.
- Sugumaran, R., 2001, **Forest Land Cover Classification Using Statistical and Artificial Neural Network Approaches Applied to IRS LISS - III Sensor**, Geocarto International, Vol. 16, No. 2, PP. 39-44.

- Wang, F., 1990, **Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Image**, IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol. 28, PP. 194-201.
- Warner, T., 2005, **Hyperspherical Direction Cosine Change Vector Analysis**, International Journal of Remote Sensing, Vol. 26, PP. 1201-1215.
- Wijaya, A., 2005, **Application of Multi-Stage Classification to Detect Illegal Logging with the Use of Multi-Source Data**, Master Thesis, ITC, The Netherlands.
- Yuan, F., Sawaya, K. E., Leoffelholz, B. C. and Bauer, M. E., 2005, **Land Cover Classification and Change Analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by Multi Temporal Landsat Remote Sensing**, Remote Sensing of Environment, Vol. 98, No. 2-3, PP. 317-328.
- Zahedi-Fard, 2001, **The Use of TM Digital Data for Mapping Land Use in Watershed Areas** **Bazoft Faculty of Agriculture**, Isfahan University of Technology, Isfahan.
- Zobeiri, M. and Mojd, A.R, 1996, **Familiarity with the Application of Remote Sensing Technology in Natural Resources (Satellite Data, Aerial Photos and Spatial)**, Sixth Edition, Published by Tehran University, Tehran.

Land Cover Mapping of Isfahan City Using Artificial Multilayer Perceptron Neural Network and Fuzzy ARTMAP Classifiers

Zaeri Amirani A.*

M.Sc. Student of Environmental Science, College of Natural Resources, Isfahan University of Technology

Soffianian A.

Assistant Prof., Dep. of Environmental Science, College of Natural Resources, Isfahan University of Technology

Received: 13/09/2011

Accepted: 29/05/2012

Extended Abstract

Introduction

Physical development of cities is inevitable and a dynamic process which will change the land cover areas. Urban growth must be led by the most appropriate land use planning. Urban land cover/use maps are used for current and future land use and urban planning. Remote sensing technology and application of satellite data in mapping land cover often will reduce costs, save time, and increase accuracy and speed. There are several methods to classify land cover. If we classify the methods of supervised classification algorithms based on complexity and accuracy, they can be divided into two main methods (the average distance to the minimum, maximum likelihood, etc.) and advanced methods (neural network, fuzzy classification methods and knowledge base methods). In support of image classification, two different methods including, Fuzzy ARTMAP classifier and Multilayer perceptron neural network classifier were used. In this study, in order to produce land cover map of Isfahan city, digital image of LISS-III scanner that was acquired on 8th August 2008 were employed.

Methodology

The study area is 34,500 ha within the Isfahan city. We use image sensor LISS-III of satellite IRS-1D to do land cover classification. First of all, geometric correction was applied. Then, the satellite data was studied using spectral and spatial profiles to ascertain the digital numbers (DNs) of different land cover categories prior to classification. Training samples were selected. In support of image classification, two different methods including, Fuzzy ARTMAP classifier and multilayer perceptron neural network classifier were used. Finally, land cover map of the study region was classified into five classes: water, residential area, barren lands, vegetated areas and road.

*E-mail: a.zaeri@na.iut.ac.ir

The Fuzzy ARTMAP

Adaptive Resonance Theory (ART) based neural network as developed by Grossberg and Carpenter (1991) has evolved from the biological theory of cognitive information processing. Fuzzy ART is a clustering algorithm that operates on vectors with fuzzy analog input patterns (real numbers between 0.0 and 1.0) and incorporates an incremental learning approach which allows it to learn continuously without forgetting previous learned states. Fuzzy ARTMAP for supervised classification, has four layers, F1 (input layer) and F2 (category layer), the map field layer and output layer. F1 and F2 layers make up the ART (a) model. The F1 layer represents the input feature vector and thus has neurons for each measurement dimension. These two layers make up the ART (b) model. The output and map field layers consist of m neurons each, where m is the output class dimension. There exists a one-to-one connection between these two layers.

Multilayer Perceptron Neural Network

A multilayer perceptron usually consists of an input layer, one or more hidden layers and an output layer Order to receive process information and represent.

MLP undertakes the classification of remotely sensed imagery through a Multi-Layer Perceptron neural network classifier using the back propagation (BP) algorithm.

The multi-layer perceptron used in BP back-propagation (BP) learning algorithm is one of the most widely used neural network models. A typical BP contains nodes, indicating unequal connecting weights. The function of the hidden layer nodes is to give an analogy; equivalent to lines that can discriminate points and feature space into several groups.

Back propagation involves two major steps, forward and backward propagation, to accomplish its modification of the neural state. During training, each sample is fed into the input layer and the receiving node sums the weighted signals from all nodes to which it is connected in the preceding layer.

The purpose of training the network is to get the proper weights for both the connection between the input and hidden layer, and between the hidden and the output layer for the classification of the unknown pixels. The input pattern is classified into the class that is associated with the node with the highest activation level.

Results and Discussion

Land cover maps of the study region were classified into five classes (fig. 1). To assess the classified land cover map precision, it was controlled for ground-truthing with 100 control data GPS in 3500 ha and the error matrices were defined.

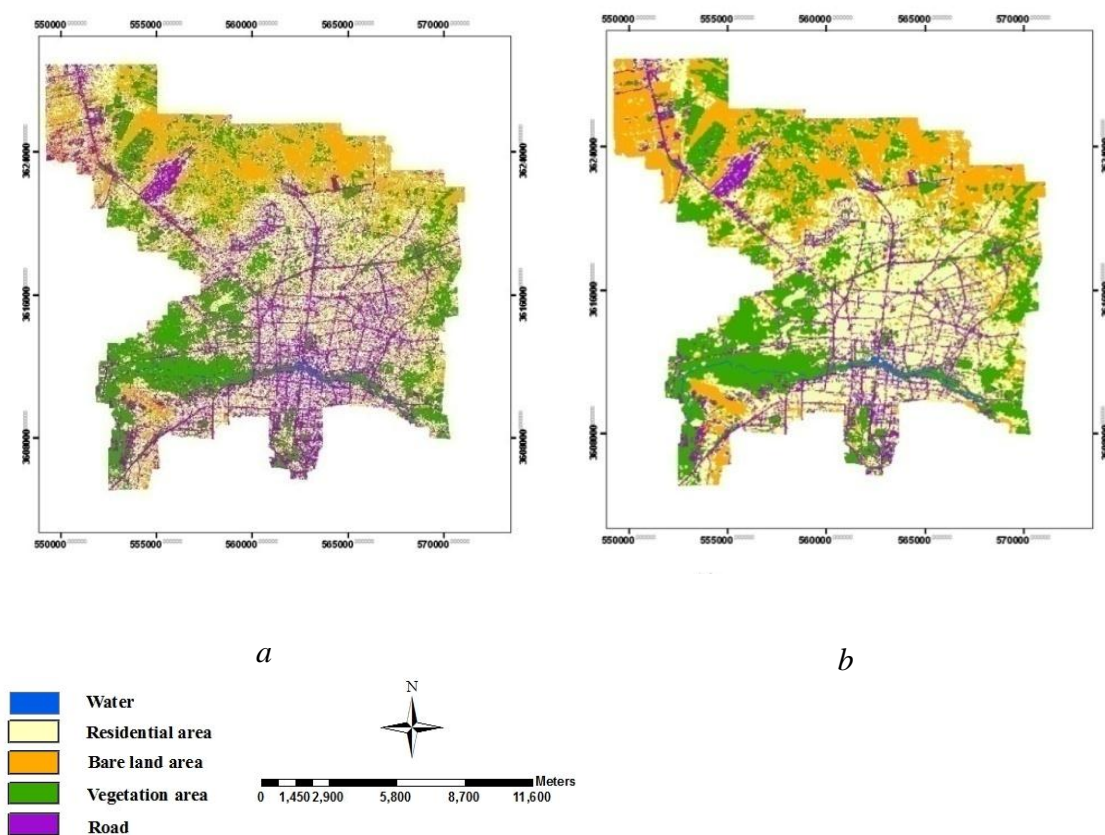


Figure 1. (a) Classified Land cover map by Fuzzy ARTMAP classifier

(b) by Multilayer perceptron neural network classifier

Geometric correction with RMSE 0.58 pixel was applied, and results show the high accuracy of geometric correction. After choosing the best educational samples, supervised classification with fuzzy ARTMAP classifier and Multilayer perceptron neural network classifier were applied on image LISS-III bands and the land cover maps were obtained on 5 classes. To assess the classified land cover map precision, it was controlled for ground-truthing with a GPS and the overall accuracies were 88% and 93.29% for fuzzy ARTMAP classification, multilayer perceptron networks, respectively.

Conclusion

Fuzzy ARTMAP classifier separated vegetation class from the other cover classes. Residential areas, water and vegetated areas classes were recognized. The influence of surfaces area including roads and residential areas has a large overlap with each other and fuzzy classifier doesn't provide an appropriate separation compared to Multilayer perceptron neural network

classifier. User accuracy of Multilayer perceptron networks in all classes higher than the fuzzy ARTMAP. Fuzzy ARTMAP classifier cannot separate residential areas class in the study area due to mixed pixel class with the barren lands and the road. Multi-layer perceptron neural network classification method has the highest overall accuracy and is able to distinguish five types of coverage from each other. Although our results show that using neural networks has higher accuracy classification compared of fuzzy ARTMAP, but The fuzzy ARTMAP method provided a high accuracy for land cover classification in this study. Fuzzy ARTMAP classification accuracy was equivalent to 88.03 percent but the overall accuracy is recommended higher 85 percent for proper classification.

Keywords: Land Cover Maps, Fuzzy ARTMAP, Multilayer Perceptron Neural Network, Isfahan.