

کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) در مکان‌یابی دفن پسماند جامد شهری با تأکید بر خصوصیات هیدرولوژیک‌مورفیک (مطالعه موردی: شهرستان فریدون‌شهر)

علیرضا عرب عامری^{۱*}، کورش شیرانی^۲، جلال کرمی^۳، عبدالله کلورازان^۴

۱. دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی دانشگاه تربیت مدرس
۲. استادیار مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان
۳. استادیار سنجش از دور دانشگاه تربیت مدرس
۴. کارشناس ارشد سنجش از دور دانشگاه تربیت مدرس

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۲/۲۷

تاریخ وصول مقاله: ۱۳۹۴/۸/۴

چکیده

به تبع افزایش جمعیت شهری و در نتیجه افزایش تولید پسماند، یافتن محل مناسب به منظور دفن پسماند ضرورت دارد. با توجه به عوامل مختلف مؤثر در مکان‌یابی محل دفن و سعت زیاد منطقه مورد مطالعه، روش‌های سنتی برای مکان‌یابی سیار وقت‌گیر، هزینه‌بر و کم‌دققت است. بدین‌منظور، در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش لورنبرک-مارگویت استفاده شد.تابع سیگموئید لگاریتمی به منزله تابع فعال‌سازی برای هر واحد پردازشگر در شبکه انتخاب شد. آموزش داده‌ها با ۱۲ پارامتر ورودی شامل فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، لیتوژئی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شب، جهت شب، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتفاعی، بافت خاک، سطح آب زیرزمینی و نقشه همبارش، ۷ لایه پنهان و یک لایه خروجی که نقشه پهنه‌بندی را نشان می‌دهد انجام شد. برای صحبت‌سنگی مدل از شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطأ و ضریب تعیین استفاده شد. در نهایت پس از تعیین بهترین ساختار شبکه مدل اجرا و منطقه مورد مطالعه به ۵ کلاس خیلی مساعد، مساعد، نسبتاً مساعد، نامساعد و خیلی نامساعد طبقه‌بندی شد. بهترین دقت مدل ۰/۹۹ به دست آمد که بیانگر کارایی بالای پرسپترون چندلایه برای پهنه‌بندی است.

کلیدواژه

پرسپترون چندلایه، شهرستان فریدون‌شهر، دفع پسماند، مکان‌یابی.

۱. سرآغاز

تولید فزاینده و پیچیده مواد زائد سبب تهدید بیشتر محیط‌زیست می‌شوند. تخمین زده می‌شود مقدار ۱/۷ تا ۱/۹ میلیون تن در سراسر جهان مواد زائد جامد شهری تولید می‌شود (Chalmin & Gaillochet, 2009). در بسیاری از موارد مواد زائد شهری در کشورهای در حال توسعه خوب مدیریت نمی‌شوند. بیش از ۵۰ درصد از مواد

رشد روزافزون جمعیت و افزایش شهرنشینی در کنار کاهش منابع تجدیدناپذیر و قرارگرفتن این منابع در معرض ضایعات سمی و خطرناک از بزرگ‌ترین مشکلات محیط‌زیست است که برای حفظ زندگی انسان‌ها باید این معضلات برطرف شوند (Allen, et al., 1997). شهرها با

یک از مکان‌های دفن پسمند دارای معایب و مزایایی است و مکان انتخابی برای دفن نهایی باید دارای کمترین معایب و بیشترین منافع باشد، لذا به منظور نیل به این هدف مهم، در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی بهترین مکان دفن پسمند استفاده شده است. پیش‌بینی یکی از کاربردهای اصلی شبکه عصبی مصنوعی است (Sharda, 1994). شبکه‌های عصبی مصنوعی، در اصل به تقلید از سیستم‌های عصبی زیستی مغز انسان توسعه یافته‌اند (Reilly & Cooper, 1990). از مؤثرترین مدل‌های شبکه عصبی می‌توان به مدل‌های پرسپترون چندلایه (MLP) اشاره کرد. شبکه‌های پرسپترون چندلایه (MLP) در طیف گسترده‌ای از مشکلات مخصوصاً در پیش‌بینی به دلیل قابلیت ذاتی آن‌ها در تهیه نقشه‌های ورودی-خروجی دلخواه استفاده می‌شود. مطالعات متعددی در زمینه پسمندی‌های شهری شکل گرفته است به گونه‌ای که Noori Jalili Ghazi Zade در سال ۲۰۰۸ تولید مواد جامد شهری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در شهرستان مشهد را پیش‌بینی کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی مصنوعی امتیازات و مزایای بیشتری نسبت به مدل‌های سنتی برای پیش‌بینی تولید مواد جامد شهری دارد. Noori و همکاران (۲۰۰۹) نتایج عدم قطعیت ANFIS و WT-ANN را بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل WT-ANFIS به علت عدم قطعیت کوچک‌تر نسبت به مدل WT-ANN دارای نتایج بهتری است. آن‌ها همچنین تولید مواد جامد شهری با استفاده از ترکیب مدل‌های ماشین‌های پشتیبان وکتور و آنالیز مؤلفه‌های اصلی در شهرستان مشهد را پیش‌بینی کردند و به این نتیجه رسیدند که مدلی که در این مقاله استفاده کردند از نسبت به مدل سنتی ماشین‌های پشتیبان بردار برای پیش‌بینی تولید زباله دارای مزایای بیشتری است. Noori و همکاران (۲۰۰۹) همچنین روش شبکه عصبی و مدل PCA برای پیش‌بینی تولید پسمند جامد در شهرستان

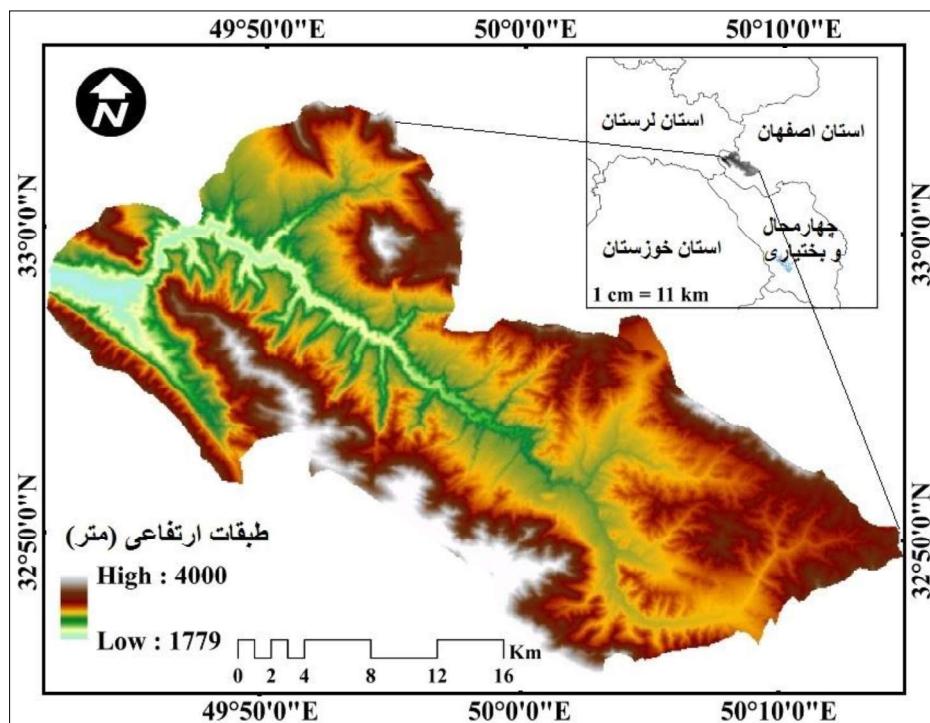
زاده جمع‌آوری شده از طریق دفن کنترل‌نشده دفع و ۱۵ درصد بازیافت غیراصولی و خطرناک می‌شوند (Chandak, 2010). مواد زائد جامد شهری نتیجه طبیعی فعالیت‌های انسانی است و اگر از سیستم مدیریت مناسب برای این مشکل استفاده نشود ممکن است به آلودگی محیطی و به خطر انداختن سلامتی انسان‌ها منجر شود (Noori, et al., 2008). مکان‌یابی محل دفن پسمند در مناطق شهری به دلیل تأثیر روی اقتصاد، اکولوژی و سلامت محیط‌زیست از مهم‌ترین مسائل در برنامه‌ریزی محیط‌زیست است (Sener, 2010). از این رو مدیریت صحیح و دفع اصولی پسمند‌ها، اصلی‌ترین نگرش در جهان، به خصوص در کشورهای توسعه‌یافته است (Kontos, et al., 2005). دفن بهداشتی پسمند در حال حاضر رایج‌ترین روش در بسیاری از کشورها از جمله ایران است (Muluturk & Karaguzel, 2007; Nas, et al., 2010; Komilis, et al., 1999). مهم‌ترین نگرانی انتخاب مناسب‌ترین مکان برای دفع پسمند است (Kuo, et al., 2002). شرایط حاکم بر کشور و بهویژه حاکم بر شهرستان فریدون‌شهر (فقدان داشت و تکنولوژی قوی در خصوص مسئله پسمند به دلایل مختلف از جمله نوپابودن مراکز علمی و تکنولوژی در این زمینه، وجود آلودگی‌های زیست‌محیطی و سیستم‌های مدیریت پسمند نوپا با هزینه‌های اقتصادی و زیست‌محیطی بالا) در کنار پیچیدگی‌هایی که به طور معمول در مطالعات سیستم‌های مدیریت پسمند وجود دارد مسئله تصمیم‌گیری برای انتخاب مکان بهینه دفن پسمند را بیش از پیش دشوار می‌کند. حل این مشکل مستلزم طی فرایند منسجم و علمی به منظور اتخاذ تصمیمی درست و مبنی بر اصول علمی است. چنان فرایندی مستلزم ساختاردهی مسئله در یک قالب روشن است که از یک سو کلیه فاکتورها و معیارهای دخیل در تصمیم‌گیری را به نحو شایسته‌ای دربر گیرد و از سوی دیگر امکان قضاوت‌های آگاهانه و به دور از سردرگم‌شدن در انتهای مسائل موجود را فراهم کند. در نگاه نخست هر

تحلیل شبکه‌ای فازی (Fuzzy ANP) در شناسایی مکان بهینه ایستگاه‌های انتقال پسماند در شهرستان اصفهان استفاده کردند. در این پژوهش سعی بر آن است تا با استفاده از شبکه عصبی چندلایه و با استفاده از معیارهای فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، لیتوژوژی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شیب، جهت شیب، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتفاعی، سطح آب زیرزمینی، بافت خاک و نقشه همبارش بهترین مکان برای دفن پسماندهای شهری پیش‌بینی شود.

۲. مواد و روش بروزی

منطقه فریدون‌شهر در حد فاصل طول جغرافیایی ۴۹ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۱۹ دقیقه طول شرقی و عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۳۷ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۵ دقیقه عرض شمالی قرار دارد. وسعت منطقه مورد مطالعه ۷۷۶۴۶ هکتار است. در شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است.

تهران را مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی نتایج بهتری در مقایسه با مدل PCA داشته است و در نتیجه برای پیش‌بینی تولید زباله در تهران از مدل شبکه عصبی استفاده کردند. آن‌ها در سال ۲۰۱۰ مدل شبکه عصبی تست گاما و PCA برای پیش‌بینی مواد زايد تکنیک‌های تست گاما و PCA نسبت به مدل GT-ANN و PCA-ANN پیش‌بینی مواد جامد هفتگی دارای نتایج بهتری هستند. عبدالی و همکاران (۱۳۸۶) زباله‌های تولیدی تهران را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چندمتغیره پیش‌بینی کردند. نوری و همکاران (۱۳۸۸) زباله تولیدی هفتگی را با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی و تبدیل موجک پیش‌بینی کردند و به این نتیجه رسیدند که استفاده از تبدیل موجک در پیش‌پردازش متغیرهای ورودی، تأثیر مثبتی در پیش‌بینی میزان تولید هفتگی ایجاد کرده است، به طوری که موجب افزایش چشمگیر در دقت محاسبات مدل شد. عشورنژاد و همکاران (۱۳۹۲) از فرایند



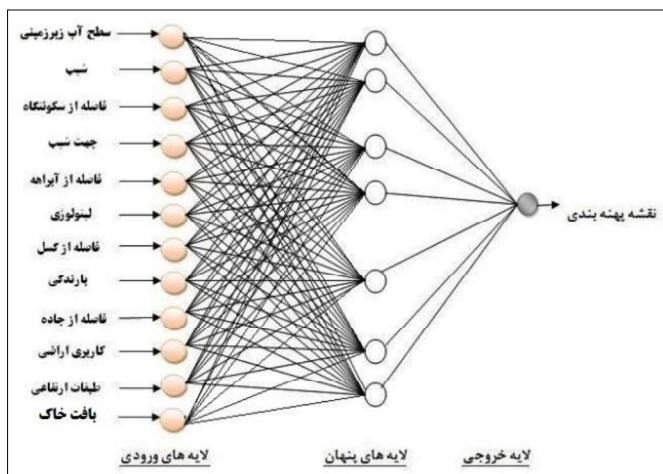
شکل ۱. موقعیت ریاضی منطقه مورد مطالعه

منطقه بر مدل رقومی ارتفاعی، نقشه طبقات بارش منطقه تهیه شد. برای تهیه نقشه فاصله از گسل از داده‌های ماهواره‌ای ۲۰۰۲ ETM+ در محیط نرم‌افزار ENVI 4.7 استفاده شد. نقشه فاصله از جاده و فاصله از شبکه زهکشی با طبقه‌بندی فواصل معین از شبکه جاده و شبکه هیدروگرافی رقومی شده از نقشه توپوگرافی منطقه تهیه شد. لایه فاصله از سکونتگاه از طریق رقومی کردن لایه‌های سکونتگاه‌های شهری و روستایی و ابزار Distance در Analyses Spatial تهیه شد. براساس طبقه‌بندی نظارت‌نشده تصویر ماهواره‌ای تصحیح شده لندست ETM+ و بازدید صحراپی و کنترل صحت، نقشه کاربری اراضی منطقه تهیه شد. همچنین، براساس تفکیک و رقومی کردن پلی‌گون‌های واحدهای سنگ‌شناسی از نقشه زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ در محیط نرم‌افزار ArcGIS10.2 نقشه زمین‌شناسی منطقه تهیه شد.

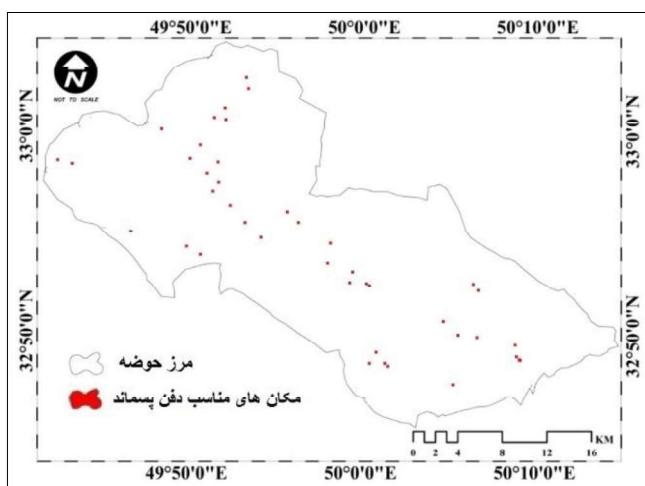
در این پژوهش، در شبیه‌سازی فرایند پهنه‌بندی مکان مناسب دفن پسمند شهری، شبکه پرسپترون چندلایه^۱ با الگوریتم پسانشار^۲ انتخاب شد. شبکه مذکور در محیط MATLAB اجرا شد که در آن امکان تغییر تمامی پارامترهای مربوط به طراحی ساختار مناسب شبکه وجود دارد.تابع غیرخطی سیگموئید^۳ لگاریتمی به منزله تابع تبدیل فعالیت شبکه استفاده شد. مقادیر عوامل مؤثر در پیش‌بینی مکان مناسب دفع پسمندی‌های شهری از جمله فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، لیتوژوئی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شبکه، جهت شبکه، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتفاعی، نقشه همبارش، نقشه سطح آب زیرزمینی و بافت خاک (عوامل لیتوژوئی)، پوشش گیاهی، کاربری اراضی، بافت خاک و جهت شبکه قبل از ورود به شبکه کمی شد) مبنای ورودی و مکان مناسب برای دفن پسمند به منزله تابع هدف (خروجی) در نظر گرفته شد (نمودار ۱).

شهرستان فریدون‌شهر با ارتفاع میانگین ۲۵۰۰ متر از سطح دریا منطقه‌ای کوهستانی است که به صورت زیانه‌ای در میان استان‌های لرستان، خوزستان و چهارمحال و بختیاری واقع شده است. این منطقه در بالاترین بخش‌های حوضه آبریز دو رودخانه بزرگ ایران یعنی زاینده‌رود و کارون واقع است. به طور کلی این شهرستان دارای ۵ دهستان است که عبارت‌اند از: انبار، عشاير، پيشکوه موگويي، پشتکوه موگويي و چشمء لنگان که هر کدام از اين دهستان‌ها شامل تعداد زيادي روستاست.

با توجه به ویژگی‌های هيدرولوژيکي، زمين‌شناسی، انساني و ژئومورفوژوئيكي محدوده مطالعاتي و اهداف طرح ريزى شده، می‌توان گفت که پارامترهای استفاده شده در مکان‌يابي پهنه‌بندی دفن زباله متفاوت است. اين پژوهش مهم‌ترین عوامل مؤثر را مدنظر قرار داده است. بدین‌منظور براساس تفسير تصاویر ماهواره‌اي، عکس‌های هوائي و مطالعات ميداني، ۱۲ عامل اوليه مؤثر در پهنه‌بندی دفن زباله در منطقه شامل ليتوژوي (شکل ۲)، کاربری اراضی (شکل ۶)، شبک (شکل ۳)، جهت شبک (شکل ۱۰)، ارتفاع (شکل ۵)، بارش (شکل ۷)، فاصله از گسل (شکل ۹)، فاصله از جاده (شکل ۱۱)، فاصله از آبراهه (شکل ۸)، فاصله از مناطق مسکونی (شکل ۴)، بافت خاک (شکل ۱۳) و سطح آب زيرزميني (شکل ۱۲) شناسايي شدند. نقشه‌های پایه استفاده شده در این تحقیق عبارت‌اند از: نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، عکس‌های هوائي در مقیاس ۱:۴۰۰۰۰، نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای ETM+. همچنین با استفاده از آمار بارندگي ايستگاه‌های باران‌سنجه، نقشه همباران تهیه شد. نقشه‌های مربوط به عوامل مؤثر ذکر شده در محیط نرم‌افزار ArcGIS10.2 تهیه و برای پردازش آماده شدند. از نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ برای تهیه نقشه مدل رقومی ارتفاعی^۱ با پيكسل‌های ۳۰×۳۰ متر استفاده شد. براساس نقشه رستري مدل رقومی ارتفاعی، نقشه طبقات ارتفاعی، درجه و جهت شبک تهیه شد. با اعمال فرمول گراديان بارندگي



نمودار ۱. ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه



نمودار ۲. نقشه مکان های مناسب دفع پسماند

زمان و جلوگیری از این مشکل فوقبرازشی متغیرهای استفاده شده به سه دسته شامل نظارت بر آموزش، دسته آموزش و دسته صحبت سنگی تقسیم شد. از ۴۲ نمونه پیکسل (نمودار ۲) شامل مناطق مستعد دفن پسماند در شبکه پیشنهادی، ۶۰ درصد از داده ها در آموزش شبکه، ۲۰ درصد به منظور اعتبارسنجی که نرم افزار به منظور کالیبره کردن مدل استفاده می کند و در نهایت ۲۰ درصد باقیمانده به منظور ارزیابی و نتیجه گیری استفاده شد (نوری و همکاران، ۱۳۸۸). برای ورود داده ها در شبکه عصبی از معادله ۱ استفاده شده است.

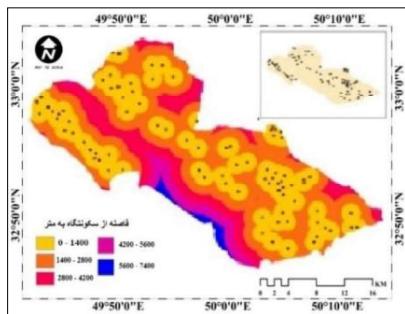
$$F(X_i) = \frac{1}{1+e^{X_i}} \quad (1)$$

در معادله بالا، x_i : داده های استفاده شده در هر مرحله از

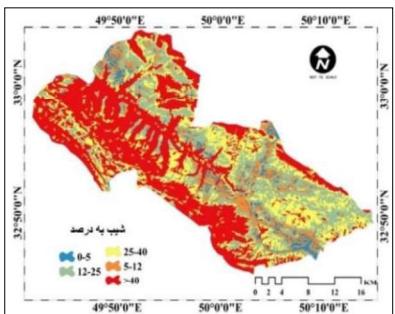
مهمترین موضوع در آموزش پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی، عملکرد تعیین است. پرسپترون چندلایه مانند دیگر روش های تخمینی غیر خطی انعطاف‌پذیر دچار مشکل فوق‌برازش است و در این شرایط خطای بین نتایج آموزش و تست شروع به افزایش می‌کند. برای حل این مشکل، رویکرد آموزش توقف^۱ استفاده می‌شود. در این روش اطلاعات به سه بخش تقسیم می‌شوند. بخش نخست به آموزش شبکه مربوط است، بخش دوم برای متوقف کردن محاسبات وقتی که خطای شروع به افزایش Jalili می‌کند و بخش سوم برای راستی آزمایی شبکه است (Ghazi Zade & Noori, 2008; Huang, et al., 2002; Kiartzis, et al., 1995).

بدین منظور برای صرفه‌جویی در

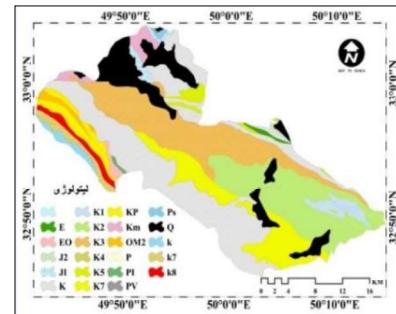
میانگین داده‌ها، X_{max} : مقدار بیشینه و X_{min} : مقدار کمینه است. برای صحبت‌سنگی شبکه از شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطأ^۱، جذر میانگین مربعات خطأ و ضریب همبستگی^۷ استفاده شد (معادلات ۵-۳).



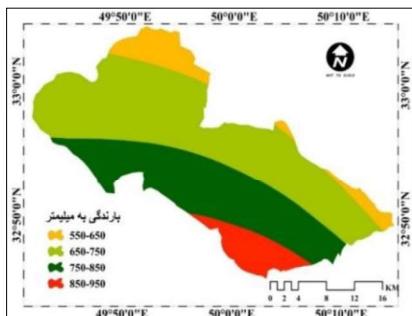
شکل ۴. نقشه فاصله از سکونتگاه



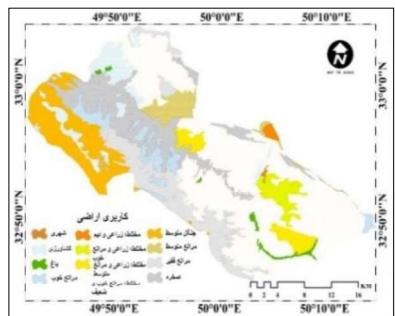
شکل ۳. نقشه شب



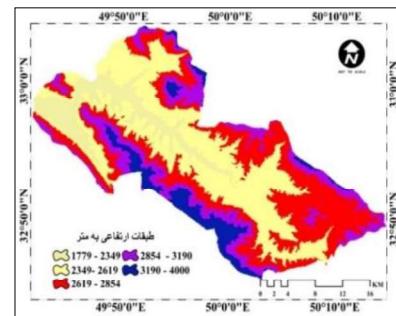
شکل ۲. نقشه لیتوژوژنی



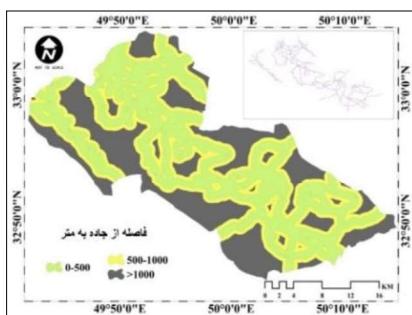
شکل ۷. نقشه همبارش



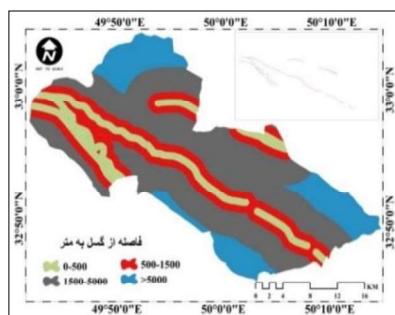
شکل ۶. نقشه کاربری اراضی



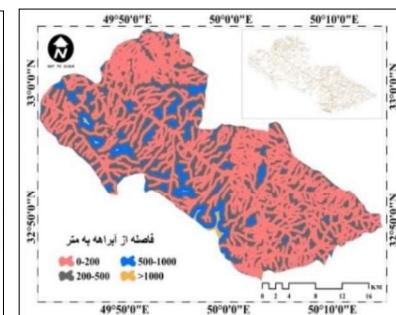
شکل ۵. نقشه طبقات ارتفاعی



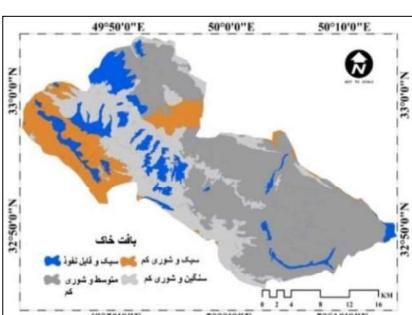
شکل ۱۰. فاصله از جاده



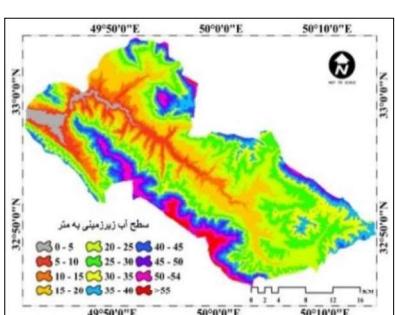
شکل ۹. نقشه فاصله از گسل



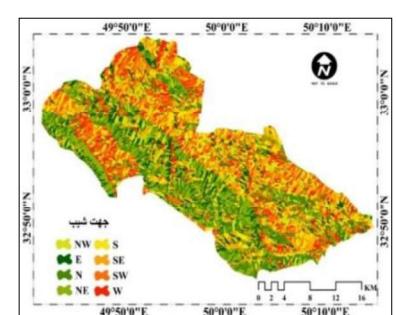
شکل ۸. نقشه فاصله از آبراهه



شکل ۱۳. نقشه بافت خاک



شکل ۱۲. نقشه سطح آب زیرزمینی



شکل ۱۱. نقشه جهت شب

اجرای شبکه است. همچنین، برای استفاده از داده‌ها در شبکه با تابع فعالیت سیگموئیدی لگاریتمی، کلیه داده‌ها قبل از اعمال به شبکه با استفاده از معادله ۲ نرمالیزه شدند:

$$X_n = \frac{X_0 - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

که در آن X_n : مقدار نرمال‌شده، X_0 : ورودی، X_{min}

</

حاصل می شود که شبکه عصبی بهترین پردازش را با کمترین خطا انجام دهد. مطلوب بودن لایه پنهان را می توان با ایجاد رگرسیون خطی بین مقادیر محاسبه شده و اندازه گیری و در قالب شاخص ضریب همبستگی و میزان خطای شبکه ارزیابی کرد. روش های یادگیری شبکه MLP بر پایه الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (BP) است. سه الگوریتم یادگیری بدین منظور وجود دارد (Noori, et al., 2011; Noori, et al., 2010): شبکه با ضریب یادگیری ساده (trainbp)، شبکه با ضریب یادگیری متغیر (trainbp) و شبکه MLP که از روش لونبرگ-مارکوات (trainbp) استفاده می کند. در این پژوهش از الگوریتم (trainlm) به دلیل همگرانشدن و خطای بالا صرف نظر شد، از الگوریتم (trainbp) با وجود آنکه مدت زمان آموزش کمتر است به علت خطای بالا در مرحله آموزش استفاده نشد. با توجه به مواردی که ذکر شد از الگوریتم (trainbp) که تغییرات ضریب یادگیری به صورت دینامیک است استفاده شد (شکل ۱۴). نتایج عملکرد شبکه با استفاده از الگوریتم های بالا در جدول ۱ نشان داده شده است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^N (d_i - y_i)}{N} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (obs-pre)^2}{n}} \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (obs-obs) (pre-pre)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (obs-obs)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (pre-pre)^2}} \quad (5)$$

که در آن d_i : خروجی مطلوب از داده های آم، y_i : خروجی شبکه از داده های آم و N : تعداد داده هاست. obs : میانگین مقادیر مشاهده ای، pre : میانگین مقادیر پیش بینی شده، R : میانگین مقادیر پیش بینی شده از طریق شبکه مدل و N : تعداد کل داده ها در هر مرحله از آزمون های آموزش و آزمایش است. هرچه مقدار RMSE به صفر و مقدار R به یک نزدیک باشد، نشان دهنده نزدیک بودن مقادیر مشاهده و پیش بینی شده به یکدیگر و دقیق تر بودن جواب ها در هر مرحله است (Ho, 2002).

۳. نتایج

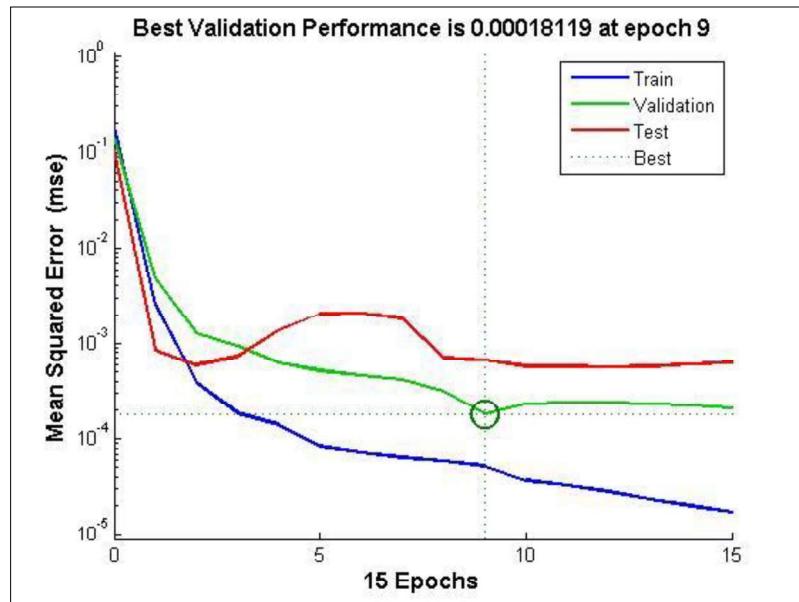
آموزش مدل های شبکه عصبی بر مبنای سعی و خطا پایه ریزی شده است، به طوری که آرایش بهینه شبکه با تغییر تعداد لایه های پنهان و نرون های آن، نوع تابع متحرک الگوریتم آموزشی و تعداد تکرار مرحله آموزش به منظور محاسبه عامل خروجی به دست می آید. مدل بهینه زمانی

جدول ۱. مقایسه نتایج الگوریتم های مختلف شبکه عصبی با ساختار های مختلف

MSE	RMSE	R2	نوع الگوریتم	شماره شبکه	ساختار بهینه	آموزش	آزمون
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آزمون
۰/۹۲۳	۰/۹۱۱	۴/۱۸	۳/۱۲	۰/۸۸۰	۰/۸۸۴	7-3-1	ANN 1
۰/۸۸۲	۰/۸۷۰	۳/۲۳	۲/۱۸	۰/۹۶۱	۰/۹۶۵	7-4-1	ANN 2
۰/۶۲۳	۰/۰۹۲	۲/۹۳	۱/۸۶	۰/۹۷۱	۰/۹۷۲	7-5-1	ANN 3
۰/۲۳۸	۰/۲۱۳	۲/۷۸	۱/۴۲	۰/۹۷۴	۰/۹۷۹	7-6-1	ANN 4
۰/۰۸۲۴	۰/۰۸۱۲	۲/۲۳	۱/۰۸	۰/۹۸۰	۰/۹۸۶	7-7-1	ANN 5
۰/۰۸۱۴	۰/۰۷۲۸	۲/۰۲	۰/۹۱	۰/۹۹۰	۰/۹۹۱	7-8-1	ANN 6
۰/۰۷۱۱	۰/۰۶۱۲	۱/۴۱	۰/۸۹	۰/۹۹۱	۰/۹۹۲	7-9-1	ANN 7
۰/۰۳۸۹	۰/۰۳۳۲	۱/۰۰	۰/۸۲	۰/۹۹۲	۰/۹۹۳	7-10-1	ANN 8
۰/۰۱۹۸	۰/۰۱۲۱	۰/۷۸	۰/۴۸	۰/۹۹۸	۰/۹۹۷	7-11-1	ANN 9
۰/۰۰۸۹	۰/۰۰۸۱	۰/۵۱	۰/۱۱	۰/۹۹۸	۰/۹۹۹	7-12-1	ANN 10

ادامه جدول ۱

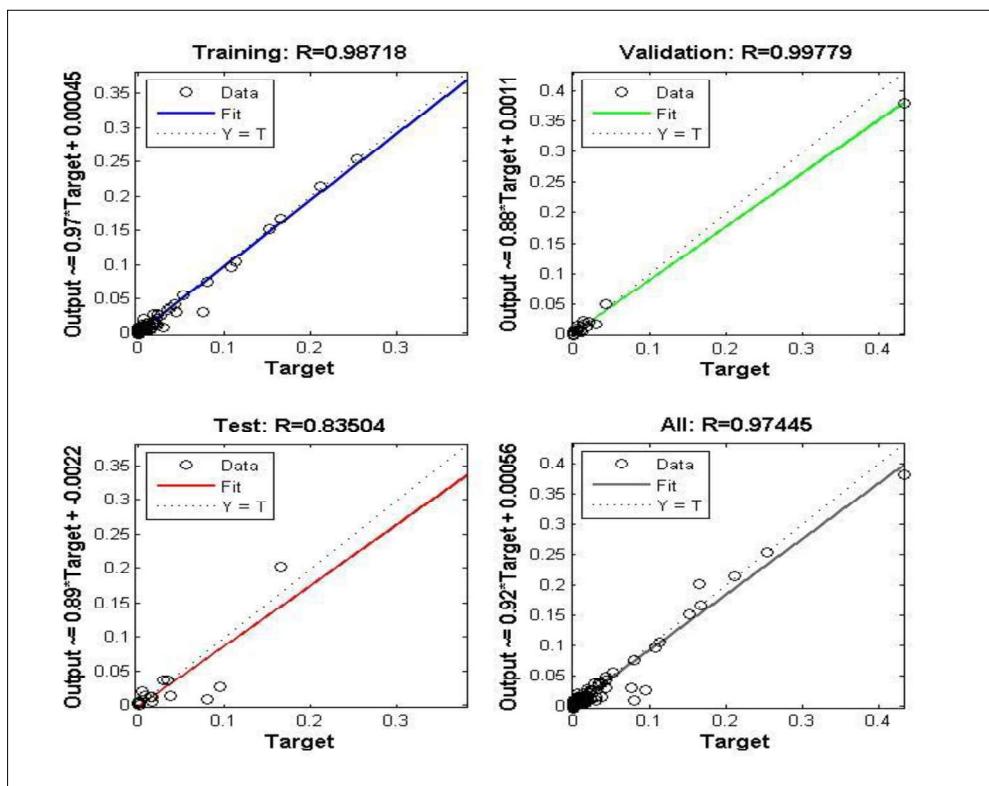
MSE	آزمون	آموزش	RMSE	آزمون	آموزش	R2	آزمون	آموزش	ساختار بهینه	شماره شبکه	نوع الگوریتم
۰/۹۹۱	۰/۹۸۰	۵/۶۱	۴/۲۳	۰/۸۱۹	۰/۸۲۳	۷-۳-۱	۰/۸۲۳	۰/۸۲۳	۷-۳-۱	ANN 1	
۰/۹۶۰	۰/۹۴۳	۵/۰۹	۳/۸۹	۰/۸۶۰	۰/۸۶۸	۷-۴-۱	۰/۸۶۸	۰/۸۶۸	۷-۴-۱	ANN 2	
۰/۹۳۸	۰/۹۲۱	۴/۸۰	۳/۳۱	۰/۸۷۸	۰/۸۸۱	۷-۵-۱	۰/۸۷۸	۰/۸۸۱	۷-۵-۱	ANN 3	
۰/۹۰۱	۰/۸۹۲	۳/۷۸	۲/۶۵	۰/۹۱۸	۰/۹۲۱	۷-۶-۱	۰/۹۱۸	۰/۹۲۱	۷-۶-۱	ANN 4	trainbp
۰/۸۹۴	۰/۸۸۱	۳/۶۳	۲/۴۲	۰/۹۴۰	۰/۹۴۸	۷-۷-۱	۰/۹۴۰	۰/۹۴۸	۷-۷-۱	ANN 5	
۰/۸۹۷	۰/۸۴۳	۳/۴۸	۲/۰۷	۰/۹۶۰	۰/۹۶۳	۷-۸-۱	۰/۹۶۰	۰/۹۶۳	۷-۸-۱	ANN 6	
۰/۸۸۴	۰/۵۸۹	۳/۳۶	۱/۹۸	۰/۹۶۸	۰/۹۷۱	۷-۹-۱	۰/۹۶۸	۰/۹۷۱	۷-۹-۱	ANN 7	
۰/۴۱۹	۰/۳۲۸	۲/۰۶	۱/۷۸	۰/۹۷۱	۰/۹۷۳	۷-۱۰-۱	۰/۹۷۱	۰/۹۷۳	۷-۱۰-۱	ANN 8	
۰/۱۹۷	۰/۱۱۱	۳/۰۱	۱/۳۰	۰/۹۷۸	۰/۹۸۲	۷-۱۱-۱	۰/۹۷۸	۰/۹۸۲	۷-۱۱-۱	ANN 9	
۰/۰۹۶۴	۰/۰۹۱۱	۲/۴۹	۱/۰۹	۰/۹۸۱	۰/۹۸۷	۷-۱۲-۱	۰/۹۸۱	۰/۹۸۷	۷-۱۲-۱	ANN 10	
۰/۹۰۳	۰/۹۴۰	۴/۹۳	۳/۸۰	۰/۸۶۱	۰/۸۶۷	۷-۳-۱	۰/۸۶۱	۰/۸۶۷	۷-۳-۱	ANN 1	
۰/۹۱۴	۰/۸۹۴	۳/۹۱	۲/۸۱	۰/۹۰۲	۰/۹۱۷	۷-۴-۱	۰/۹۰۲	۰/۹۱۷	۷-۴-۱	ANN 2	
۰/۸۹۶	۰/۸۸۵	۳/۷۱	۲/۴۴	۰/۹۳۹	۰/۹۴۶	۷-۵-۱	۰/۹۳۹	۰/۹۴۶	۷-۵-۱	ANN 3	
۰/۸۶۲	۰/۸۴۹	۳/۲۳	۲/۱۱	۰/۹۵۹	۰/۹۶۲	۷-۶-۱	۰/۹۵۹	۰/۹۶۲	۷-۶-۱	ANN 4	trainbp
۰/۳۲۵	۰/۳۱۸	۲/۸۴	۱/۶۸	۰/۹۷۰	۰/۹۷۵	۷-۷-۱	۰/۹۷۰	۰/۹۷۵	۷-۷-۱	ANN 5	
۰/۰۹۹۳	۰/۰۹۵۴	۲/۸۱	۱/۱۰	۰/۹۸۱	۰/۹۸۴	۷-۸-۱	۰/۹۸۱	۰/۹۸۴	۷-۸-۱	ANN 6	
۰/۰۹۹۲	۰/۰۹۰۹	۲/۵۱	۱/۱۱	۰/۹۸۵	۰/۹۸۷	۷-۹-۱	۰/۹۸۵	۰/۹۸۷	۷-۹-۱	ANN 7	
۰/۰۶۸۷	۰/۰۶۱۲	۲/۳۷	۱/۰۹	۰/۹۸۷	۰/۹۸۸	۷-۱۰-۱	۰/۹۸۷	۰/۹۸۸	۷-۱۰-۱	ANN 8	
۰/۰۴۳۱	۰/۰۴۲۱	۰/۹۴	۰/۸۵	۰/۹۹۲	۰/۹۹۴	۷-۱۱-۱	۰/۹۹۲	۰/۹۹۴	۷-۱۱-۱	ANN 9	
۰/۰۱۹۹	۰/۰۱۳۲	۰/۷۵	۰/۰۱	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۷-۱۲-۱	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	۷-۱۲-۱	ANN 10	



شکل ۱۴. برازش تعداد دفعات تکرار در شبکه عصبی

یافت. همچنین، مقدار مومنتم نیز $0/97$ در نظر گرفته شد. مطلبی که در کار با شبکه عصبی از اهمیت بالایی برخوردار است، جلوگیری از یادگیری بیش از حد شبکه است، زیرا در این حالت شبکه به جای یادگیری و درک روابط بین پارامترها شروع به از برکردن اطلاعات می‌کند (Gomez, et al, 2002). برای جلوگیری از این خطأ باستی در تکرارهای مشخصی شبکه را با اطلاعات دیگری آزمایش کرد. در اینجا باید با کاهش میزان خطأ در مرحله آموزش، میزان خطأ در مرحله آزمایش نیز کاهش یابد. با بررسی پاسخهای خروجی شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش، مشخص شد که شبکه عصبی ایجاد شده قادر است براساس پارامترهای ورودی با دقت $0/99$ مقادیر پهنگندی برای هر یک از پیکسل‌های تخمین بزند (شکل ۱۵).

شبکه پیشنهادی در این پژوهش با استفاده از توابع آموزش مختلف و تعداد لایه‌ها و نرون‌های مختلف با استفاده از آزمایش و خطأ انتخاب شد. نتایج جدول ۱ بیانگر این است که با افزایش تعداد لایه‌های اطلاعاتی میزان توانایی شبکه برای پهنگندی افزایش می‌یابد، به گونه‌ای که با افزایش تعداد این عوامل از 3 به 12 عامل میزان R^2 از $0/884$ به $0/999$ افزایش و مقدار RMSE از $3/12$ به $0/11$ کاهش یافت. میزان MSE نیز به میزان قابل توجهی کاهش یافت. بنابراین، در این پژوهش لایه ورودی 12 نرون دارد که بیانگر تعداد عوامل مؤثر است و لایه میانی شامل 7 نرون است که تعداد آن از طریق آزمون سعی و خطأ تعیین شد و لایه خروجی شامل یک نرون است که خروجی بین صفر و یک تولید می‌کند. ضریب یادگیری که میزان تغییر وزن‌ها را در کنترل دارد، از $0/1$ تا $0/8$ بررسی شد و با $0/5$ شبکه به بهترین یادگیری دست



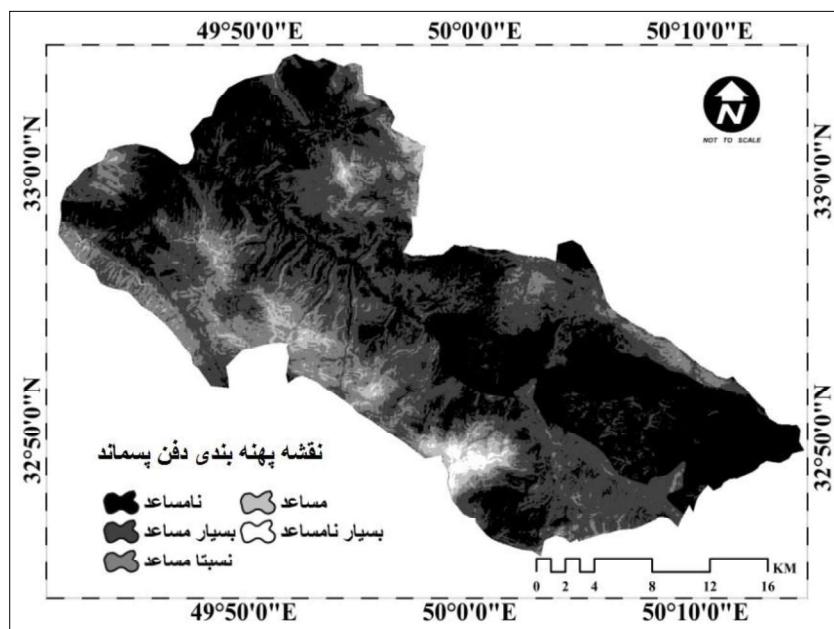
شکل ۱۵. ضریب همبستگی در مراحل آموزش، صحبت‌سنگی، آزمایش و شرکت کلیه داده‌ها در شبکه

شبکه، کل منطقه که مشتمل بر ۹۶۸۹۷ پیکسل بود در اختیار شبکه قرار گرفت. خروجی ای که از این شبکه به دست می‌آید بین صفر و یک قرار دارد. این بازده به ۵ گروه با اختلاف ۰/۲ تقسیم شد. نتیجه این تقسیم‌بندی مشخص شدن ۵ منطقه از خیلی مساعد تا خیلی نامساعد است (شکل ۱۶ و جدول ۲).

بعد از مشخص کردن ساختار اصلی شبکه عصبی با ۱۲ لایه ورودی و ۷ لایه پنهان و فراهم‌آوردن اطلاعات موردنیاز برای آموزش شبکه اصلی، همچنین رسیدن به خطای قابل قبول، شبکه آماده شده است تا تحلیل مناطقی را که قبلًا با آن مواجه نشده است انجام دهد. بدین‌منظور با در دست داشتن وزن مرحله‌پایانی مربوط به آموزش

جدول ۲. مقادیر و پهنه‌های دفن پسماند

مبناي تقسيم‌بندی	۰/۲-۰	نامساعد	بسیار نامساعد	نسبتاً مساعد	مساعد	۰/۸-۰/۶	۱-۰/۸
کلام پهنه	۰	۳۸	۱۲/۶	۷/۲	مساعد	۰/۸-۰/۶	۱-۰/۸
درصد پهنه	۵	۳۸	۱۲/۶	۷/۲	بسیار مساعد	۰/۶-۰/۴	۰/۴-۰/۲
مساحت پهنه به هکتار	۳۸۸۲/۳	۲۹۵۰/۵۴۸	۹۷۸۲/۳۹	۰۵۹۰/۰۱	۲۸۸۸۴/۳۱	۳۷/۲	۳۷/۲



شکل ۱۶. نقشه پهنه‌بندی دفن پسماند

برای این مهم از ضروریات طرح‌های توسعه شهری برای نیل به توسعه پایدار است (پوراحمد و همکاران، ۱۳۸۶). از چالش‌انگیزترین بخش‌های سیستم مدیریت پسماند، انتخاب مکان مناسب دفع پسماند است. آلودگی پسماند جامد، همانند دیگر مشکلات محیطی مشکل جدی در فریدون‌شهر قلمداد می‌شود. طی چند دهه اخیر، منطقه مورد مطالعه افزایش قابل ملاحظه تولید پسماند جامد را

۴. بحث و نتیجه‌گیری

یکی از مشکلات عدمه جوامع انسانی، تولید انواع مواد جامد در کیفیت‌ها و کمیت‌های مختلف و دفع آن‌هاست. بنابراین، امروزه چگونگی دفع و معادومسازی آن به دغدغه محیط‌زیست شهری تبدیل شده است. مکان‌یابی و مدیریت صحیح محل دفن زباله به منزله یکی از ارکان رسمی توسعه پایدار محسوب می‌شود، به طوری که یافتن محل مناسب

که اهمیت دوم را در مطالعه خود به این مورد اختصاص داد. Azizi و همکاران (۲۰۰۸) در مطالعه خود در مالزی، لایه کاربری اراضی را به منزله مهم‌ترین لایه در کار خود انتخاب کردند. Nishanth و همکاران (۲۰۱۰) در امریکا فاکتورهای بسیاری را در کار خود در نظر گرفتند و آن‌ها را به طبقات مختلفی تقسیم کردند. آن‌ها لایه فاصله از سکونتگاه را به منزله مهم‌ترین پارامتر در انتخاب مکان دفن زباله معرفی کردند. Cao و همکاران (۲۰۰۶) نیز در چین، در مطالعه‌ای تحت عنوان انتخاب بهترین مکان دفن زباله، فاصله از مناطق مسکونی را به منزله مهم‌ترین فاکتور در تعیین مکان دفن در نظر گرفتند. در این پژوهش پس از تعیین بهترین ساختار شبکه نقشه پهن‌بندی بهترین مکان برای دفن پسماندهای شهری با استفاده از ۱۲ لایه ورودی در ۵ کلاس تهیه شد. Sehnaz و همکاران (۲۰۱۰) در ترکیه با استفاده از ۹ لایه اطلاعاتی مکان مناسب برای دفن زباله را تعیین و در نهایت با استفاده از این اطلاعات منطقه مورد مطالعه را به ۴ طبقه مناسب، متوسط، نامناسب و خیلی نامناسب طبقه‌بندی کردند. نتایج نشان داد که درصد (۲۸۸۸۴/۳۱) هکتار) از مساحت حوضه برای دفن پسماند بسیار مساعد، ۷/۲ درصد (۵۵۹۰/۵۱) هکتار) مساعد، ۱۲/۶ درصد (۹۷۸۳/۳۹) هکتار) نسبتاً مساعد، ۳۸ درصد (۲۹۵۰/۴۸) هکتار) نامساعد و ۵ درصد (۳۸۸۲/۳) هکتار) بسیار نامساعد است. نتایج این پژوهش می‌تواند برای مدیریت بهینه پسماندهای شهری از سوی مدیران و مسئولان شهری استفاده شود.

یادداشت‌ها

1. Digital elevation mode
2. Multi Layers Perceptron
3. Feed-Forward Backpropagation
4. Sigmoid
5. Mean Squared Normalized Error (MSE)
6. Root Mean Square (RMSE)
7. Random Error (R2)
8. Observed
9. Predicted

تجربه کرده که به طور نامطلوبی روی محیط طبیعی آن تأثیر گذاشته و مشکلات زیبایی‌شناختی، بهداشتی، اقتصادی، اجتماعی و محیطی را ایجاد کرده است. تحقیق حاضر با هدف توسعه و ارزیابی کارایی مدل پرسپترون چندلایه در انتخاب بهترین مکان برای دفع پسماندهای شهری با استفاده از پارامترهای مؤثر در انتخاب مکان دفع پسماند انجام شد. مقایسه شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطأ، جذر میانگین مربعات خطأ و ضریب همبستگی در میان الگوریتم‌های یادگیری پس انتشار خطأ نشان داد که الگوریتم trainlm بهترین کارایی را داشته است. همچنین، نتایج نشان داد که با حذف یک یا چند متغیر ورودی مؤثر در انتخاب مکان مناسب برای دفع پسماندهای شهری تغییراتی در دقت مدل به وجود می‌آید. فاکتورهای بسیار زیادی در مکان‌یابی دفن زباله می‌تواند مؤثر باشد، اما با توجه به خصوصیات منطقه باید فاکتورهای مناسب تشخیص داده و استفاده شود (& Road, 2005). با توجه به ابزار توانمند GIS در تجزیه و تحلیل داده‌ها، با توانایی ایجاد بانک اطلاعاتی مناسب و مؤثر از مناطق موردنظر و توانایی اعمال مدل‌های دلخواه با قابلیت بهروزرسانی اطلاعات و فاکتورهای موردنیاز، می‌توان فاکتورهای مختلفی را در مکان‌یابی دفن زباله موردنظر قرار داد، اما وزن‌دهی و اولویت‌بندی این فاکتورها نیز از اهمیت بالایی برخوردار است (حیدرزاده، ۱۳۸۲). نتایج نشان داد که با حذف فاصله از جاده، کاربری اراضی و فاصله از سکونتگاه تغییرات شدیدی در ضریب همبستگی ایجاد می‌شود و ضریب همبستگی را کاهش می‌دهد و میزان MSE و RMSE نیز افزایش می‌یابد، به عبارت دیگر این سه عامل بیشترین تأثیر را در انتخاب مکان مناسب دفن زباله داشته‌اند. نتایج این پژوهش با نتایج اکبری، Azizi و Cao (۲۰۰۶) مطابقت دارد. اکبری (۱۳۸۹) با استفاده از روش AHP پیشنهاد کرد که شبکه دسترسی یا همان جاده‌های اصلی و فرعی دارای اهمیت بالایی در انتخاب مکان مناسب دفن زباله است، به طوری

منابع

- اکبری، د. ۱۳۸۹. «تعیین محل‌های مناسب جهت تخلیه زباله با استفاده از سیستم اطلاعات مکانی»، اولین کنفرانس ملی ژئوماتیک نوین در خدمت جامعه، چکیده مقالات اولین کنفرانس ملی ژئوماتیک نوین در خدمت جامعه، تهران.
- پوراحمد، ا.، حبیبی، ک.، زهراei، م.، نظری عدلی، س. ۱۳۸۶. «استفاده از الگوریتم فازی و GIS برای مکان‌یابی تجهیزات شهری (مطالعه موردی: شهرستان بابلسر)»، مجله محیط‌شناسی، سال سی و سوم، شماره ۴۲، صص ۴۲-۳۱.
- حیدرزاده، ن. ۱۳۸۲. «معیارها و ضوابط محل دفن مواد زائد جامد»، سازمان شهرداری‌ها و دهداری‌ها، ۷۰ صفحه.
- عبدلی، م.ع.، نوری، ر.ا.، جلیلی، م.، صالحیان، ا. ۱۳۸۶. «پیش‌بینی زباله‌های تولیدی تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چندمتغیره»، مجله مدیریت پسماندها، شماره ۸، صص ۳۸-۴۴.
- عشورنژاد، غ.، طاهری، م.، عباسپور، ر.ع. ۱۳۹۲. «به کارگیری فرایند تحلیل شبکه‌ای فازی (Fuzzy ANP) در شناسایی مکان بهینه ایستگاه‌های انتقال پسماند در شهرستان اصفهان»، مجله محیط‌شناسی، شماره ۳، صص ۱۷۷-۱۶۵.
- نوری، ر.ا.، عبدالی، م.ع.، فرخنیا، ا.، قائمی، ا. ۱۳۸۸. «پیش‌بینی هفتگی زباله تولیدی با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی و تبدیل موجک»، مجله محیط‌شناسی، شماره ۴۹، صص ۳۰-۲۵.
- Allen, A.R., Dillon, A.M. and Brien, O. M . 1997. Approaches to landfill site selection in Ireland. Engineering Geology and the Environment. Balkema. Rotterdam, 1569-1574.
- Azizi, M.D., Zurina, W.W.J., Kev, M. O. and Wan Muhd, A.W. 2008. How GIS can be a useful tool to deal with landfill site selection. International Symposium on Geo informatics for spatial infrastructure. Develop in earth and Allied sciences.
- Ball, J.M., and Road, L. 2005. Landfill site selection. Tenth International Waste Management and landfill symposiums. 1250 -1261.
- Cao, l., yunhuan, C.H., Jingzhang Xiao, z. and Cui, x. 2006. Application of Gray situation Decision Making Theory in site selection of a waste sanitary landfill, china of university of mining and technology16, 393 -398.
- Chandak, S. 2010. Community-based Waste Management and Composting for Climate/Co-benefits – Case of Bangladesh (2d) presented at the International Consultative Meeting on expanding Waste Management Services in Developing Countries, 18-19.
- Chalmin, P. and Gaillochet, C. 2009. From Waste to Resource, An Abstract of World Waste Survey, Cylope, Veolia Environmental Services, Edition Economica,France.
- Gomez, H., Kavzoglu, T. and Mather, P. 2002. Artificial neural network application in landslide hazard zonation in the Venezuelan Andes. Abstracts of 15th International Conference on Geomorphology, Tokyo, Japan, 23–28.
- Ho, S.L., Min, X. and Thong Ngee, G. 2002. A comparative study of neural network and Box-Jenkins ARIMA modeling in time series prediction, Computers and Industrial Engineering, 371-375.
- Huang, H.G., Hwang, R.C. and Hsieh, J.G. 2002. A new artificial intelligent peak power load forecaster based on non-fixed neural networks. Electrical Power Energy Syst 24, 245–250.
- Jalili Ghazi Zade, M. and Noori, R. 2008. Prediction of Municipal Solid Waste Generation by Use of Artificial Neural Network: A Case Study of Mashhad. Int. J. Environ. Res 2 (1), 13-22.
- Kiartzis, S.K., Bakirtzis, A.G. and Petridis, V. 1995. Short-term load forecasting using neural networks. Electric Power Syst Res33, 1-6.
- Komilis, D.P., Ham, R.K. and Stedman, R. 1999. The effect of municipal solid waste pretreatment on landfill behavior: a literature review. Waste Management and Research17, 10–19.
- Kuo, J., Chi, C. and Kao, S.A. 2002. decision support system for selecting convenience store location through integration of Fuzzy- AHP and artificial neural network. Computers in Industry47, 199-214.

- Kontos, T., Komilis, P. and Halvadakis, P. 2005. Siting MSW landfills with a spatial multiple criteria analysis methodology. *Waste Management* 25, 818-832.
- Mutluturk, M., and Karaguzel, R. 2007. The landfill area quality (LAQ) classification approach and its application in Isparta, Turkey. *Environmental and Engineering Geosciences* 13, 229 –240.
- Nas, B., Cay, T. and Fatih, I. 2010. Selection of MSW landfill site for Konya, Turkey using GIS and multi-criteria evaluation. *Environ Monit Assess* 160, 491-500.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Ameri Ghasrodashti, A. and Jalili Ghazizade, M. 2008. Prediction of Municipal Solid Waste Generation with Combination of Support Vector Machine and Principal Component Analysis: A Case Study of Mashhad, *Environmental Progress & Sustainable Energy* 2, 249-258.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Jalili Ghazizade, M. and Samieifard, R. 2009. Comparison of Neural Network and Principal Component-Regression Analysis to Predict the Solid Waste Generation in Tehran, *Iranian Journal of Public Health* 38, 74-84.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Farokhnia, A. and Abbasi, M. 2009. Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network, *Expert Systems with Applications* 6, 9991-9999.
- Noori, R., Karbassi, A. and Sabahi, M.S. 2010. Evaluation of PCA and Gamma test techniques on ANN operation for weekly solid waste prediction, *Journal of Environmental Management*, 767-771.
- Noori, R., Khakpour, A., Omidvar, B. and Farokhnia, A. 2010. Comparison of ANN and principal component analysis-multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistic, *Expert Systems with Applications* 37, 5856-5862.
- Noori, R., Karbassi, A., Mehdizadeh, H., Vasali-Naseh, M. and Sabahi, M.S. 2011. A Framework Development for Predicting the Longitudinal Dispersion Coefficient in Natural Streams using an Neural Network, *Environmental Progress and Sustainable Energy* 3, 439- 447.
- Nishanth,T., Prakash, M.N. and Vijith, H. 2010. Suitable site determination for solid waste disposal using GIS and RS techniques in India, *international journal of geometrics and geosciences*. 197 -210
- Reilly, D.L., and Cooper, L.N. 1990. An overview of neural networks: early models to real world systems. In: Zornetzer, S.F., Davis, J.L., Lau, C. (Eds.), *An Introduction to Neural and Electronic Networks*. Academic Press, New York, 227–248.
- Sener, S., Sener, E. and Karagüzel, R. 2010. Solid Waste Disposal Site Selection with GIS and AHP Methodology: A Case Study in Senirkent-Uluborlu (Isparta) Basin, Turkey, *Journal of Environmental Monitoring Assessment* 10, 1010-1023.
- Sehnaz, S., Erhan, S., Bilghan, N. and Remzi, K. 2010. Combining AHP with GIS for landfill site selection. *Waste management* 30, 2037-2041.
- Sharda, R. 1994. Neural networks for the MS / OR analyst: An application bibliography. *Interfaces* 24 , 116–130.