

جغرافیا و توسعه شماره ۳۷ زمستان ۱۳۹۳

وصول مقاله: ۱۳۹۱/۲/۱

تأیید نهایی: ۱۳۹۲/۸/۱۰

صفحات: ۱۴۶-۱۳۳

ارزیابی کارایی چهار روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش/کاربری اراضی

با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای ETM^+

مطالعه موردی: سه منطقه دوبرج، مهران و سرابله

دکتر صالح آرخی، حسن فتحی‌زاد^۲

چکیده

نقشه‌های پوشش/کاربری اراضی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای نقش مهمی در ارزیابی‌های منطقه‌ای و ملی پوشش/کاربری اراضی ایفا می‌کنند. طی سال‌های گذشته، کاربردهای زیادی از روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی پوشش/کاربری اراضی در منابع گزارش شده است، اما مطالعات معدودی، مقایسه‌ی آنها با هم را ارزیابی نموده‌اند. در این مطالعه، ابتدا تصحیحات هندسی بر روی داده‌های ETM^+ صورت گرفت. سپس با بازدیدهای میدانی، طبقات مختلف پوشش/کاربری اراضی تعریف و نمونه‌های آموزشی انتخاب گردید. در این مطالعه، هدف اصلی مقایسه‌ی چهار روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی پوشش سطح زمین در سه منطقه‌ی مهران (مرکز استان ایلام)، دوبرج (جنوب استان ایلام) و سرابله (شمال استان ایلام) با شرایط اقلیمی متفاوت می‌باشد. در این مطالعه، از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرت‌مپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون چند لایه استفاده شده است. نتایج ارزیابی دقت تصاویر طبقه‌بندی شده نشان داد که روش طبقه‌بندی آرت‌مپ فازی با دقت کل متوسط $94/84$ و ضریب کاپای متوسط $0/93$ درصد دارای بیشترین دقت نسبت به سایر روش‌های بررسی شده می‌باشد. اختلاف دقت کل متوسط در این روش نسبت به روش تابع پرسپترون $11/44$ و اختلاف ضریب کاپای متوسط $0/18$ درصد، نسبت به روش کوهونن به ترتیب $17/3$ و $0/23$ درصد و نسبت به روش پایه شعاعی $31/01$ و $0/36$ درصد می‌باشد. در این تحقیق، بالاترین دقت طبقه‌بندی مربوط به طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرت‌مپ فازی بود. بنابراین این مطالعه کارایی و قابلیت روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرت‌مپ فازی را در طبقه‌بندی بهتر تصاویر سنجش از دور اثبات می‌نماید.

کلیدواژه‌ها: کاربری اراضی، طبقه‌بندی تصویر، تابع پایه شعاعی، شبکه عصبی کوهونن، شبکه عصبی پرسپترون.

مقدمه

استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، راه مناسبی برای تهیه نقشه‌ی پوشش اراضی و پایش آن به ویژه در مناطق جغرافیایی بزرگ و وسیع است (Yuan et al, 2005: 5-13). با افزایش شمار ماهواره‌هایی که در مدار قرار می‌گیرند، با تنوعی از سنجنده‌ها و قدرت تفکیک مکانی، رادئومتری، طیفی وزمانی روبرو هستیم. همچنین با بهبود دسترسی به این اطلاعات، بررسی قابلیت‌های آنها و ارائه‌ی معیارهای مستدل برای انتخاب، پردازش و استخراج اطلاعات مفید از آنها امری اجتناب‌پذیر می‌باشد. بنابراین بکارگیری تصاویر ماهواره‌ای و پردازش رقومی آنها با الگوریتم‌های مناسب موجب می‌شود، ضمن به حداقل رساندن خطای انسانی جزئیات، پدیده‌هایی که چشم انسان قادر به تمایز آنها نیست، شناسایی و تفکیک شوند. هدف اصلی از پردازش تصاویر ماهواره‌ای، تهیه نقشه‌های موضوعی و کارآمد می‌باشد، انتخاب روش مناسب طبقه‌بندی نقش مهمی در این امر ایفاء می‌کند.

محققان در راستای توسعه‌ی روش‌ها و تکنیک‌های پیشرفته‌ی طبقه‌بندی، جهت بهبود دقت طبقه‌بندی، تلاش‌های وسیع و گسترده‌ای را انجام داده‌اند که از جمله این روش‌ها می‌توان به شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۱ اشاره کرد (آرخی و همکاران، ۱۳۹۰: ۹۶-۸۱).

معمول‌ترین روش‌های طبقه‌بندی استفاده شده در سنجش از دور، روش‌های طبقه‌بندی غیرنظارتی از قبیل ISODATA و روش‌های نظارتی از قبیل روش حداکثر احتمال^۲ می‌باشد. روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال بر اساس رویکرد طبقه‌بندی احتمالی می‌باشد که در آن هر کلاس طیفی به وسیله‌ی یک توزیع نرمال چندمتغیره توصیف می‌شود. بنابراین، عملکرد این نوع طبقه‌بندی وابسته به میزانی تطبیقی است که داده

مورد نظر به یک مدل از پیش تعیین شده (مثل توزیع نرمال) 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 (طبقه‌بندی پارامتریک) هستند، روش‌های طبقه‌بندی غیر پارامتریک از قبیل روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و غیره بطور فزاینده‌ای در حال استفاده شدن هستند. در عین حال، روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی بطور وسیع به وسیله‌ی جامعه سنجش از دور برای طبقه‌بندی کاربری اراضی علیرغم ماهیت غیر پارامتریکی، سادگی و انعطاف‌پذیری‌شان مورد استفاده واقع نشده است (سلامی، ۱۳۸۸: ۲۶۶-۲۵۸). در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کاربردهای مختلف توسعه یافته است. یکی از بهترین کاربردها، استفاده از آنها برای طبقه‌بندی تصاویر چند طیفی سنجش از دور است.

در زمینه‌ی طبقه‌بندی پوشش گیاهی و کاربری اراضی با استفاده از داده‌های سنجش از دور مقالات متعددی وجود دارد. بخاطر محدودیت‌های روش‌های سنتی، در سال‌های اخیر، رویکردهای طبقه‌بندی شبکه عصبی و غیره که خصوصیات غیرخطی و غیر پارامتریکی دارند، در سطح منطقه‌ای و جهانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

امیری و همکاران (۲۰۰۷) از سه روش فازی، شبکه‌ی عصبی و کمترین فاصله برای طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای Quickbird به سه طبقه پوشش گیاهی، منطقه‌ی شهری و آب استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که دقت طبقه‌بندی با روش شبکه‌ی عصبی در مقایسه با دو روش دیگر در منطقه‌ی مورد مطالعه بیشتر است (Amiri et al, 2007).

مس (۲۰۰۳) برای طبقه‌بندی پوشش و کاربری اراضی منطقه تالابی ترمینوس در جنوب شرقی مکزیک،

1-Artificial Neural Network

2-Maximum likelihood

شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرتمپ فازی^۱، تابع پایه شعاعی^۲، کوهونن^۳ و پرسپترون و مقایسه‌ی کارایی این چهار روش در طبقه‌بندی پوشش/کاربری اراضی منطقه‌ی مورد مطالعه است.

روش‌های طبقه‌بندی

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه^۴

شبکه‌ی عصبی پرسپترون پیشخور با ناظر، شامل یک لایه‌ی ورودی، حداقل یک لایه‌ی مخفی و یک لایه‌ی خروجی می‌باشد. روش یادگیری در الگوریتم با ناظر، روش پس‌انتشار خطا است. در این روش وزن شبکه به شیوه‌ی گرادیان تنظیم می‌شود، 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 می‌شود و در این فرایند، تنظیم پارامترها آنقدر تکرار می‌شود تا مقدار خطای شبکه به مقدار قابل قبولی برسد.

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرتمپ فازی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرتمپ فازی بر پایه نظریه تشدید انطباقی^۵ می‌باشد. ساختار شبکه‌های مبتنی بر نظریه تشدید انطباقی با آموزش با نظارت، با نام آرتمپ شناخته شده‌اند (Carpenter et al, 1991: 565-588). هر سیستم ARTMAP از دو مدول (ARTa, ARTb) تشکیل شده که طبقات بازنشاسی پایداری را در پاسخ به دنباله‌های دلخواه از الگوهای ورودی ایجاد می‌کند. این دو مدول با یکدیگر از طریق یک مدول واسطه به نام ناحیه نگاشت (Fab) پیوند می‌یابند. ARTMAP باینری سیستم ART1 را به عنوان مدول‌های ARTa و ARTb به کار می‌گیرد و این در حالی است که

شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه‌ای (MLP) الگوریتم پس‌انتشار را مورد استفاده قرار داد. ورودی‌های شبکه‌ی عصبی باندهای طیفی ۲، ۳، ۴، ۵ و ۷ سنجنده ETM⁺ ماهواره لندست بود و ۶ طبقه پوشش اراضی به عنوان خروجی تهیه شد. صحت طبقه‌بندی ۸۲ درصد گزارش شد (Mas, 2003: 3498-3500).

لیزارازو، برای طبقه‌بندی کاربری اراضی منطقه‌ی شهری بوگوتا در کلمبیا از ۳ روش طبقه‌بندی درخت تصمیم‌گیری، شبکه‌ی عصبی و حداکثر احتمال استفاده کرد. برای انجام طبقه‌بندی، تصویر Quickbird به کار برده شد و نقشه‌ی کاربری اراضی با ۹ طبقه ایجاد شد. صحت طبقه‌بندی کاربری اراضی برای روش‌های درخت تصمیم‌گیری، شبکه‌ی عصبی و حداکثر احتمال به ترتیب ۷۴، ۶۵ و ۴۰ درصد برآورد گردید (Lizarazo, 2006: 292-298). لازم به یادآوری است که برای غلبه به مشکل ساختار روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا، روش آرتمپ فازی توسعه یافت که این روش می‌تواند منطق فازی و تئوری تشدید انطباقی را با هم تلفیق کند.

گوپال و همکاران (۱۹۹۹) با استفاده از رویکرد آرتمپ فازی پوشش سطح زمین را در مقیاس جهانی تهیه نموده‌اند (Gopal et al, 1999: 230-243).

بوراک و همکاران (۱۹۹۹) روش‌های درخت تصمیم‌گیری و آرتمپ فازی را مقایسه نموده و نتیجه گرفتند که روش طبقه‌بندی درختی می‌تواند بیشتر اطلاعات تصویر را حفظ نموده و نسبت به نمونه تعلیمی حساس نمی‌باشد، در حالیکه آرتمپ فازی نسبت به درخت تصمیم‌گیری دقت بالاتری دارد (Borak & Strahler, 1999: 919-938). هدف اصلی پژوهش حاضر، تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش/کاربری اراضی سه منطقه‌ی مهران، دوبرج و سراپله با استفاده از تصویر ماهواره‌ای ETM⁺ و با به‌کارگیری چهار روش

1-Fuzzy artmap artificial neural network classifier
2-Radial basis function classifier
3-Kohonen's self organizing classifier
4-Multi-layer perceptron classifier
5-Adaptive Resonance Theory

رابطه ۵:

$$x = \begin{cases} I & \text{اگر } f_2 \text{ غیرفعال باشد؛} \\ I \wedge w_j & \text{اگر نرون } J \text{ از لایه } f_2 \text{ انتخاب شود؛} \end{cases}$$

تعریف ۵- تشدید یا باز نشانی: اگر شرط زیر برقرار باشد، آنگاه پدیده تشدید اتفاق می‌افتد:

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} \geq \rho \quad \text{رابطه ۶:}$$

بدیهی است که در صورت عدم برقراری شرط فوق، فرمان بازنشانی مبین عدم تطبیق صادر و نمایه جدیدی به جای J انتخاب و جستجو برای یافتن دسته‌ای که شرط (۵) را برآورده کند ادامه می‌یابد.

تعریف ۶- یادگیری: پس از اتمام فرایند جستجو، بردار وزن WJ براساس رابطه (۷) تجدید می‌شود:

$$\text{رابطه ۷: } w_j^{(new)} = \beta (I \wedge w_j^{(old)}) + (1 - \beta) w_j^{(old)}$$

ورودی به $ARTa$ و $ARTb$ در شبکه $ARTMAP$ فازی به صورت کدمکمل $A = (a, a^c)$ و $B = (b, b^a)$ هستند. x^a

و y^a به ترتیب مبین بردارهای خروجی F_1^a و F_2^a هستند. w_j^a نیز بردار وزن J امین گره از $ARTa$ است.

مشابه این نمادگذاری برای RTb نیز در نظر گرفته می‌شود. این ناحیه نگاشت نیز x^{ab} مبین بردار

خروجی F^{ab} و w_j^{ab} مبین بردار وزن از J امین گره F_2^a به F^{ab} است.

تعریف ۷- فعالیت ناحیه نگاشت: اگر یکی از دسته‌های $ARTa$ و $ARTb$ فعال شوند، آنگاه F^{ab} فعال می‌شود.

اگر هم هر دوی $ARTa$ و $ARTb$ فعال باشند، آنگاه اگر $ARTa$ همان دسته‌ای که $ARTb$ پیش‌بینی کرده را ارائه نماید، در این صورت F^{ab} فعال خواهد شد. بردار خروجی F^{ab} از رابطه (۸) تعیین می‌شود:

$ARTMAP$ فازی از سیستم‌های ART فازی، بدین منظور بهره می‌گیرد. بدین ترتیب که مثلاً عملگر (Ω) با عملگر AND فازی (Zadeh, 1965: 338-353) جایگزین می‌شود. حال در ادامه به بررسی توسعه‌ی تئوریک روش $ARTMAP$ فازی می‌پردازیم:

تعریف ۱- بردارهای فعالیت: هر سیستم ART شامل سه لایه F_0 ، F_1 و F_2 است. گره‌های مبین بردار ورودی فعلی، لایه F_0 را تشکیل می‌دهد. لایه F_1 ورودی‌هایی از لایه پایینی خود (F_0) و نیز از لایه بالایی خود (F_2) دریافت می‌کند. بردار فعالیت F_0 با $I = (I_0, \dots, I_M)$ و مؤلفه‌های بهنجار I_i نمایش داده می‌شود. بردار فعالیت F_1 با $x = (x_1, \dots, x_M)$ و بردار فعالیت F_2 با $y = (y_1, \dots, y_M)$ نمایش داده می‌شوند.

تعریف ۲- بردار وزن: به ازای هر گره مشخص‌کننده‌ی دسته در لایه F_2 ، بردار وزن (w_{j1}, \dots, w_{jM}) به عنوان حافظه بلندمدت^۱ وجود دارد.

تعریف ۳- پارامترها: در شبکه ART فازی پارامترهای انتخاب ($\alpha > 0$)، نرخ یادگیری ($\beta \in [0,1]$) و مراقبت ($\rho \in [0,1]$) در نظر گرفته شده‌اند.

تعریف ۴- انتخاب طبقه: به ازای هر ورودی I و گره J از لایه F_2 ، تابع انتخاب T_j براساس رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$\text{رابطه ۱: } T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{a + |w_j|}$$

که عملگرهای نرم $|0|$ و $|1|$ چنین تعریف می‌شوند:

$$\text{رابطه ۲: } |p| \equiv \sum_{i=1}^M |p_i|$$

$$\text{رابطه ۳: } (p \wedge q)_i \equiv \min(p_i, q_i)$$

طبقه‌ی انتخاب شده با J مشخص می‌شود:

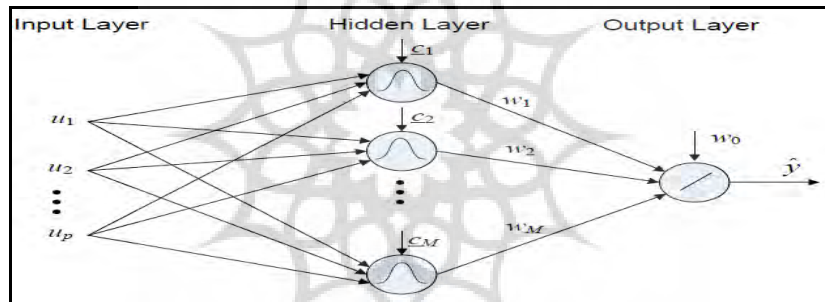
$$\text{رابطه ۴: } T_j = \max \{T_j; j = 1 \dots N\}$$

در این شرایط $y_1=1$ و $y_1=0$; $j \neq J$ بردار فعالیت F_1 نیز از رابطه (۵) تبعیت می‌کند:

$$x^{ab} = \begin{cases} y^b \Lambda_j^{ab}; & \text{لامین گره از } F_2^a \text{ فعال و } F_2^b \text{ نیز فعال است} \\ w_j^{ab}; & \text{لامین گره از } F_2^a \text{ فعال و } F_2^b \text{ غیرفعال است} \\ y^b; & F_2^a \text{ غیر فعال و } F_2^b \text{ فعال است} \\ 0; & F_2^a \text{ و } F_2^b \text{ غیرفعال است} \end{cases} \quad \text{رابطه ۸:}$$

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی تابع پایه شعاعی
از اتصال موازی تعداد زیادی نرون شعاعی و مختوم کردن آنها به یک نرون خروجی شبکه‌ای با ساختار شعاعی حاصل می‌گردد، که در شکل (۱) نشان داده شده است (Zadeh, 1965: 338-353).

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی کوهونن
ساختار یک شبکه کوهونن مانند ساختار یک شبکه پرسپترون یک لایه، دارای یک لایه ورودی و تعدادی نرون خروجی می‌باشد. بعد از این‌که شبکه آموزش داده شد، لازم است نمونه‌ها به شبکه معرفی شوند. خروجی شبکه بر اساس کمترین فاصله می‌باشد.



شکل ۱: نمایی از شبکه مبتنی بر توابع پایه شعاعی

مأخذ: سلامی، ۱۳۸۱

$$x_{i=\|u-c_i\|} = \sqrt{\sum_{j=1}^p \left(\frac{u_j - c_{ij}}{\partial_{ij}} \right)^2} \quad \text{رابطه ۱۲:}$$

تعداد پارامترهایی که باید در یک شبکه‌ی مبتنی بر توابع پایه‌ی شعاعی معین می‌گردد، برابرند با تعداد نرون‌های لایه میانی ضرب در تعداد ورودی‌ها. تعداد ورودی‌ها توسط مسأله داده می‌شود و تعداد نرون‌های لایه میانی همبستگی به درجه‌ی پیچیدگی مسأله و میزان خطای مورد انتظار دارد.

برای ساختار نشان داده شده تابع مبنای شعاعی به صورت معادله (۹) ارائه می‌گردد:

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^M w_i \phi_i \left(\left\| \underline{u} - \underline{c}_i \right\| \right) \quad \text{رابطه ۹:}$$

که در آن w_i وزن‌های لایه خروجی بوده، c_i میانگین مراکز تابع فعال‌سازی بوده و Φ_i هم تابع مبنای شعاعی می‌باشد که مهمترین آنها در معادله‌های ۱۰ و ۱۱ و ۱۲ آمده است.

$$\phi(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}x_i^2\right) \quad \text{رابطه ۱۰:}$$

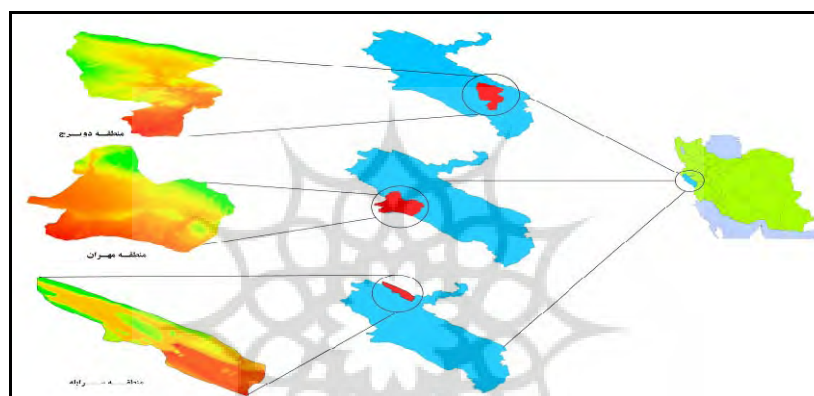
$$\phi(x_i) = \frac{1}{\sqrt{x_i^2 + a^2}} \quad \text{رابطه ۱۱:}$$

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه

مناطق مورد مطالعه در شمال، مرکز و جنوب استان ایلام قرار دارد. مناطق مورد مطالعه شامل حوزه دویرج، مهران و سرابله بوده و به ترتیب دارای مختصات جغرافیایی ۴۷ درجه و ۱۵ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۴ دقیقه عرض شمالی (منطقه دویرج)، دارای

مختصات جغرافیایی ۴۶ درجه و ۲ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۱۸ دقیقه عرض شمالی (منطقه مهران) و دارای مختصات جغرافیایی ۴۶ درجه و ۱۶ دقیقه طول شرقی و ۳۳ درجه و ۵۹ دقیقه عرض شمالی (منطقه سرابله) می‌باشد. در ضمن، مساحت حوزه‌ها به ترتیب برابر با ۱۱۹۵۰۴، ۱۴۷۲۶۵ و ۴۵۸۰۳ هکتار برآورد شده است (شکل ۲).



شکل ۲: موقعیت کشوری و استانی مناطق مورد مطالعه

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

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 منطقه‌ی مورد مطالعه به فراخور سهم هر طبقه تعداد مناسبی نمونه تعلیمی بطور تصادفی با استفاده از بررسی‌های میدانی، تصاویر گوگل ارث^۱ و تصاویر رنگی مرکب انتخاب گردیدند. برای بررسی تشابه طبقات و میزان تفکیک‌پذیری و تباین کلاسه‌ها، از روش ارزیابی کمی تفکیک‌پذیری استفاده و تفکیک‌پذیری آنها با استفاده از شاخص واگرایی تبدیل شده^۲ بررسی شد.

در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای سه منطقه (شامل دویرج به تاریخ ۱۳۸۶/۴/۳، مهران و سرابله هر دو به تاریخ ۱۳۸۶/۲/۲۴) و نقشه‌ی توپوگرافی ۱:۱۵۰۰۰۰ همچنین سازمان جغرافیایی ارتش استفاده شده است. همچنین نرم‌افزارهای تفسیر داده‌های ماهواره‌ای نظیر Andes، IDRISI 9.2، ARCGIS 9.2، ENVI 4.5 و از نرم‌افزارهای آماری نظیر Excel استفاده گردید.

روش تحقیق

مراحل کار جهت طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای ETM⁺ با چهار روش فوق به شرح زیر بوده است:

طبقه‌بندی و تهیه‌ی نقشه‌ی پوشش زمینی

با هدف تفکیک پوشش‌های زمینی عمده منطقه بر روی داده‌های ماهواره‌ای، از چهار روش فوق‌الذکر استفاده گردید. انتخاب نمونه‌های تعلیمی مورد نیاز

1-Google Earth
2-Transformed Divergence

فوق‌الذکر مربوط می‌گردد. بدیهی است که با توجه به تشابهات طیفی، تفاوت بسیار بارزی را نشان نخواهد داد. بطور کلی برای رسیدن به یک مدل شبکه عصبی مطلوب برای طبقه بندی، انتخاب ساختار و پارامترهای مورد استفاده شبکه دارای اهمیت است (Yuan et al., 2005: 5-13).

پارامترهای مورد استفاده برای شبکه‌ها (چهار روش مورد مطالعه) در این مطالعه به شرح زیر می‌باشد:

روش شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه تعداد نرون‌های ورودی

در روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، تعداد ۶ نرون ورودی شامل باند ۶ باند طیفی در نظر گرفته شد.

تعداد لایه‌ها و نرون‌های نهفته

در مورد تعداد لایه‌های نهفته، سیاستین بیان داشت که شبکه‌هایی با یک لایه نهفته برای طبقه‌بندی مناسب‌تر است. تعداد نرون‌های نهفته غالباً با آزمون و خطا تعیین می‌شود، به این صورت که شبکه‌هایی با تعداد متغیر نرون‌های نهفته مثلاً ۱، ۲ یا ۳ برابر تعداد نرون‌های ورودی مورد آزمایش قرار می‌گیرند، سپس ساختار شبکه با بهترین مورد اجرا واقع می‌شود (Sebastian, 2002: 17).

سیاستین عقیده داشت که ایجاد تعداد نرون‌های نهفته با ۲ یا ۳ برابر تعداد کل طبقات ورودی مناسب است. در این مطالعه، برای تعیین نرون‌های نهفته، با بررسی تعداد متفاوتی از نرون‌های نهفته (۶، ۱۲ و ۱۸ نرون) شبکه‌ی عصبی مورد آزمون قرار گرفت تا شبکه بهینه برای انجام طبقه‌بندی انتخاب شود. هنگامی تعداد نرون‌های نهفته به تعداد ۱۸ یا ۲۴ نرون رسید، یعنی ۳ یا ۴ برابر تعداد نرون‌های ورودی، میزان صحت اجرای شبکه کاهش یافت ولی با انتخاب ۶ نرون نهفته برای تصویر منطقه مورد مطالعه، صحت شبکه افزایش یافت و میزان خطای بین داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایش کاهش یافت. بنابراین تعداد نرون‌های

به منظور حذف پیکسل‌های منفرد و پراکنده در سطح تصویر طبقه‌بندی شده و همچنین به دست آوردن تصویر مطلوب و با وضوح بیشتر، از فیلتر پایین‌گذر نما در اندازه ۵×۵ پیکسل استفاده شد.

ارزیابی صحت

ارزیابی و بررسی صحت نتایج طبقه‌بندی از مراحل مهم طبقه‌بندی محسوب می‌شود که نشان‌دهنده‌ی میزان صحت در طبقه‌بندی انجام شده است. برای ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده به روش‌های مختلف، با قطع دادن هر یک از نقشه‌های طبقه‌بندی شده با نقشه واقعیت زمینی از دقت کل^۱ و ضریب کاپا^۲ استفاده گردید (Lu et al, 2004: 2365-2407).

نتایج

نمونه‌های تعلیمی برای طبقه‌بندی و ارزیابی دقت به عنوان الگوی مشخصات طیفی طبقات با استفاده از تصویر رنگی و همچنین میدانی انتخاب شدند. لازم به یادآوری است که جهت جمع‌آوری نمونه‌های تعلیمی (طبقه‌بندی) و آزمایشی (ارزیابی دقت) برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای ETM+، از روش نمونه‌گیری تصادفی استفاده شد. سپس برای ارزیابی کمی تفکیک‌پذیری طبقات پوشش اراضی در نمونه‌های تعلیمی از شاخص واگرایی تبدیل شده استفاده گردید. نتایج برآورد این شاخص نشان می‌دهد که ترکیبات جفتی طبقات مرتع فقیر- مرتع متوسط (منطقه‌ی مهران)، جنگل تنگ- جنگل نیمه‌متراکم (منطقه‌ی سراپله) و مرتع فقیر- مرتع متوسط (منطقه‌ی دویرج) دارای تفکیک‌پذیری پایینی هستند. تفکیک‌پذیری پایین طبقات مرتع فقیر- مرتع متوسط (برای دو منطقه‌ی مهران و دویرج) و جنگل تنگ- جنگل نیمه‌متراکم (برای منطقه‌ی سراپله)، به تشابهات طیفی بین پیکسل‌های دو کاربری

میزان خطای قابل قبول

میزان خطای قابل قبول برای اجرای شبکه، از ۰/۰۱ تا ۰/۰۰۰۱ در نظر گرفته شد. انتخاب خطای بسیار کوچک امکان همپوشانی نتایج را کاهش می‌دهد، بنابراین باید میزان خطا را در سطح قابل قبولی برای شبکه تعریف نمود.

بعد از انتخاب پارامترهای مختلف و اجرای شبکه، نتایجی که از آموزش شبکه ایجاد می‌شود با نتایج دلخواه مقایسه می‌شوند. اگر نتایج دارای صحت مناسب و خطای قابل قبولی نباشد، دو باره شبکه به عقب بر می‌گردد و مجدداً نتایج جدیدی را محاسبه می‌کند که با نتایج دلخواه مقایسه می‌گردند. این کار آن قدر ادامه می‌یابد تا صحت اجرای شبکه بالا رود. در این مطالعه ابتدا تکرارهای مختلف (از ۱۰۰۰ تا ۱۱۰۰۰) برای اجرای شبکه در نظر گرفته شد. با اجرای شبکه، بعد از ۱۰۰۰۰ تکرار صحت آن از ۸۲/۱۹٪ تا ۸۹/۶۰٪ (برای سه منطقه مطالعاتی) متغیر بود که صحت قابل قبولی می‌باشد. بنابراین شبکه در این مرحله متوقف گردید. پارامترهای استفاده شده به منظور ایجاد شبکه‌ی بهینه برای طبقه‌بندی سه منطقه مطالعاتی در جدول ۱ آورده شده است. سپس با استفاده از این پارامترها که توانستند شبکه بهینه را ایجاد کنند، طبقه‌بندی بر روی تصاویر سه منطقه مطالعاتی اعمال و نقشه کاربری اراضی با ۶ طبقه (برای دو منطقه‌ی دویرج و مهران) و ۵ طبقه (برای منطقه سرابله) تهیه شد (اشکال ۴، ۳ و ۵).

مخفی ۱ برابر تعداد نرون‌های ورودی انتخاب شد (Sebastian, 2002:17).

تعداد نرون‌های خروجی

تعداد نرون‌های خروجی برابر با تعداد طبقات نقاط تعلیمی (تعداد کاربری‌ها)، که در این مطالعه ۶، ۶ و ۵ (به ترتیب برای سه منطقه‌ی دویرج، مهران و سرابله) طبقه بود.

سرعت یادگیری

برای آموزش یک شبکه عصبی، باید ارزش‌های هر پارامتر را به گونه‌ای تنظیم کرد که خطای بین خروجی دلخواه و خروجی واقعی کاهش یابد. شبکه با تغییر پارامترها می‌تواند این خطا را محاسبه کند. یکی از پارامترهای مؤثر بر شبکه‌ی عصبی سرعت یادگیری^۱ می‌باشد. هنگامی که ارزش سرعت آموزش بسیار کوچک انتخاب شود، باعث افزایش زمان اجرای شبکه می‌گردد و انتخاب ارزش‌های بسیار بالا برای آن نتایج ضعیفی به دست می‌دهد. بنابراین پیشنهاد شده است که ارزش سرعت یادگیری بین ۰/۰۱ تا ۰/۲۰ انتخاب شود (Yuan et al., 2005: 5-13). در این مطالعه با معرفی مقادیر مختلف سرعت یادگیری به شبکه، در نهایت میزان ۰/۰۱ به دلیل اجرای طبقه‌بندی با صحت بالاتر انتخاب گردید.

گشتاور^۲

این پارامتر منجر به کاهش نوسانات می‌شود، همچنین به فرایند همپوشانی داده‌های آموزشی و آزمایشی سرعت می‌بخشد. براساس مطالعات قبلی انجام شده توسط محققان، شبکه‌هایی با مقادیر ۰/۵، ۰/۶ و ۰/۹ برای گشتاور مورد آزمون قرار گرفت و مقدار ۰/۵ برای شبکه انتخاب گردید.

جدول ۱: بهترین مقادیر پارامترها برای ایجاد شبکه‌ی بهینه در سه منطقه‌ی مطالعاتی

مقادیر بهینه (منطقه سرابله)	مقادیر بهینه (منطقه مهران)	مقادیر بهینه (منطقه دویرج)	پارامترهای مورد استفاده در شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون
۶	۶	۶	تعداد نرون‌های ورودی
۶	۶	۶	تعداد نرون‌های مخفی
۵	۶	۶	تعداد گره‌های خروجی
۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	سرعت یادگیری
۰/۵	۰/۵	۰/۵	نرخ گشتاور
۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰	تعداد تکرار
۸۹/۶۰	۸۸/۲۸	۸۲/۱۹	میزان صحت قابل قبول
۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	میزان خطای قابل قبول

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

روش شبکه عصبی آرتمپ فازی

β_2 و دو پارامتر مراقبت ρ_1 و ρ_2 (معمولاً خیلی نزدیک به عدد ۱ انتخاب می‌شود). به منظور مطالعه‌ی رابطه بین دقت طبقه‌بندی تولید شده و پارامترهای آرتمپ فازی، ابتدا ما پارامترهای آرتمپ فازی را بر طبق جدول ۳ مشخص کردیم. بعد از آن، هر پارامتر بطور تدریجی تغییر داده شد و دقت‌های طبقه‌بندی محاسبه شدند.

جدول ۲، ساختار و معماری روش شبکه‌ی عصبی آرتمپ فازی برای طبقه‌بندی ۳ منطقه مطالعاتی و اشکال ۳، ۴ و ۵ نتایج طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. در ضمن، پنج پارامتر برای روش آرتمپ فازی بایستی مشخص شود: پارامتر انتخاب α (یک ثابت کوچک مثبت)، دو پارامتر یادگیری؛ β_1 و $(0 \leq \beta \leq 1)$

جدول ۲: ساختار و معماری شبکه برای سه منطقه‌ی مطالعاتی

تعداد تکرار	تعداد نرون‌های لایه طبقه‌بندی (F_2)	تعداد نرون‌های لایه ورودی (F_1)	نام منطقه مطالعاتی
۷۴۴۰۱	۸۶۳۸	۱۲	دویرج
۳۹۳۵۰	۲۱۹۸	۱۲	مهران
۱۰۷۹۲	۹۷۷	۱۲	سرابله

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

جدول ۳: بهترین مقادیر پارامترها برای ایجاد شبکه بهینه در سه منطقه مطالعاتی

پارامتر مورد نظر	پارامتر انتخاب (α)	پارامتر یادگیری (β_1)	پارامتر مراقبت (ρ_1)	پارامتر یادگیری (β_2)	پارامتر مراقبت (ρ_2)
ارزش	۰/۰۱	۱/۰	۰/۹۸	۱/۰	۱/۰

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

روش شبکه عصبی کوهونن

شرح جدول ۴ انتخاب و سپس طبقه‌بندی برای هر سه منطقه‌ی مطالعاتی انجام گردید (اشکال ۳، ۴ و ۵).

همچون روش‌های بالا، مقادیر بهینه پارامترها به

جدول ۴: بهترین مقادیر پارامترها برای ایجاد شبکه‌ی بهینه در سه منطقه‌ی مطالعاتی

پارامتر	مقدار(منطقه دوبرج)	مقدار(منطقه مهران)	مقدار(منطقه سرابله)
تعداد نرون لایه ورودی	۶	۶	۶
تعداد نرون لایه خروجی	۲۲۵	۲۲۵	۲۲۵
شعاع اولیه همسایه	۲۲,۲۱	۲۲,۲۱	۲۲,۲۱
نرخ حداقل یادگیری	۰/۵	۰/۵	۰/۵
نرخ حداکثر یادگیری	۱	۱	۱
مدت حداقل بازیافت	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱
مدت حداکثر بازیافت	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵
تعداد تکرار تن درشت	۱۰۸۷۶۳	۷۵۲۳۱	۸۳۵۲۰
الگوریتم تن ریز	LVQ2	LVQ2	LVQ2

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

روش شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی

(جدول ۵) انتخاب و طبقه‌بندی انجام گردید (اشکال ۳، ۴ و ۵).

در این روش نیز مقادیر بهینه پارامترها به شرح زیر

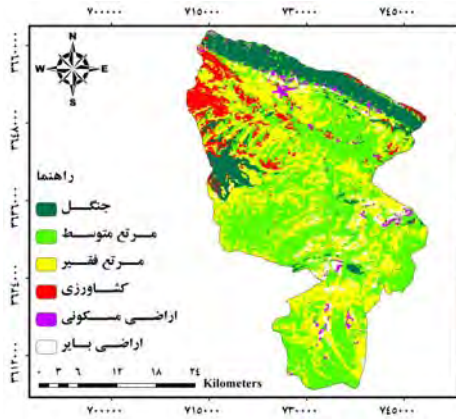
جدول ۵: بهترین مقادیر پارامترها برای ایجاد شبکه‌ی بهینه در سه منطقه‌ی مطالعاتی

نام منطقه مطالعاتی	تعداد تابع پایه شعاعی	تعداد نزدیکترین همسایه	پارامترهای میانگین K	تعداد تکرار
دوبرج	۱۶	۲P	٪۱	۵۰
مهران	۱۶	۲P	٪۱	۵۰
سرابله	۱۶	۲P	٪۱	۵۰

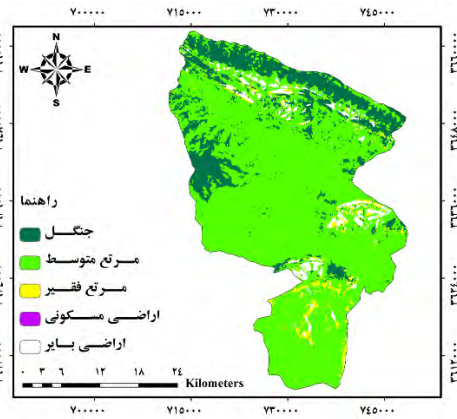
مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

سرابله) استخراج شد. بدین ترتیب نقشه‌های پوشش اراضی سه منطقه‌ی مطالعاتی مربوط به سال ۱۳۸۶ به دست آمد (اشکال ۳، ۴ و ۵). در مرحله‌ی بعدی با انجام عملیات میدانی، استفاده از عکس‌های هوایی، تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث و نمونه‌برداری تصادفی از سطح منطقه‌ی مورد مطالعه، پارامترهای آماری ماتریس خطا، دقت کل و ضریب کاپا که در جداول مربوطه قابل مشاهده است، استخراج گردید (جداول ۶، ۷ و ۸).

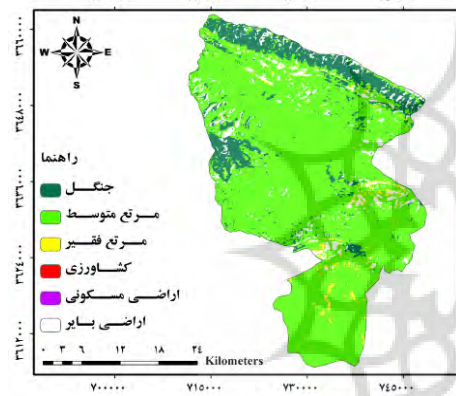
در نهایت، بعد از انجام مرحله‌ی قبلی (انتخاب مقادیر بهینه برای هر روش)، نسبت به طبقه‌بندی به چهار روش طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون اقدام شد و ۶ کاربری مرتع فقیر، مرتع متوسط، کشاورزی، اراضی بایر، جنگل و مناطق مسکونی (منطقه مهران)، مرتع فقیر، مرتع متوسط، اراضی بایر، کشاورزی، جنگل و مناطق مسکونی (منطق دوبرج) و مرتع فقیر، مرتع متوسط، کشاورزی، جنگل تنگ و جنگل نیمه‌متراکم (منطقه



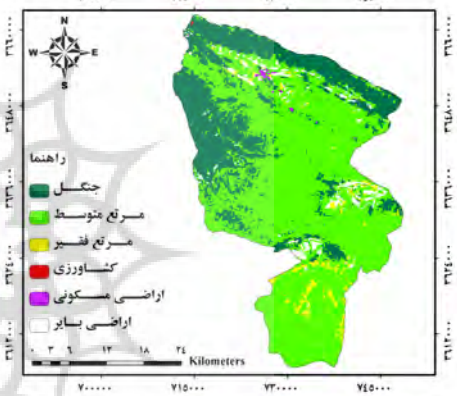
ب: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش MLP



الف: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش Artmap Fuzzy

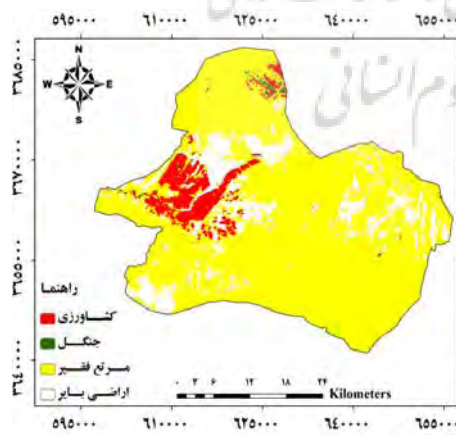


د: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش RBFNN

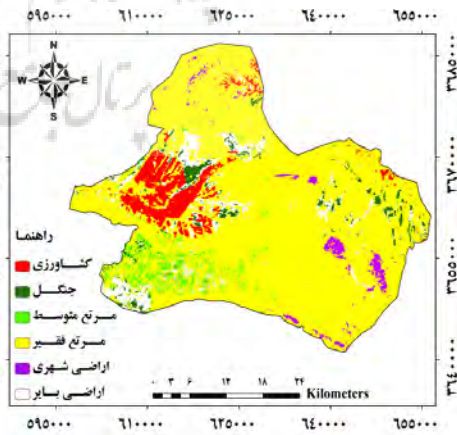


ج: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش SOM

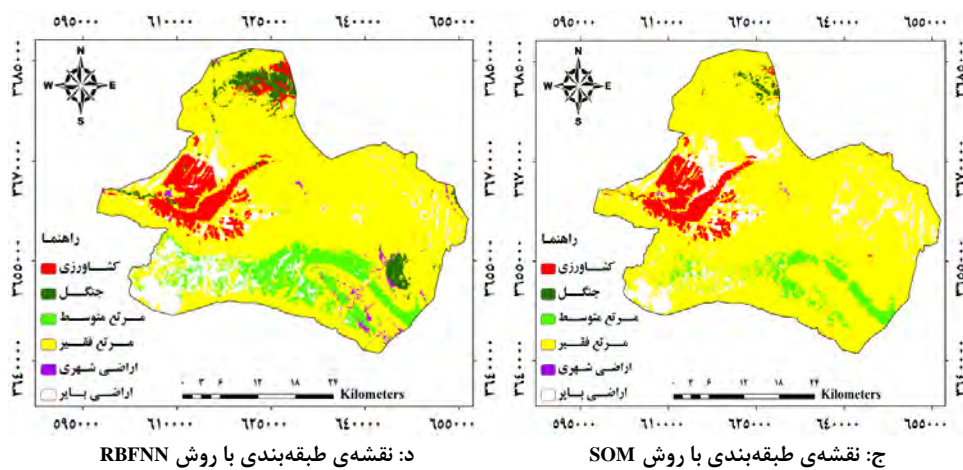
شکل ۳: نقشه‌ی کاربری اراضی به‌دست آمده منطقه دوبرج با استفاده، الف: روش آرت‌مپ فازی، ب: پرسپترون ج: کوهونن، د: تابع پایه شعاعی مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰



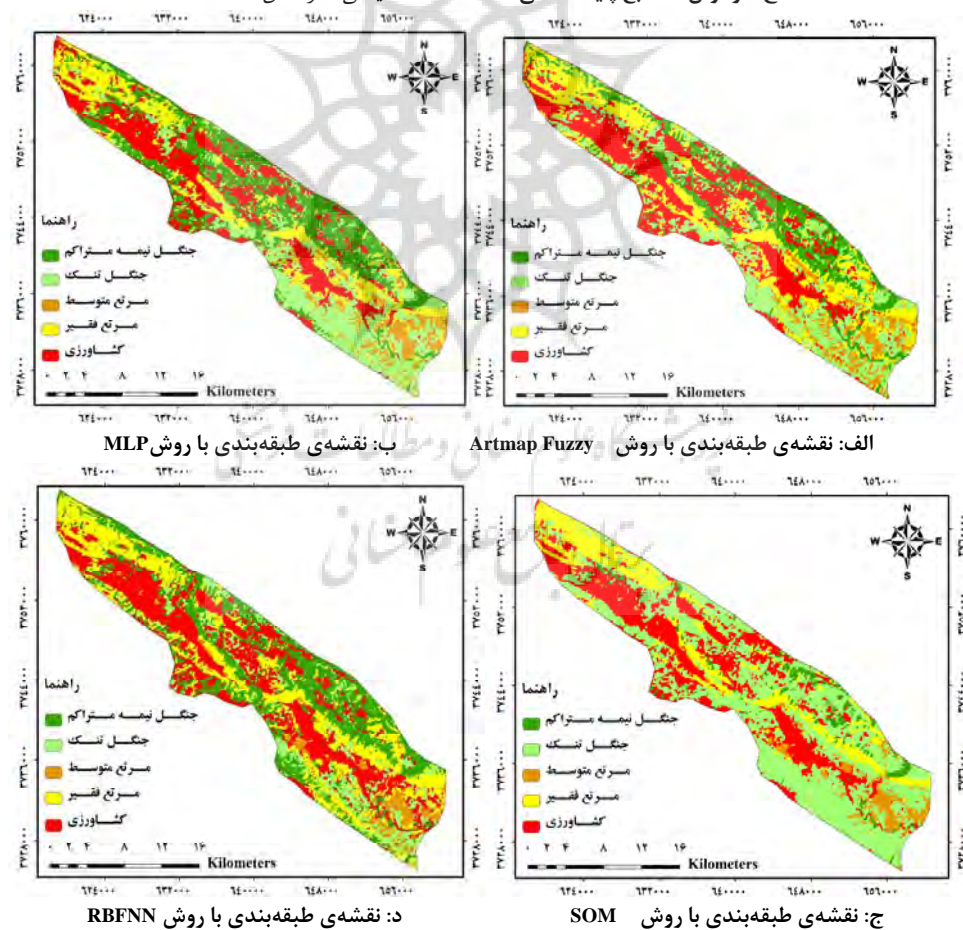
ب: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش MLP



الف: نقشه‌ی طبقه‌بندی با روش Artmap Fuzzy



شکل ۴: نقشه‌ی کاربری اراضی به دست آمده منطقه مهران با استفاده، الف: روش آرتمپ فازی، ب: پرسپترون، ج: کوهونن، د: تابع پایه شعاعی مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰



شکل ۵: نقشه‌ی کاربری اراضی به دست آمده منطقه سرابله با استفاده، الف: روش آرتمپ فازی، ب: پرسپترون، ج: کوهونن، د: تابع پایه شعاعی مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

جدول ۶: ارزیابی دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های آرتمپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون منطقه دوبرج

الگوریتم‌های طبقه‌بندی	دقت کل (درصد)	ضریب کاپا
آرتمپ فازی	۹۷/۲۱	۹۸/۳۲
تابع پایه شعاعی	۶۲/۴۷	۴۳/۹
کوهونن	۸۳/۳۱	۷۷/۰۳
پرسپترون	۸۴/۷۱	۷۰/۹۵

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

جدول ۷: ارزیابی دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های آرتمپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون منطقه مهران

الگوریتم‌های طبقه‌بندی	دقت کلی (درصد)	ضریب کاپا
آرتمپ فازی	۸۸/۶۸	۸۳/۳۲
تابع پایه شعاعی	۴۵/۷۶	۴۵/۷۵
کوهونن	۶۸/۲۹	۵۷/۸۰
پرسپترون	۸۱/۹۶	۶۹/۱۸

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

جدول ۸: ارزیابی دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های آرتمپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون منطقه سرابله

الگوریتم‌های طبقه‌بندی	دقت کلی (درصد)	ضریب کاپا
آرتمپ فازی	۹۸/۶۹	۹۸/۹۴
تابع پایه شعاعی	۸۳/۲۷	۸۱/۱۳
کوهونن	۸۱/۰۰	۷۶/۲۷
پرسپترون	۸۳/۵۳	۸۴/۹۴

مأخذ: مطالعات میدانی نگارندگان، ۱۳۹۰

مطرح است. استفاده و کاربرد این تصاویر در زمینه‌های مختلف می‌تواند قابلیت و محدودیت‌های این داده‌ها را مشخص کند. آنچه که مهم است، بررسی قابلیت این داده‌ها با توجه به پیشرفت‌های روزافزون قابلیت‌های طیفی و مکانی آنها می‌باشد. همچنین بررسی این داده‌ها در شرایط محیطی با تنوع کاربری‌ها و پوشش گیاهی ضروری به نظر می‌رسد. این تحقیق در ادامه تحقیقات سایر تحقیقات در خارج از کشور هاپکینز و همکاران (۱۹۸۸) و در داخل کشور ریاحی بختیاری (۱۳۷۹) ولی در شرایط متفاوت از آنها می‌باشد. هدف این مطالعه، تعیین کارایی روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، جهت طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از سری داده چند طیفی بود. پس از تصحیحات لازم و پیش‌پردازش‌های اولیه تصاویر، اقدام به طبقه‌بندی داده‌ها به چهار روش مختلف گردید.

نتایج طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی (شبکه عصبی آرتمپ فازی، تابع پایه شعاعی، کوهونن و پرسپترون) نشان می‌دهد که روش آرتمپ فازی با دقت کل متوسط ۹۴/۸۴ و ضریب کاپای متوسط ۹۳٪ دارای بیشترین دقت می‌باشد. پس از آن روش پرسپترون چندلایه با دقت کل متوسط ۸۳/۴۰ و ضریب کاپای متوسط ۷۵٪ دارای دقت بالاتری نسبت به روش کوهونن با دقت کل متوسط ۷۷/۵۴ و ضریب کاپای متوسط ۷۰٪ و روش تابع پایه شعاعی با دقت کل متوسط ۶۳/۸۳ و ضریب کاپای متوسط ۵۶٪ است. از این‌رو، روش طبقه‌بندی آرتمپ فازی نسبت به سایر روش‌های بررسی شده در این مطالعه از دقت بالاتری برخوردار بوده است.

نتیجه

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای امروزه به عنوان راهکاری مناسب در تهیه‌ی نقشه‌های پوشش گیاهی

- ریاحی بختیاری، حمیدرضا (۱۳۷۹). تعیین مناسبترین روش تهیه نقشه‌های پوشش منابع طبیعی در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای در ناحیه دشت ارژن، پایان‌نامه کارشناسی ارشد جنگلداری. دانشکده منابع طبیعی. دانشگاه تهران.

- Amiri, A., Chavooshi, H., and Amini, J (2007). Comparison of Three Satellite Image Classification: Fuzzy, Neural Network and Minimum Distance. Geomatic Conference, National Cartographic Center, Tehran.
- Borak, J.S., and Strahler, A.H (1999). Feature selection and land cover classification of a MODIS-like dataset for a semiarid environment. INT. J. Remote Sensing.
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., and Reynolds, J. H (1991). ARTMAP: Supervised Real time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural networks, Neural networks, Vol 4.
- Gopal, S., Woodcock, C.E., and Strahler, A.H (1999). Fuzzy Neural Network Classification of Global Land Cover from a 10 AVHRR DataSet. Remote Sensing of Environment.
- Hopkins, P.F., Maclean, A.L., and Lilleasand, T (1998). Assessment of thematic mapper imagery for forestry application under Lake state conditions, photogrammetric Engineering and remote sensing.
- Lizarazo, I. (2006). Urban Land Cover and Land Use Classification Using High Spatial Resolution Images and Spatial Metrics, Proceedings of the 2nd Workshop of the EARSeL SIG on Land Use and Land Cover.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., and Moran, E (2004). Change detection techniques, International Journal of Remote Sensing, 25.
- Mas, J.F (2003). An Artificial Neural Networks Approach to Map Land Use/cover Using Landsat Imagery and Ancillary Data, Proceedings of the International Geosciences and Remote Sensing Symposium IEEE IGARSS 2003.
- Sebastian, S (2002). Multilayer perceptrons and back propagation Learning. 9.641, Lecture 4, September 17.
- Yuan, F., Bauer, M.E., Heinert, N.J., and G.R. Holden (2005). Multi-level land cover mapping of the twin cities (Minnesota) Metropolitan area with multiseasonal land sat TM/ETM+ Data. Geocarto International.
- Zadeh, L (1965). Fuzzy Sets, Inform. Contr, Vol 8.

روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی برای بسیاری از مشکلات طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته است. اگر چه گزارش شده است که این روش‌ها کم و بیش نتایج طبقه‌بندی دقیق‌تری نسبت به سایر روش‌ها ارائه می‌دهد، اما انتخاب بهترین روش مبحث مهمی است که کارایی این روش را تحت تأثیر قرار می‌دهد. زمانی که روش‌های مختلف شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد آنالیز قرار گرفت، مشخص گردید که روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی آرتمپ فازی نسبت به روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون، کوهونن و تابع پایه شعاعی نتایج دقیق‌تری (با دقت کل متوسط ۱۱/۴۴٪، ۱۷/۳٪ و ۳۱/۰۱٪ و ضریب کاپای متوسط ۱۸٪، ۲۳٪ و ۳۶٪ بالاتر) داشت. در این تحقیق، بالاترین دقت طبقه‌بندی مربوط به طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی می‌باشد. این نتیجه موافق نتیجه‌ی به‌دست آمده توسط لی یواو و همکاران (۲۰۰۷) می‌باشد. بنابراین، این مطالعه کارایی و قابلیت الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی را در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور اثبات می‌نماید.

منابع

- آرخی، صالح؛ یعقوب نیازی؛ حسین ارزانی (۱۳۹۰). مقایسه تکنیک‌های مختلف پایش تغییر کاربری اراضی/ پوشش گیاهی با استفاده از RS, GIS، فصلنامه علمی پژوهشی علوم محیطی. سال هشتم. شماره سوم.
- سلامی، ابوالفضل (۱۳۸۸). کاربرد شبکه‌های عصبی مبتنی بر توابع پایه شعاعی در تشخیص خطای ترانسفورماتورهای قدرت با استفاده از آنالیز گازهای محلول در روغن، چهارمین کنفرانس تخصصی پایش وضعیت و عیب‌یابی ماشین‌آلات ایران. تهران. دانشگاه صنعتی شریف.