

طبقه‌بندی لندفرم‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی خودسازمانده (Self-organization map) (مطالعه موردی: حوضه آبخیز گاوخونی)

مرضیه مکرم، استادیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی داراب، دانشگاه شیراز، ایران
سعید نگهبان*، استادیار ژئومورفولوژی بخش جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه شیراز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۵/۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۸/۱۱

چکیده

امروزه، شناسایی لندفرم‌ها و طبقه‌بندی زمین مبتنی بر روش کارشناسی است که به صورت دستی و با استفاده از عکس‌های هوایی و نقشه‌های توپوگرافی انجام می‌شود و روشن و وقت‌گیر و دارای دقیقی است. از این‌رو، استفاده از روش‌های نمیمه خودکار و خودکار به منظور طبقه‌بندی لندفرم‌ها برای افزایش دقیق و سرعت کار ضروری به نظر می‌رسد. این پژوهش سعی دارد که به طبقه‌بندی لندفرم‌ها بر اساس الگوریتم شبکه‌های عصبی خودسازمانده (SOM) در حوضه آبخیز گاوخونی بپردازد. پژوهش از نوع تحلیل و توصیفی مبتنی بر روش‌های آماری، نرم‌افزار و میدانی است؛ بدین صورت که به منظور استفاده از الگوریتم SOM برای طبقه‌بندی لندفرم‌ها از شش پارامتر استفاده شد شامل جهت (aspect)، ارتفاع (elevation)، شیب (slope)، پروفیل طولی و عرضی (plan, profile) و انحنای (curvature). برای این منظور، ابتدا با استفاده از شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، لندفرم‌های منطقه مورد مطالعه طبقه‌بندی شد. از کلاس‌های لندفرم حاصل از TPI به منظور آموزش مدل SOM استفاده شد. در مرحله بعد، پنجاه نقطه به عنوان نمونه برای آموزش شبکه استفاده شد. نتایج حاصل از طبقه‌بندی لندفرم‌ها با استفاده از الگوریتم SOM نشان داد که شش خوشه (کلاس) در محدوده مورد مطالعه وجود دارد، به طوری که خوشة ۱ و ۵ شامل لندفرم‌هایی است که در ارتفاعات زیاد قراردارد و خوشة ۳ شامل لندفرم‌هایی است که در کمترین ارتفاع واقع شده است. بقیه خوشه‌ها شامل لندفرم‌هایی است که در ارتفاعات متوسط در حوضه آبخیز مورد مطالعه قراردارد. بنابراین، از الگوریتم فوق می‌توان به منظور پیش‌بینی لندفرم‌های منطقه مورد مطالعه استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها: حوضه آبخیز گاوخونی، شبکه‌های عصبی خودسازمانده (SOM)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، طبقه‌بندی لندفرم.

مقدمه

شناسایی لندفرم‌ها در علوم مختلف از جمله زمین‌شناسی، هیدرولوژی، کشاورزی، منابع طبیعی و محیط‌زیست، همچنین در جغرافیای طبیعی کاربرد دارد که از آن به منظور شناخت انواع خاک‌ها، انواع کاربری‌ها و جزآن استفاده می‌کنند. لندفرم‌ها سطوح پیوسته‌ای از زمین را می‌پوشاند، در نتیجه بسترهای فعالیت‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی روی سطح زمین محسوب می‌شود.

یکی از روش‌های معمول در علم ژئومورفولوژی طبقه‌بندی پدیده‌ها و عوارض زمین است. هدف اصلی طبقه‌بندی در ژئومورفولوژی، استخراج و طبقه‌بندی تغییرات واحدهای سطح زمین (لندفرم) در اثر فعالیت‌های طبیعی است. بسیاری از فعالیت‌های محیط‌زیستی به توپوگرافی وابسته است. روش‌های مختلفی برای بیان تنوع واحدهای ژئومورفیکی وجود دارد که همه آن‌ها تا حد زیادی مشابه یکدیگرند (ویسانتو و آلهونیمی، ۲۰۰۰). بر اثر تغییرات زمین‌شناسی، هیدرولوژی و پهلوژی، واحدهای مختلف زمین‌شناسی ایجاد می‌شود (زنک، ۱۹۸۸).

شناسایی لندفرم‌ها و طبقه‌بندی زمین بر اساس آن‌ها در علوم مختلف کاربرد دارد. شناسایی خاص‌ترین اشکال هندسی پدیده‌های ژئومرفیکی از مهم‌ترین مواردی است که طبیعت تعریف می‌کند. دو مورد از این موارد شامل شناسایی مرزها و محدوده‌های طبیعی پدیده‌های ژئومرفیکی با حداکثر تغییرات در شکل‌گیری و هندسه آن‌ها، و دیگری اختصاص الگوریتم‌های واضح برای تفکیک عوارض مختلف سطح زمین با حداقل تعداد پارامترهاست. حداکثر تشابه در محدوده داخل هر عارضه و حداکثر اختلاف در مرز با محدوده مجاور، از موارد مهم در مدل‌ها و نظریه‌های ژئومروفولوژیکی است (اسپیت، ۱۹۷۴).

ونتورا و ایروین (۲۰۰۰) با استفاده از ویژگی‌های مورفومتریکی لندفرم‌ها را طبقه‌بندی کردند. نتایج این مطالعات نشان داد که طبقه‌بندی لندفرم‌ها با استفاده از روش‌های خودکار دقت بالایی دارد. جونز و بروک (۲۰۰۰) به این نتیجه رسیدند که فرسایش و رسوب تأثیرات عمده‌ای روی لندفرم‌ها و سیمای زمین دارد.

اساس شناسایی و طبقه‌بندی لندفرم‌ها بر پایه ژئومروفومتری بنا نهاده شده که یکی از شاخه‌های ژئومروفولوژی کمی است. در واقع، با توجه به پیچیدگی سطح زمین استفاده از روش‌های کمی برای طبقه‌بندی زمین به واحدهای کوچک‌تر ضروری است (بهرامی و همکاران، ۱۳۹۲). در ژئومروفولوژی کمی از مدل‌ها و روش‌های مختلفی می‌توان استفاده کرد. یکی از این روش‌ها برای طبقه‌بندی لندفرم‌ها استفاده از الگوریتم نقشه خودسازمانده (SOM)^۱ است. SOM نوعی شبکه عصبی است که اخیراً در علوم مختلف از جمله علوم طبیعی استفاده می‌شود. الگوریتم خودسازمانده از روش یادگیری رقابتی برای آموزش استفاده می‌کند و بر مبنای ویژگی‌های خاصی از مغز انسان توسعه یافته است. SOM ابزار خوبی برای خوشه‌بندی داده‌هast و روابط آماری غیرخطی بین داده‌های ورودی را به روابط هندسی ساده تبدیل می‌کند (مرشدی و معماریان، ۱۳۹۱). محاسبات این روش به صورت فرایند رگرسیونی ناپارامتری است که رگرسیون مجموعه مشخصی از بردارهای مدل را به فضای بردارهای قابل مشاهده در قالب الگوریتمی تبدیل می‌کند. خوشه‌ها در فرایند یادگیری رقابتی نسبت به متغیرهای ورودی منظم می‌شود (اسچاتزمان، ۲۰۰۳؛ وسانتو و آلمونیمی، ۲۰۰۰).

از این الگوریتم برای طبقه‌بندی اهداف مختلف در علوم طبیعی استفاده می‌شود. برای مثال، هوسوکاوا و هوش (۲۰۰۱) از روش شبکه عصبی خودسازمانده (SOM) به منظور طبقه‌بندی انواع لندفرم‌ها در محیط GIS به منظور بررسی و ارزیابی زلزله استفاده کردند.

فرنتینو و ساکلاریوو (۲۰۰۷ و ۲۰۰۰) از الگوریتم شبکه خودسازمانده به منظور طبقه‌بندی انواع شیب‌ها در طبیعت استفاده کردند. فرنتنینو و همکاران (۲۰۱۰) از SOM به منظور طبقه‌بندی رسویات خوبه آبخیز استفاده کردند. همچنین، کاریمبالیس و همکاران (۲۰۱۱) از شبکه عصبی خودسازمانده به منظور طبقه‌بندی مخروط‌افکنه‌ها در سواحل خلیج کورینث^۲ در یونان استفاده کردند.

سیف و همکاران (۲۰۱۴) از روش شبکه‌های عصبی خودسازمانده به منظور طبقه‌بندی مخروط‌افکنه‌های حوضه آبخیز اشتراک‌کوهر استفاده کردند. به منظور طبقه‌بندی مخروط‌افکنه‌ها به وسیله این الگوریتم از اطلاعات مرفومتری پانزده مخروط‌افکنه استفاده شد. با استفاده از این روش مخروط‌افکنه‌های منطقه مورد مطالعه در دو کلاس طبقه‌بندی شد.

همچنین، بهرامی و همکاران (۱۳۹۲) طبقه‌بندی خودکار لندفرم‌های حوضه آبخیز را با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی در حوضه آبخیز بروجن انجام دادند. در این مطالعه با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی و سه معیار شاخص TPI، شیب و موقعیت مکانی عوارض سطح زمین طبقه‌بندی لندفرم‌ها را انجام دادند. نتایج نشان داد که نه نوع لندفرم در منطقه مورد مطالعه وجود دارد. در مطالعات علوم زمین، منطقه مورد مطالعه معمولاً به صورت یکپارچه و پیوسته بررسی می‌شود.

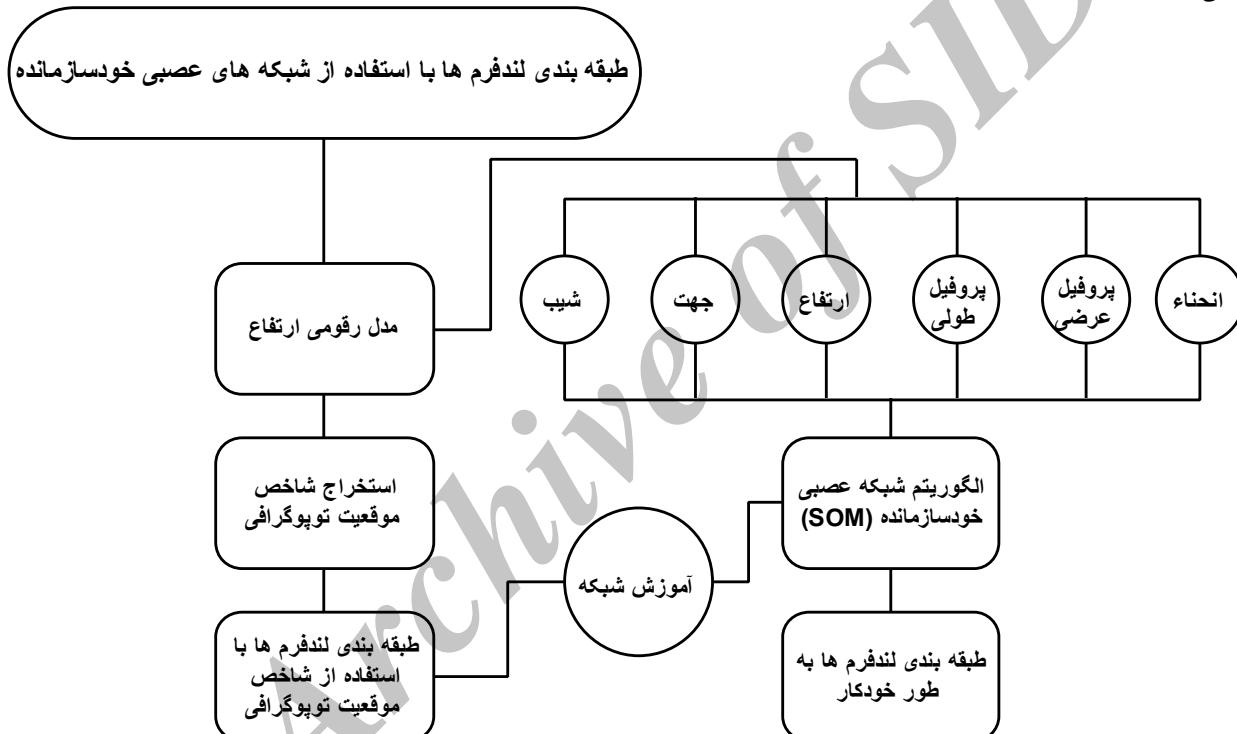
مکرم و نگهبان (۱۳۹۳) در پژوهشی به طبقه‌بندی لندفرم‌های نیمه جنوبی شهرستان داراب با استفاده از شاخص موقعیت توپوگرافی پرداختند و چنین نتیجه گرفتند که مربوط به آبراهه (۳۲/۱۹٪) و بعد از آن قله‌ها (۲۵/۳۶٪) است. آمانی و نجفی‌نژاد (۱۳۹۳) اولویت‌بندی زیرحوضه‌های آبخیز لهندر واقع در شرق استان گلستان را با استفاده از آنالیز مورفومتری، فنون سنجش از دور و GIS انجام دادند و چنین نتیجه گرفتند که زیرحوضه A5 وضعیت بحرانی‌تر دارد و

1. self organizing map

2. Corinth

نیاز به مدیریت بیشتری نسبت به دیگر زیرحوضه‌های است. همچنین، ویژگی‌های مورفومتری حوضه آبخیز در تشخیص ویژگی‌های هیدرولوژیکی، وضعیت آب‌های زیرزمینی و جزآن نقش بسیار مهمی دارد. مکرم و همکاران (۲۰۱۵) در پژوهشی به طبقه‌بندی لندرم‌های منطقه کرسیا در داراب پرداختند و چنین نتیجه گرفتند که این منطقه با توجه به گندم نمکی بزرگی در آن، از نظر لندرم‌ها تنوع بسیار زیادی دارد.

با توجه به اینکه حوضه آبخیز گاوخونی در بخش‌های مرکزی ایران قرارگرفته و شامل توبوگرافی متنوعی از کوهستان، کوهپایه و دشت با اقلیم متنوع است، همچنین گسترش فعالیت کشاورزی باعث افزایش جمعیت در این حوضه آبخیز شده است (نجفی، ۱۳۸۲)، بنابراین مشخص کردن انواع لندرم‌ها در حوضه آبخیز گاوخونی بهمنظور برنامه‌ریزی برای استفاده درست از بخش‌های مختلف حوضه آبخیز گاوخونی ضروری به نظر می‌رسد. از بین روش‌های مختلف طبقه‌بندی لندرم‌ها، استفاده از روش‌های خودکار مانند روش شبکه عصبی خودسازمانده (SOM) در حوضه آبخیز گاوخونی مناسب به نظر می‌رسد. بنابراین، در این مطالعه هدف طبقه‌بندی لندرم‌ها به صورت نظراتنشده با استفاده از الگوریتم SOM در حوضه آبخیز گاوخونی است. مراحل طبقه‌بندی لندرم‌ها با استفاده از الگوریتم SOM در شکل ۱ نشان داده شده است.

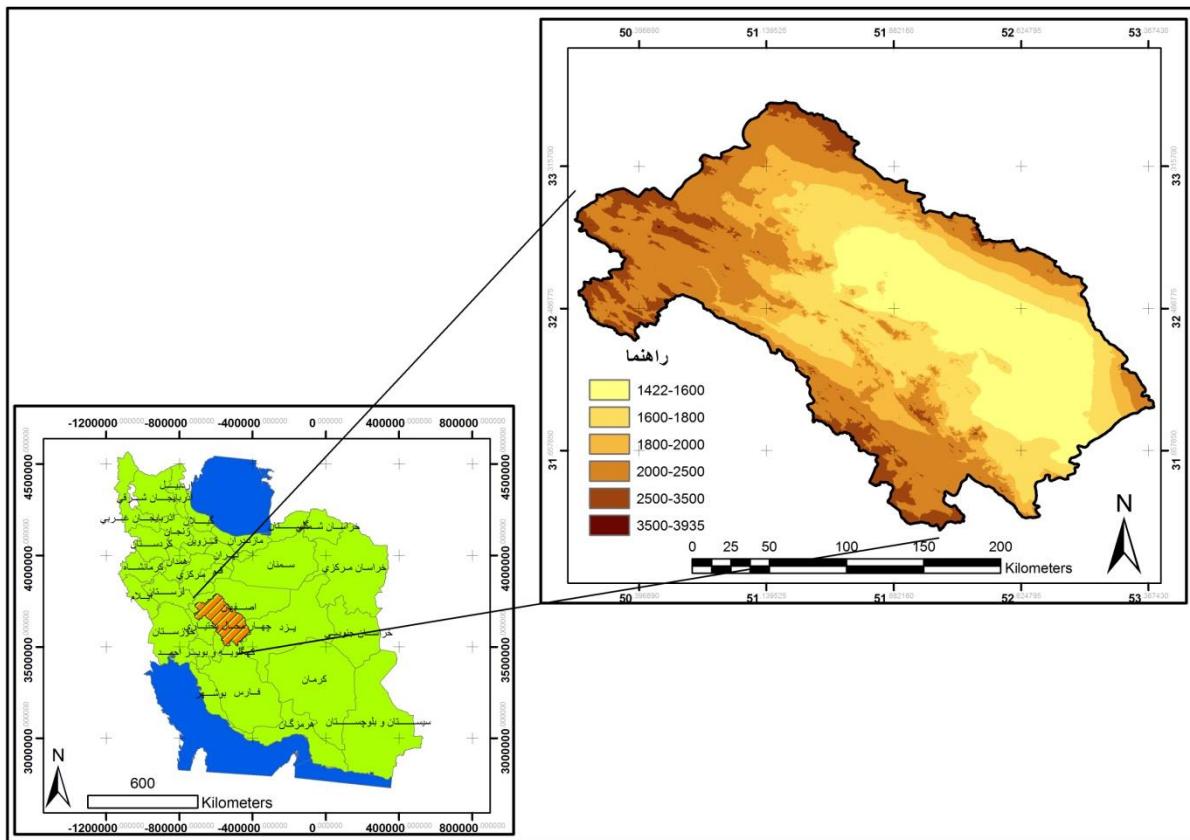


شکل ۱. مراحل طبقه‌بندی لندرم‌ها با استفاده از الگوریتم SOM

محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه گاوخونی است به مساحت ۴۱,۴۶۴ کیلومترمربع که در عرض جغرافیایی ۱۱°۲۴' تا ۱۳°۳۰' شمالي و طول جغرافیایي ۵۰:۰۰' تا ۵۳:۲۳' شرقی واقع شده است (شکل ۲). اين حوضه در تقسيم‌بندی كلی هيدرولوژي ايران جزء حوضه آبخیز اصفهان و سيرجان و بخشی از حوضه آبخیز فلات مرکزی است (جفری، ۱۳۷۶؛ نجفی، ۱۳۸۲). حوضه آبخیز زاينده‌رود يا باتلاق گاوخونی يا گاوخانی دارای شعبات رودهایی است که از جهات گوناگون جغرافیایی به باتلاق گاوخونی متنه می‌شود. مهم‌ترین رویدی که به این باتلاق می‌ریزد زاينده‌رود با سرچشمۀ زردکوه بختیاری است (بيات، ۱۳۸۳) که از نواحي مختلف شامل مناطقی با كوهستان‌های متراکم، نيمه كوهستانی، جلگه و صحراي می‌گذرد و زاينده‌رود و شعب کوچک و بزرگ آن از سرچشمۀ تا مصب عامل وحدت اين نواحي است. ميانگين

بارندگی سالیانه در حوضه مطالعاتی از کمتر از ۵۰ میلی‌متر در منتهی‌الیه مناطق کویری جنوب شرقی تا بیش از ۱۴۰۰ میلی‌متر در ارتفاعات کوه‌های غربی متغیر است (نجفی، ۱۳۸۲).



شکل ۲. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

روش تحقیق

در این تحقیق، به منظور طبقه‌بندی لندفرم‌ها با استفاده از الگوریتم SOM از شش پارامتر استفاده شد شامل جهت (aspect)، ارتفاع (elevation)، شیب (slope)، پروفیل طولی و عرضی (plan, profile) و انحنا (curvature) (انجنا). از مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک ۳۰ متر به منظور استخراج هر یک از داده‌های ورودی استفاده شد. همچنین، با استفاده از DEM به منزله داده ورودی شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، لندفرم‌های منطقه مورد مطالعه طبقه‌بندی شد. در نهایت، از کلاس‌های لندفرم حاصل از TPI به منظور آموزش مدل SOM استفاده شد.

روش شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)

شاخص TPI شاخصی از وضعیت چشم‌انداز زمین است. این شاخص اختلاف ارتفاع هر سلول نسبت به ارتفاع متوسط سلول‌های همسایه را نشان می‌دهد. مقادیر مثبت این شاخص نشان‌دهنده این است که سلول مربوط از سلول‌های مجاور بلندر است، در حالی که مقادیر منفی نشان‌دهنده این است که سلول در ارتفاع پایین‌تری نسبت به سلول‌های همسایه واقع شده است (جنس، ۲۰۰۵).

برای جداسازی لندفرم‌های منطقه از مدل رقومی ارتفاع با وضوح ۳۰ متر در نرم‌افزار GIS استفاده شد. ده نوع لندفرم بر اساس TPI یا شاخص موقعیت توپوگرافی شناسایی شد (ویس، ۲۰۰۶).

1. Digital Elevation Model
2. Topography Position Index

بهمنظور محاسبه TPI طبق معادله (۱) ارتفاع هر سلول در مدل رقومی ارتفاع با میانگین ارتفاع سلول‌های همسایه بررسی و در نهایت، ارتفاع میانگین از مقدار ارتفاع در مرکز کم می‌شود.

$$TPI_i = Z_0 - \frac{\sum_{n=1}^n Z_n}{n} \quad (1)$$

که Z_0 ارتفاع نقطه مدل تحت ارزیابی، Z_n ارتفاع از شبکه و n تعداد کل نقاط اطراف در نظر گرفته شده در ارزیابی را نشان می‌دهد.

ترکیب TPI در مقیاس کوچک و بزرگ باعث می‌شود تا انواع اشکال ایجاد شود (جدول ۱). برای طبقه‌بندی بهتر می‌توان از بین کلاس‌ها نیز طبقه‌بندی به صورت دستی انجام داد تا طبقه‌بندی بهینه‌ای برای چشم‌انداز منطقه مورد مطالعه داشته باشیم.

جدول ۱. طبقه‌بندی انواع لندفرم‌ها بر اساس شاخص موقعیت توپوگرافی

مقدار TPI	نوع لندفرم
$TPI \leq -1$	دره‌های باریک، آبراهه‌ها
$-1 < TPI < 1$	زهکش‌های شب میانی، دره‌های کم عمق
$TPI \geq 1$	زهکش‌های مناطق مرتفع
$TPI \leq -1$	دره‌های ناشکل
$-1 < TPI < 1, Slope \leq 5^\circ$	دشت
$-1 < TPI < 1, Slope > 5^\circ$	شیب‌های باز
$TPI \geq 1$	شیب‌های بالابی
$TPI \leq -1$	یال‌های موضعی، تپه‌های موجود در دره
$-1 < TPI < 1$	یال‌های شب میانی، تپه‌های کوچک موجود در دشت
$TPI \geq 1$	قله کوه، یال‌های مرتفع

شاخص موقعیت توپوگرافی، ارتفاع هر پیکسل در مدل رقومی ارتفاع را با پیکسل مشخص اطراف آن پیکسل مقایسه می‌کند (شکل ۳).

مقادیر مثبت TPI نشان‌دهنده مناطقی است که بالاتر از نقاط اطراف قرارگرفته (تپه‌ها) و مقادیر منفی TPI نشان‌دهنده مناطقی است که پایین‌تر از اطرافشان است (دره‌ها). مقادیر صفر و نزدیک صفر نیز نشان‌دهنده مناطق مسطح (جایی که شب نزدیک صفر است) یا مناطقی با شب ثابت است. بر اساس مقادیر TPI یک طبقه‌بندی برای لندفرم صورت گرفته است (جدول ۲).

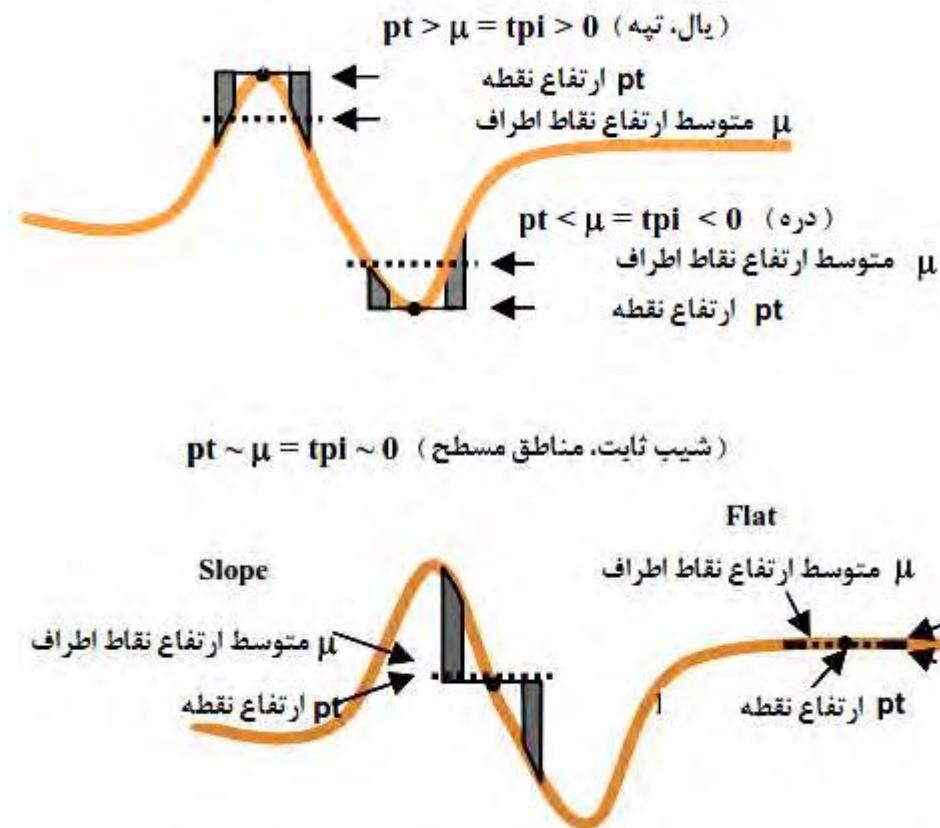
روش شبکه‌های عصبی خودسازمانده^۱

نقشه خودسازماندهی (SOM) شبکه عصبی بدون ناظارتی است که از نورون‌های عصبی در ساختار گردید منظمی با ابعاد پایین تشکیل شده است. هر نورون دارای یک بردار وزن n بعدی است که در آن n برابر با ابعاد بردارهای ورودی است. بردارهای وزن (سیناپس‌ها) لایه ورودی را به لایه خروجی (که نقشه یا لایه رقبای نامیده می‌شود) متصل می‌کند. نورون‌ها با تابع همسایگی به یکدیگر متصل شده است (شکل ۴). هر بردار ورودی، بر اساس بیشترین شباهت، نورونی در لایه خروجی را که سلول برندۀ خوانده می‌شود، فعال می‌کند. شباهت معمولاً بر اساس فاصله اقلیدسی بین دو بردار اندازه‌گیری می‌شود.

$$D_j = \sum_{i=1}^n \|W_{i,j} - x_i\|^2 \quad (2)$$

که در آن x_i امین بردار ورودی، $W_{i,j}$ بردار وزنی متصل‌کننده ورودی i به نورون خروجی j و D_j حاصل جمع فاصله اقلیدسی بین نمونه ورودی x_i و بردار وزن ارتباطی آن به زامین سلول خروجی است که واحد نقشه نامیده می‌شود (بوزا و همکاران، ۱۹۹۱؛ ژابکاریا و همکاران، ۲۰۱۰).

1. self-organization map



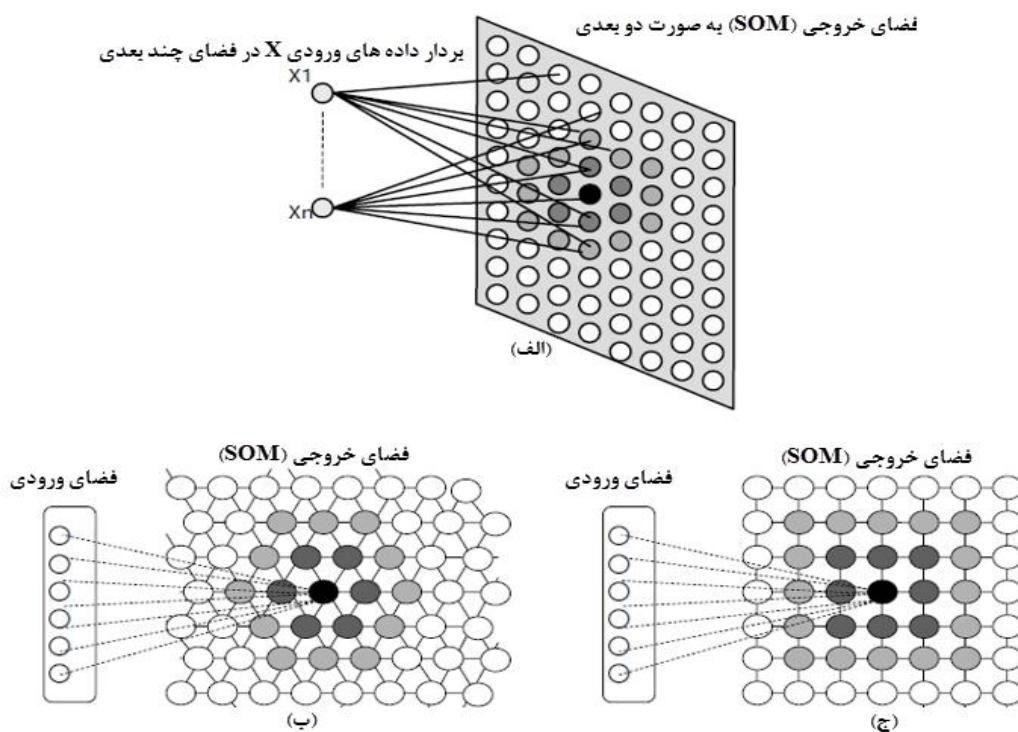
شکل ۳. نمایش شاخص موقعیت توپوگرافی (جنس، ۲۰۰۶)

جدول ۲. طبقه‌بندی لندرم‌ها بر اساس روش TPI

نوع لندرم	توصیفات
Canyons, Deeply Incised Streams	آبراهه
Midslope Drainages, Shallow Valleys	دره‌های آبراهه‌های میانی
Upland Drainages, Headwaters	زهکش‌های مرتفع، بالارود
U-shaped Valleys	دره‌های u شکل
Plains Small	دشت‌های کوچک
Open Slopes	شیب‌های باز
Upper Slopes, Mesas	شیب‌های بالایی
Local Ridges/Hills in Valleys	یال‌های مرتفع
Mid slope Ridges, Small Hills in Plains	یال‌های شیب میانی
Mountain Tops, High Ridges	یال‌های مرتفع، قله کوه

علاوه بر وزن ارتباطی واحد دارای بیشترین انطباق (سلول عصبی برنده)، وزن‌های سلول‌های همسایه سلول برنده نیز به روزرسانی می‌شود. مشاهدات نزدیک به هم در فضای ورودی، دو واحد نزدیک به هم در نقشه را فعال می‌سازد. مرحله آموزش تا زمانی که بردارهای وزن به حالت پایداری برسد و دیگر تغییر نکند، ادامه می‌یابد.

$$W_{i,j}^{new} = W_{i,j}^{old} + h_{i,j}(x_{i,j} - W_{i,j}^{old}) \quad (3)$$



شکل ۴. ساختار شبکه SOM؛ (الف) انتخاب نورون و سطح سازگاری از نورون‌های همسایه داده‌های ورودی شبکه SOM که ممکن است شش ضلعی (ب) یا مستطیل شکل (ج) باشد. رنگ سیاه نشان‌دهنده نورون‌های انتخابی به عنوان بهترین الگوی ورودی است (دایک، ۲۰۰۵)

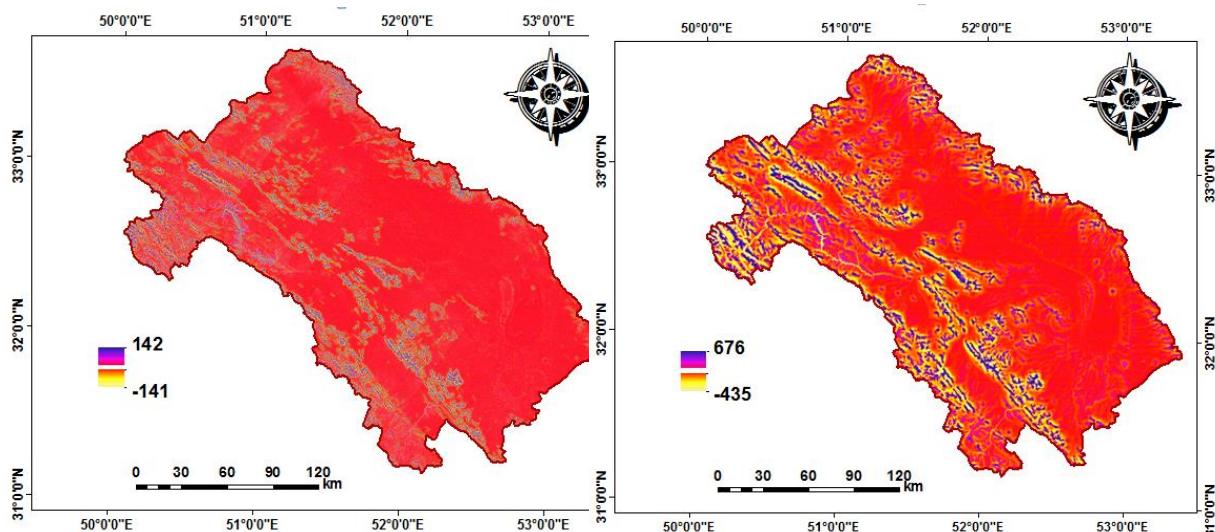
نمونه ورودی x_i بردار وزن قبلی بین بردار ورودی x_i و بردار وزن ارتباطی به سلول عصبی خروجی j $h_{i,j}$ تابع همسایگی و Wi,j^{new} بردار وزن بهروزرسانی شده بین سلول ورودی i و سلول خروجی j زاست.

یافته‌های تحقیق طبقه‌بندی لندرم‌ها بر اساس TPI

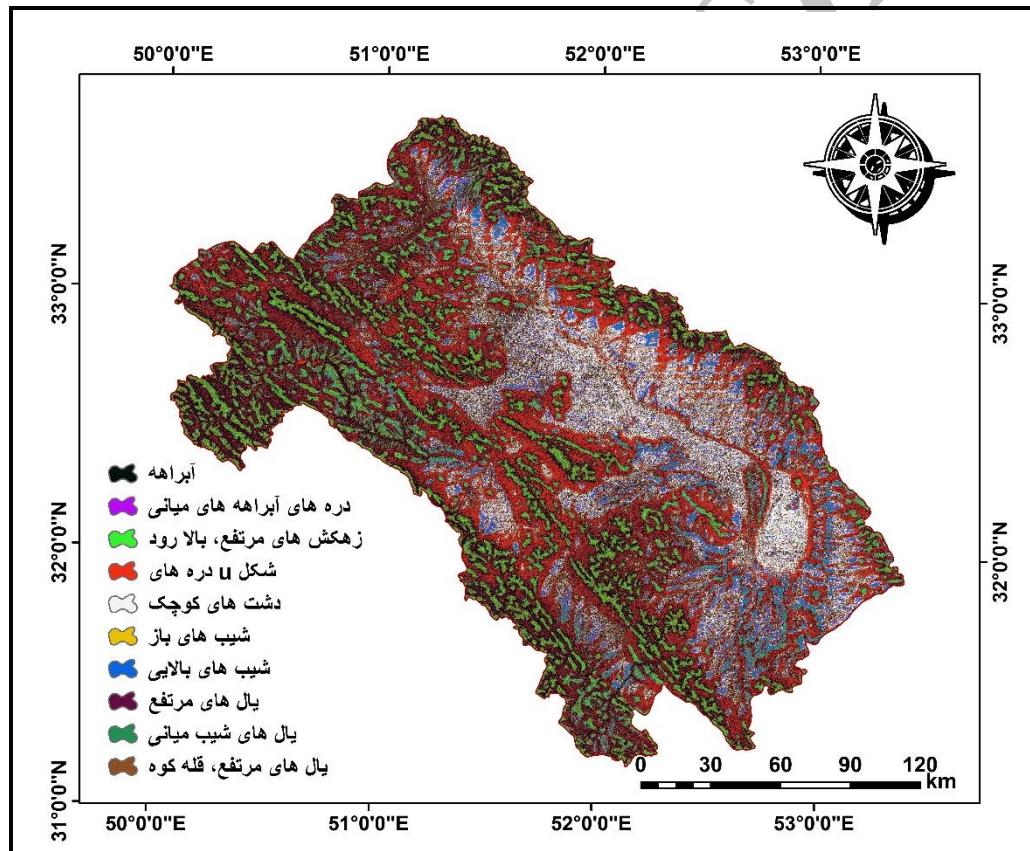
نتایج حاصل از اعمال تابع توزیع چند جمله‌ای به منظور انتخاب بهترین مقیاس به منظور تفکیک لندرم‌ها در شکل ۵ نشان داده شده است. با توجه به شکل‌های ۵ و ۶ مشخص می‌شود که از دو پنجره ۵*۵ (حداکثر مقیاس) و ۴۵*۴۵ (حداکثر مقیاس) به منظور تهیه نقشه لندرم‌های منطقه مورد مطالعه استفاده شده است. این دو مقیاس با توجه به کوچک‌تر بودن مقادیر RMSE نسبت به دیگر مقیاس‌ها انتخاب شده است.

نتایج نشان می‌دهد که مقادیر TPI منطقه مورد مطالعه بین ۱۴۱-۱۴۲ تا ۴۳۵-۷۶۷ تا ۴۵*۴۵ است. با درنظر گرفتن حداقل و حداکثر مقیاس، نقشه لندرم‌های منطقه مورد مطالعه تهیه شد. همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است، مناطق مرتفع مانند یال و تپه‌ها دارای مقادیر TPI نزدیک به صفر است. همچنین، مناطق مسطح یا مناطقی با تغییرات شیب کم دارای مقادیر TPI صفر یا منفی است. هر کدام از لندرم‌های طبقه‌بندی شده بخشی از منطقه را دربرمی‌گیرد (شکل ۷).

با توجه به شکل ۷، ده نوع لندرم به نام‌های آبراهه، دره‌های آبراهه، زهکش‌های مرتفع، بالارود، دره‌های لاشکل، دشت‌های کوچک، شیب‌های باز، شیب‌های بالایی، یال‌های مرتفع، یال‌های شیب میانی، یال‌های مرتفع، و قله کوه در منطقه شناسایی شد.

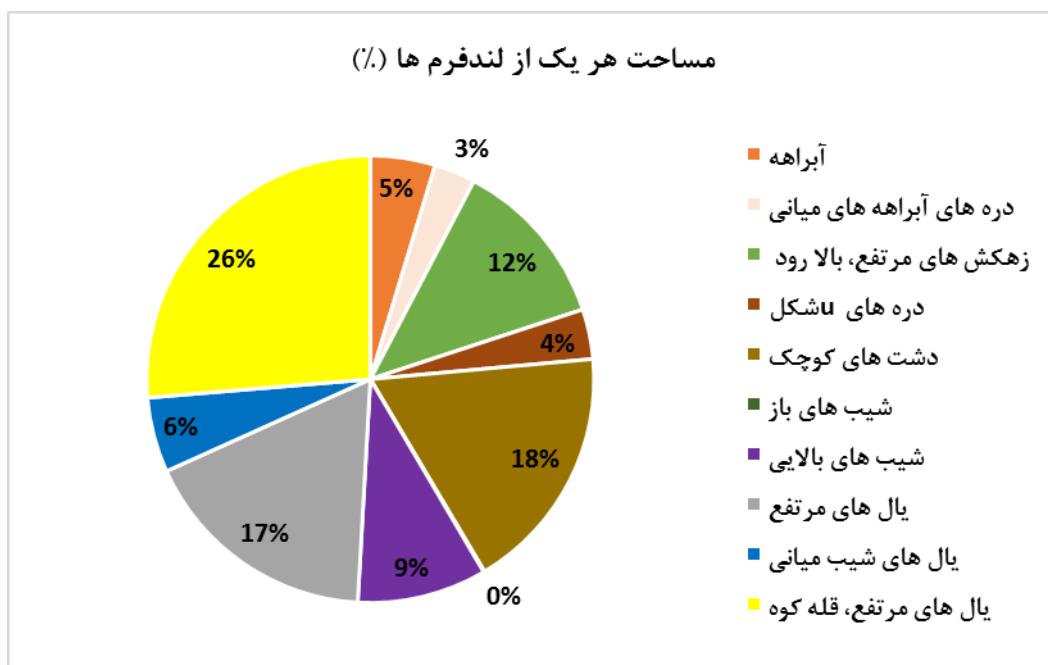


شکل ۶. نقشه TPI منطقه در پنجراه ۵*۵ (حداقل مقیاس)



شکل ۷. نقشه لندفرم‌های منطقه مورد مطالعه

با توجه به شکل ۸ مشخص می‌شود که لندفرم‌های واقع در مناطق مرتفع (کلاس ۱۰، یال‌های مرتفع، قله کوه) دارای مساحت بیشتری نسبت به دیگر لندفرم‌هاست. همچنین، لندفرم‌های تعیین شده در مناطق مسطح و پست (کلاس ۵، دشت) مساحت کمتری نسبت به دیگر لندفرم‌ها دارد. میزان مساحت هر یک از لندفرم‌ها بر حسب کیلومترمربع در جدول ۳ آمده است.



شکل ۸. درصد مساحت هر یک از لندفرم‌های منطقه مورد مطالعه

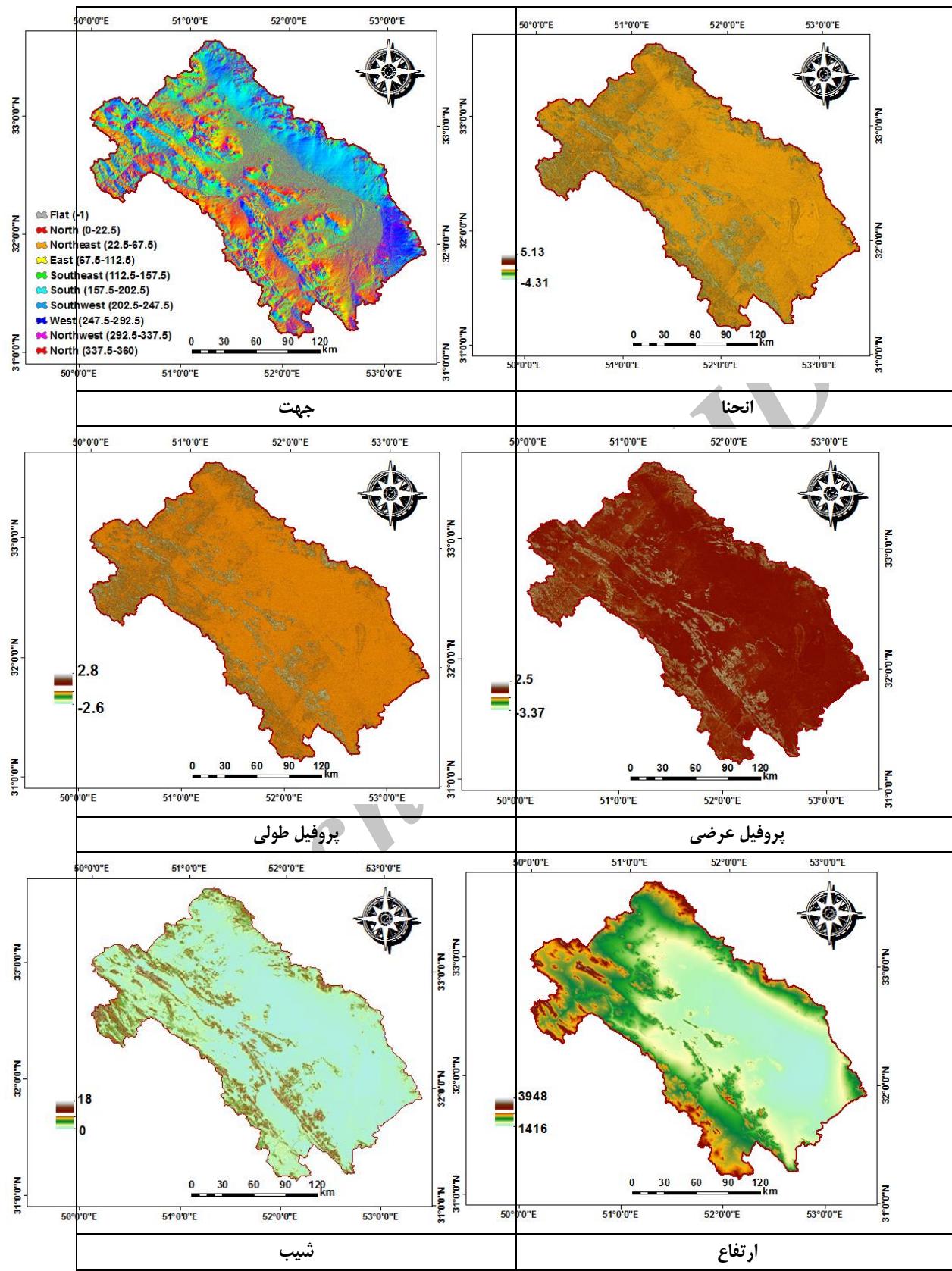
جدول ۳. مساحت هر یک از لندفرم‌ها در منطقه مورد مطالعه

ردیف بر اساس راهنمای نقشه	نوع لندفرم	مساحت (کیلومترمربع)
۱	آبراهه	۱۹۴۳/۴۵
۲	دره‌های آبراهه‌های میانی	۱۲۳۷/۰۹
۳	زهکش‌های مرتفع، بالارود	۵۰۹۲/۰۹
۴	دره‌های لاشکل	۱۴۹۵/۴۲
۵	دشت‌های کوچک	۷۴۲۸/۰۱
۶	شیب‌های باز	۲۸/۶۴
۷	شیب‌های بالایی	۳۸۸۰/۲۱
۸	یال‌های مرتفع	۷۱۹۶/۸۳
۹	یال‌های شیب میانی	۲۲۴۸/۰۷
۱۰	یال‌های مرتفع، قله کوه	۱۰۹۱۴/۱۸
مجموع		۴۱۴۶۴

طبقه‌بندی لندفرم‌ها بر اساس شبکه عصبی خودسازمانده (SOM)

داده‌های ورودی در این مدل شامل جهت (aspect)، ارتفاع (elevation)، شیب (slope)، پروفیل طولی و عرضی (plan) و انحنا (curvature) است. به کمک مدل رقومی ارتفاع (DEM) در محیط ArcGIS این داده‌ها تهیه شد که در شکل ۹ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۹ مشخص می‌شود که میزان ارتفاع و شیب در مرکز منطقه مورد مطالعه حداقل است.

به طور تصادفی، ویژگی‌های پنجاه نقطه (شیب، مقطع عرضی، مقطع طولی، ارتفاع، انحنا و جهت) از منطقه مورد مطالعه داده‌های ورودی الگوریتم SOM استفاده شد (جدول ۴).



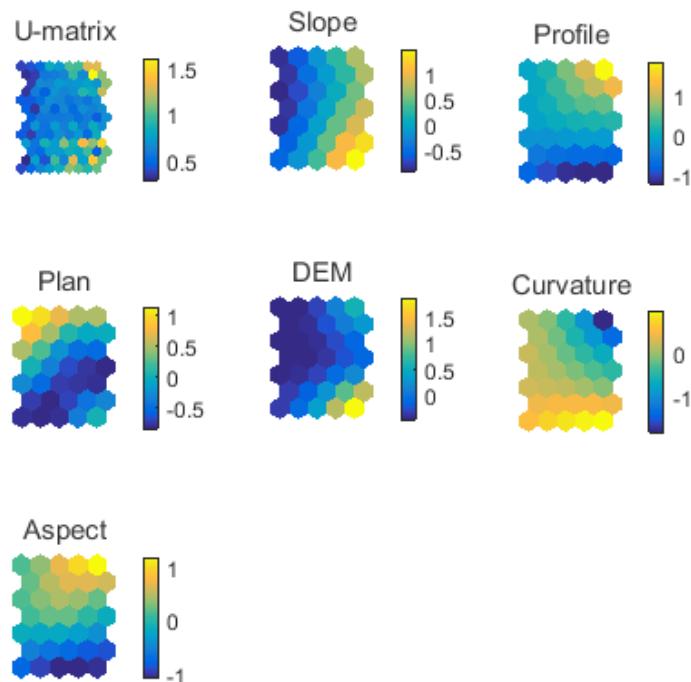
شکل ۹. داده‌های ورودی مدل SOM

جدول ۴. ویژگی داده‌های ورودی منطقه مورد مطالعه

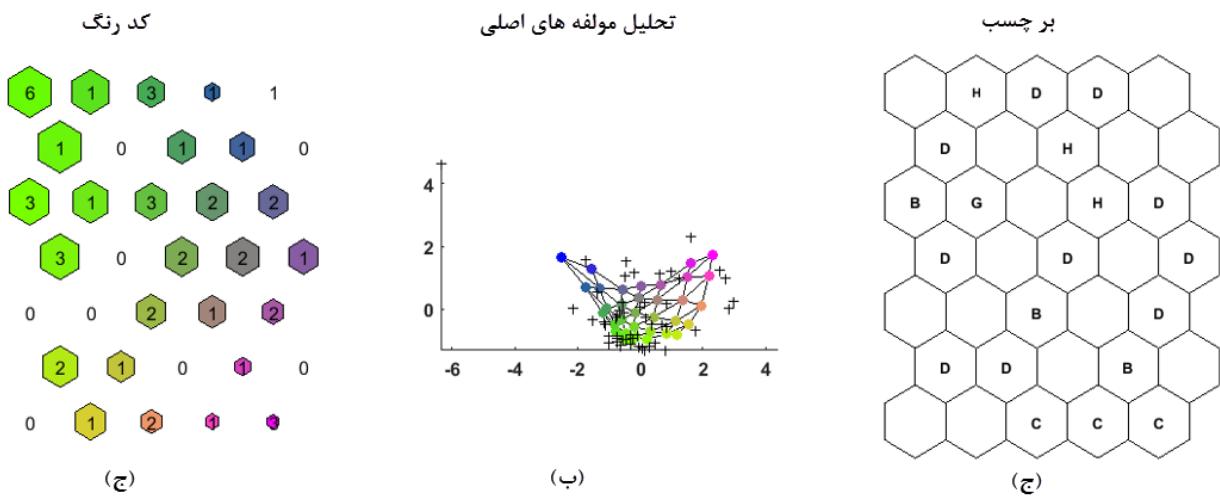
پارامتر	میانگین	حداکثر	حداقل	انحراف معیار
شیب بر حسب درجه	۹/۹۴	۴۲/۱۲	۰/۳۸	۱۲/۱۱
مقطع عرضی (متر/۱)	۰/۰۱	۰/۴۴	-۰/۴۰	۰/۱۴
مقطع طولی (متر/۱)	۰/۰۱	۰/۶۶	-۰/۴۸	۰/۲۰
ارتفاع بر حسب متر	۱۸۹۸/۵۸	۲۸۰۵/۰۰	۱۴۸۴/۰۰	۳۴۵/۹۳
انحنا (متر/۱)	۰/۰۱	۰/۹۸	-۰/۴۸	۰/۲۶
جهت بر حسب درجه	۱۶۹/۴۲	۳۵۸/۱۵	۷/۷۰	۱۱۱/۰۶

در ادامه از الگوریتم SOM به منظور طبقه‌بندی لندفرم‌ها با توجه به داده‌های ورودی استفاده شد. پنجاه داده ورودی به عنوان نمونه به منظور طبقه‌بندی استفاده شد (شکل ۱۰). همان‌طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، محدوده مقدار متغیرهای نرمال شده هر یک از متغیرها به صورت راهنمایی در کنار متغیرها آمده است. ماتریس U در این شکل بیانگر فاصله بین همسایگی‌های ساختار خوشه شبکه SOM را مشخص می‌کند. برای محاسبه ماتریس U از تمام یا تعدادی از متغیرهای شبکه استفاده می‌شود. مقادیر بیشتر در این ماتریس بیانگر فاصله همسایگی بین پارامترهاست. با استفاده از نمودار ستونی همچنین مشخص می‌شود که چه رنگی دارای چه مقداری است و اولین مقدار بیانگر مقدار متغیر در ساختار شبکه است.

در شکل ۱۱ ماتریس U به همراه برچسب آن نمایش داده شده است. این شکل بیانگر خوشه‌بندی داده‌هاست.



شکل ۱۰. مقدار متغیرها در هر نگاشت به همراه ماتریس U



شکل ۱۱. تصویر متفاوتی از خوشه‌های به دست آمده از متغیرهای ورودی با استفاده از الگوریتم SOM (الف) بر چسب هر یک از طبقات، (ب) تحلیل مؤلفه‌های اصلی، و (ج) کد رنگ

همان‌طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، اعداد نوشته شده در شش ضلعی، داده‌های جذب شده هر نورون در شبکه عصبی است. با توجه به شکل ۹ مشخص می‌شود که حداقل داده در این الگوریتم ۶ است. همچنین، حداقل داده در این شش ضلعی صفر است که نشان می‌دهد هیچ عددی در این مکان وجود ندارد. همچنین، نتایج حاصل از تحلیل مؤلفه اصلی نشانه چگالی بالا و توزیع خوب داده‌هاست. با توجه به نتایج بالا مشخص می‌شود که طبق داده‌های ورودی لندرمها در شکل، هفت کلاس در منطقه مورد مطالعه توزیع یافته است. نتایج این مطالعه شبیه نتایجی است که کاسکی و همکاران (۲۰۰۱) برای طبقه‌بندی لندرمها به دست آورده‌اند. ویژگی هر یک از کلاس‌ها در جدول ۵ آمده است.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی لندرمها با استفاده از الگوریتم SOM نشان داد که شش خوشه (کلاس) در محدوده مورد مطالعه وجود دارد، به طوری که خوشة ۵ و ۱ شامل لندرم‌هایی است که در ارتفاعات زیاد قرار دارد، در حالی که خوشة ۳ شامل لندرم‌هایی است که کمترین ارتفاع را دارد. بقیه خوشه‌ها شامل لندرم‌های واقع در ارتفاعات متوسط در حوضه آبخیز مورد مطالعه است.

جدول ۵. ویژگی هر یک از کلاس‌ها در الگوریتم SOM

جهت بر حسب درجه	انحنا (مترا)	ارتفاع بر حسب متر	قطع طولی (مترا)	قطع عرضی (مترا)	شیب بر حسب درجه	پارامتر خوشه
شمال	-	۲۵۰۰ تا ۱۵۰۰	-	-	بین ۵ تا ۱۶	۱
	+	بیش از ۲۵۰۰	+	+	بین ۱۶ تا ۲۳	حداکثر
شمال	-	۲۵۰۰ تا ۱۵۰۰	-	-	بین ۵ تا ۱۶	۲
	+	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	+	+	کمتر از ۵	حداکثر
شمال	+	۲۵۰۰ تا ۱۵۰۰	-	-	کمتر از ۵	۳
	-	کمتر از ۱۵۰۰	-	-	کمتر از ۵	حداکثر
شمال شرق	+	۲۵۰۰ تا ۱۵۰۰	+	+	کمتر از ۵	۴
	-	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	-	-	کمتر از ۵	حداکثر
شمال غرب	+	بیش از ۲۵۰۰	+	+	بین ۱۵۰۰ تا ۲۳	۵
	-	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	-	-	کمتر از ۵	حداکثر
شمال شرق	+	بیش از ۲۵۰۰	+	+	بین ۱۶ تا ۲۳	۶
	-	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	-	-	بین ۵ تا ۱۶	حداکثر
شمال	+	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	+	+	بین ۱۶ تا ۲۳	۷
	-	بین ۱۵۰۰ تا ۲۵۰۰	-	-	بین ۵ تا ۱۶	حداکثر

نتیجه‌گیری

سطح زمین پیچیدگی‌های زیادی دارد و این پیچیدگی‌ها را می‌توان با استفاده از روش‌های کمی و تقسیم سطح به واحدهای کوچک‌تر و همسان، ساده‌تر کرد. با توجه به اینکه طبقه‌بندی لندرم‌های حوضه‌های آبخیز به بخش‌های یکنواخت و همگن به مدیریت و برنامه‌ریزی حوضه آبخیز با دقت و سرعت بیشتر کمک شایانی می‌کند، استفاده از روش‌های کمی به منظور طبقه‌بندی لندرم‌ها ضروری به نظر می‌رسد. در این مطالعه طبقه‌بندی لندرم‌های حوضه آبخیز گاوخونی از نظر کمی مطالعه و بررسی شد. حوضه آبخیز گاوخونی یکی از حوضه‌های مهم ایران است که در بخش مرکزی ایران قرارگرفته و شامل توپوگرافی متنوعی از کوهستان، کوهپایه و دشت با اقلیم متنوع است. مشخص کردن انواع لندرم‌ها در حوضه مورد مطالعه به منظور برنامه‌ریزی برای استفاده درست از بخش‌های مختلف ضروری به نظر می‌رسد. عمدۀ روش‌های طبقه‌بندی لندرم‌های این منطقه و دیگر حوضه‌های آبخیز به کمک بازدیدهای میدانی، استفاده از نقشه‌های توپوگرافی، همچنین عکس‌های هوایی است که به تجربه نیاز دارد. یکی از این روش‌ها برای طبقه‌بندی لندرم‌ها استفاده از روش شبکه‌های عصبی خودسازمانده (SOM) و متکی بر مدل رقومی ارتفاع (DEM) است. به منظور استفاده از الگوریتم SOM برای طبقه‌بندی لندرم‌ها از شش پارامتر در حوضه آبخیز گاوخونی استفاده شد. داده‌های استفاده شده شامل جهت (aspect)، ارتفاع (elevation)، شیب (slope)، پروفیل طولی و عرضی (plan, profile) و انحنا (curvature) بود. نتایج حاصل از طبقه‌بندی لندرم‌ها با استفاده از الگوریتم SOM نشان داد که شش خوش‌های (کلاس) در محدوده مورد مطالعه وجود دارد، به طوری که خوشۀ ۵ و ۱ شامل لندرم‌هایی است که در ارتفاعات زیاد قراردارد، در حالی که خوشۀ ۳ شامل لندرم‌های دارای کمترین ارتفاع است. بقیه خوش‌های شامل لندرم‌هایی است که در ارتفاعات متوسط در حوضه آبخیز مورد مطالعه قراردارد. در کل با استفاده از الگوریتم SOM می‌توان شش کلاس به منظور طبقه‌بندی لندرم‌ها در منطقه مورد مطالعه پیش‌بینی کرد. به کمک نتایج حاصل از الگوریتم SOM به منظور مدیریت حوضه آبخیز باید شش راهکار مدیریتی در نظر گرفت. نتایج این مطالعه شبیه نتایجی است که کاسکی و همکاران (۲۰۰۱) برای طبقه‌بندی لندرم‌ها بدست آورده‌اند. آن‌ها به کمک الگوریتم SOM لندرم‌ها را به طور خودکار با استفاده از مشتقات مدل رقومی ارتفاع شامل جهت، ارتفاع، شیب، پروفیل طولی و عرضی و انحنا طبقه‌بندی کردند. با توجه به اینکه استفاده از روش‌های کمی در مطالعات ژئومورفولوژی با دقت و سرعت بیشتری نسبت به سایر روش‌های سنتی (نقشه‌های کاغذی، عکس‌های هوایی و جزآن) انجام می‌شود، لذا پیشنهاد می‌شود در سایر مطالعات ژئومورفولوژی از تجزیه و تحلیل‌های کمی به منظور استخراج اطلاعات استفاده شود.

منابع

- آمانی، م. و نجفی‌نژاد، ع. (۱۳۹۳). اولویت‌بندی زیرحوضه‌ها با استفاده از آنالیز مورفومتری، فنون سنجش از دور و GIS، حوضه آبخیز لهندر، استان گلستان. پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز، ۵(۹).
- بهرامی، ح، نوحه‌گر، ا. و محمودی، و. (۱۳۹۲). طبقه‌بندی خودکار لندرم‌های حوضه آبخیز با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی (مطالعه موردي: حوضه آبخیز بروجن در استان چهار محال و بختیاری). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۲(۳): ۱۷-۳۰.
- بیات، ع. (۱۳۸۳). کلیات جغرافیای طبیعی و تاریخی ایران، انتشارات امیرکبیر.
- جعفری، ع. (۱۳۷۶). گیتاشناسی ایران، جلد دوم (روزها و روزنامه ایران)، طرح و تهیه از گیتاشناسی.
- مرشدی، ا.م. و معماریان، ح. (۱۳۹۱). پهنه‌بندی شاخص کیفی سنگ در ساختگاه سد سمیلان، بر اساس گسل‌ها و شبکه‌های عصبی خودسازمانده. مجله علم زمین، ۲۱(۱): ۹۹-۱۱۲.
- مکرم، م. و نگهبان، س. (۱۳۹۳). طبقه‌بندی لندرم‌ها با استفاده از شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) (مطالعه موردي: منطقه جنوبی شهرستان داراب). ۹۲(۲۳): ۵۷-۶۵.
- نجفی، ع. (۱۳۸۲). اولویت‌بندی زیرحوضه‌های آبخیز اصفهان و سیرجان در تولید رسوب با استفاده از تجزیه و تحلیل منطقه‌ای، پایان‌نامه کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده منابع طبیعی، ۷۵ ص.
- Buza, A., McDonald, J.A., Michalak, J. and Stuetzle, W. (1991). Interactive data visualization using focusing and linking. *Proceedings of IEEE conference of visualization*, 156-63.
- Dhubkarya, D.C., Nagariya, D. and Kapoor, R. (2010). Implementation Of A Radial Basis Function Using VHDL. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 16-19.
- Dykes, J. (2005). *Exploring Geovisualization*. Elsevier.
- Jones, K. and Bruce et al. (2000). Assessing Landscape Conditions Relative to Water Resources in the Western

- United States: A Strategic Approach. *Environmental Monitoring and Assessment*, 64: 227-245.
- Ferentinou, M., Hasiotis, T. and Sakellariou, M. (2010). Clustering of geotechnical properties of marine sediments through self-organizing maps: An example from the Zakynthos Canyon–Valley system, Greece. In: Submarine Mass Movements and their Consequences IV, Mosher, D., Shipp, C., Moscardelli, Chaytor J., Baxter C., Lee H. and Urgeles R. (Ed.), *Advances in Natural and Technological Hazards Research*, Vol. 28, 43-54, Springer, The Netherlands.
- Ferentinou, M. and Sakellariou, M. (2007). Computational intelligence tools for the prediction of slope performance. *Computers and Geotechnics*, 34, 362-384.
- Ferentinou, M. and Sakellariou, M. (2000). Assessing landslide hazard on medium and large scales, using SOM. In: *Landslide Risk Management*, Hungr O., Fell R., Couture R. & Eberhardt E. (Ed.), 639-648, Taylor & Francis.
- Hosokawa, M. and Hosh, T. (2001). Landform classification method using self-organizing map and its application to earthquake damage evaluation, *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*, Vol. 4, 1684-1686.
- Jenness, J. (2005). Topographic Position Index (tpi_jen.avx) Extension for ArcView 3.x, Jenness Enterprises, Retrieved from: <http://www.jennessent.com>
- Karymbalis, E., Gaki-Papanastasiou, K. and Ferentinou, M. (2011). Coastal Fan Deltas Classification along the NW Coast of Gulf Of Corinth, Greece Coupling Morphometric Analysis and Artificial Neural Networks. *Hellenic Journal of Geosciences*, Vol. 45, (in press).
- Kaski, S., Nikkilä, J., Törönen, P., Castrén, E. and Wong, G. (2001). Analysis and visualization of gene expression data using self-organizing maps. Proceedings of the NSIP-01, IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing.
- Mokarram, M., Roshan, Gh.R. and Negahban, S. (2015). Landform classification using topography position index (case study: salt dome of Korsia-Darab plain, Iran). *Modeling Earth Systems and Environment*. 1(4), Springer online.
- Schatzmann, J. (2003). *Using Self-Organizing Maps to Visualize Clusters and Trends in Multidimensional Datasets*. Department of Computing Data Mining Group, Imperial College, London.
- Seif, A., Mokarram, M. and Sathyamoorthy, D. (2014). Using Self-Organizing Maps for Alluvial Fan Classification. *International Journal of Scientific Research in Knowledge*, 2(4), pp. 189-198.
- Speight, J.G. (1974). A parametric approach to landform regions, in: Progress in Geo-morphology, Brown, E. H. & Waters, R. S. (eds.), Alden Press, London, pp. 213-230.
- Ventura, S.J. and Irvin, B.J. (2000). Automated landform classification methods for soil landscape studies, In: D.J. Vesanto, J. and Alhoniemi, E. (2000). Clustering of the Self-Organizing Map. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), 586-600.
- Weiss, A. (2006). *Topographic Position and landforms Analysis*. Poster presentation, ESRI user Conference, San Diego, C.A.
- Zink, J.A. (1988). *Physiography & Soils*. ITC Lecture Notes. Enschede, The Netherlands.