

کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) در مکان‌یابی دفن پسماند جامد شهری با تأکید بر خصوصیات هیدروژئومورفیک (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. اسناددار مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان

۳. اسناددار 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 وسعت زیاد منطقه مورد مطالعه، روش‌های سنتی برای مکان‌یابی بسیار وقت‌گیر، هزینه‌بر و کم‌دقت است. بدین‌منظور، در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم آموزش لورنبرگ-مارکویت استفاده شد. تابع سیگموئید لگاریتمی به‌منزله 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، لیتولوژی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شیب جهت شیب، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتقاعی، بافت خاک، سطح آب زیرزمینی و نقشه همبارش، ۷ لایه پنهان و یک لایه خروجی که نقشه پهنه‌بندی را نشان می‌دهد انجام شد. برای صحت‌سنجی مدل از شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا 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 پسماند 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 پسماند 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 پسماندهای شهری شکل گرفته است به گونه‌ای که Noori و 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 پیش‌بینی تولید مواد جامد با استفاده از مدل‌های WT-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 کرده‌اند 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 پسماند جامد در شهرستان

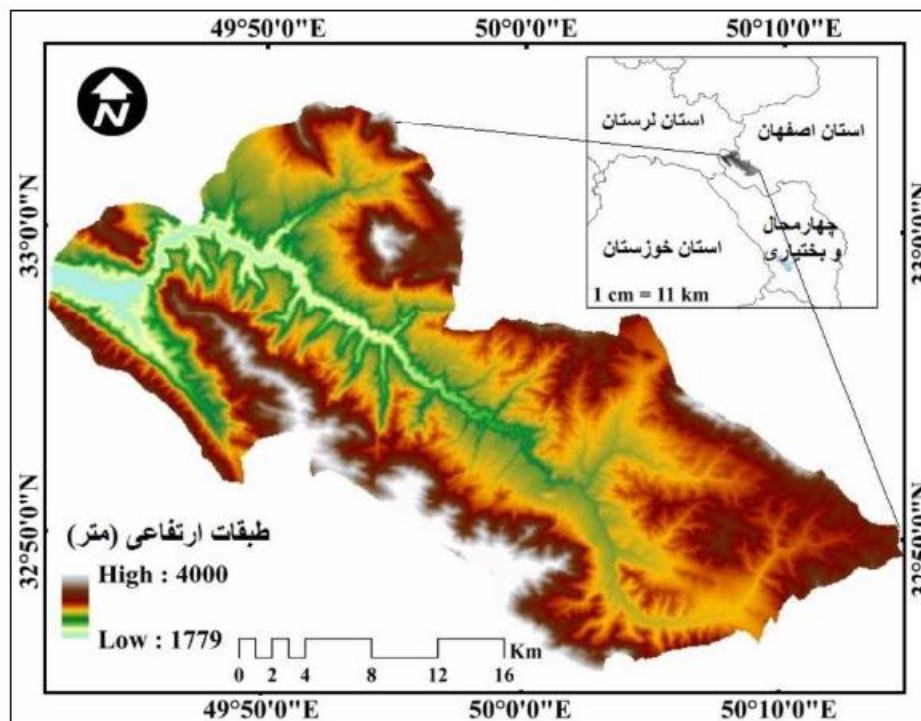
زائد جمع‌آوری شده از طریق دفن کنترل‌نشده دفع و ۱۵ درصد بازیافت غیراصولی و خطرناک می‌شوند (Chandak, 2010). مواد زائد جامد شهری نتیجه طبیعی فعالیت‌های انسانی است و اگر از سیستم مدیریت مناسب برای این مشکل استفاده نشود ممکن است به آلودگی محیطی و به خطر انداختن سلامتی انسان‌ها منجر شود (Noori, et al., 2008). مکان‌یابی محل دفن پسماند در مناطق شهری به دلیل تأثیر روی اقتصاد، آلودگی و سلامت محیط‌زیست از مهم‌ترین مسائل در برنامه‌ریزی محیط‌زیست است (Sener, 2010). از این رو مدیریت صحیح و دفع اصولی پسماندها، اصلی‌ترین نگرش در جهان، به خصوص در کشورهای توسعه‌یافته است (Kontos, et al., 2005). دفن بهداشتی پسماند 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 پسماند است (Kuo, et al., 2002). شرایط حاکم بر کشور و به‌ویژه حاکم بر شهرستان فریدون‌شهر (فقدان دانش و تکنولوژی قوی در خصوص مسئله پسماند به دلایل مختلف از جمله نویابودن مراکز علمی و تکنولوژی در این زمینه، وجود آلودگی‌های زیست‌محیطی و سیستم‌های مدیریت پسماند نوباً با هزینه‌های اقتصادی و زیست‌محیطی بالا) در کنار پیچیدگی‌هایی که به طور معمول در مطالعات سیستم‌های مدیریت پسماند وجود دارد مسئله تصمیم‌گیری برای انتخاب مکان بهینه دفن پسماند را بیش از پیش دشوار می‌کند. حل این مشکل مستلزم طی فرایند منسجم و علمی به منظور اتخاذ تصمیمی درست و مبتنی بر اصول علمی است. چنین فرایندی مستلزم ساختاردهی مسئله در یک قالب روشن است که از یک سو کلیه فاکتورها و معیارهای دخیل در تصمیم‌گیری را به نحو شایسته‌ای دربرگیرد و از سوی دیگر امکان قضاوت‌های آگاهانه و به دور از سردرگم شدن در اتبوه 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، لیتولوژی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شیب، جهت شیب، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتفاعی، سطح آب زیرزمینی، بافت خاک و نقشه همپاراش بهترین مکان برای دفن پسماندهای شهری پیش‌بینی شود.

۲. مواد و روش بررسی

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 تکنیک‌های تست گاما و PCA برای پیش‌بینی مواد زاید جامد هفتگی را ارزیابی کردند و به این نتیجه رسیدند که PCA-ANN و GT-ANN نسبت به مدل ANN برای پیش‌بینی مواد جامد هفتگی دارای نتایج بهتری هستند. عبدلی 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



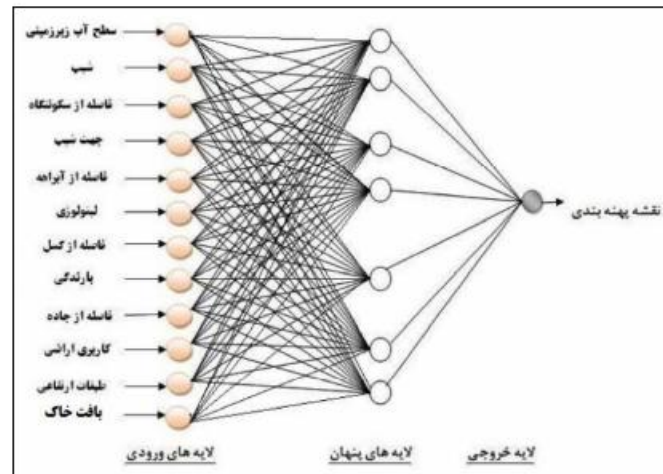
شکل ۱. موقعیت ریاضی منطقه مورد مطالعه

منطقه بر مدل رقومی ارتفاعی، نقشه طبقات بارش منطقه تهیه شد. برای تهیه نقشه فاصله از گسل از داده‌های ماهواره‌ای ETM+2002 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 تصحیح‌شده لندست ETM+ و بازدید صحرایی 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.

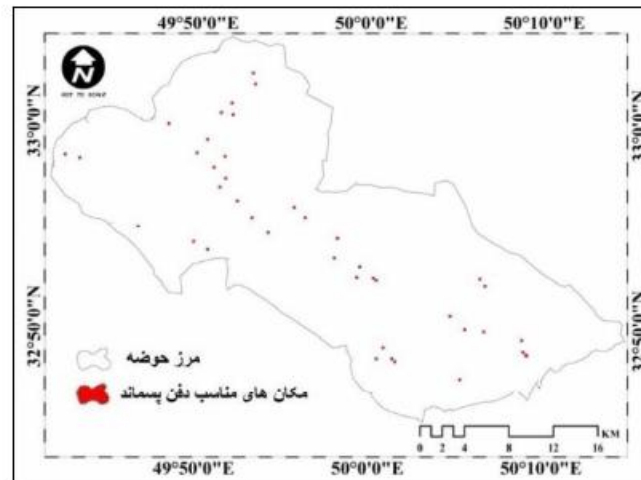
در این پژوهش، در شبیه‌سازی فرایند پهنه‌بندی مکان مناسب دفن پسماند شهری، شبکه پرسپترون چندلایه^۲ با الگوریتم پس‌انتشار^۳ انتخاب شد. شبکه مذکور در محیط MATLAB اجرا شد که در آن امکان تغییر تمامی پارامترهای مربوط به طراحی ساختار مناسب شبکه وجود دارد. تابع غیرخطی سیگموئید^۴ لگاریتمی به‌منزله تابع تبدیل فعالیت شبکه استفاده شد. مقادیر عوامل مؤثر در پیش‌بینی مکان مناسب دفع پسماندهای شهری از جمله فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، لیتولوژی، پوشش گیاهی و کاربری اراضی، شیب، جهت شیب، فاصله از سکونتگاه، طبقات ارتفاعی، نقشه همبارش، نقشه سطح آب زیرزمینی و بافت خاک (عوامل لیتولوژی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی، بافت خاک و جهت شیب قبل از ورود به شبکه کمی شد) مبنای ورودی و مکان مناسب برای دفن پسماند به‌منزله 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، عشایر، پیشکوه موگویی، پشتکوه موگویی و چشمه‌لنگان که هر کدام از این دهستان‌ها شامل تعداد زیادی روستاست.

با توجه به ویژگی‌های هیدروژئولوژیکی، زمین‌شناسی، انسانی و ژئومورفولوژیکی محدوده مطالعاتی و اهداف طرح‌ریزی شده، می‌توان گفت که پارامترهای استفاده‌شده در مکان‌یابی پهنه‌بندی دفن زیانه متفاوت است. این پژوهش مهم‌ترین عوامل مؤثر را مدنظر قرار داده است. بدین‌منظور براساس تفسیر تصاویر ماهواره‌ای، عکس‌های هوایی و مطالعات میدانی، ۱۲ عامل اولیه مؤثر در پهنه‌بندی دفن زیانه در منطقه شامل لیتولوژی (شکل ۲)، کاربری اراضی (شکل ۶)، شیب (شکل ۳)، جهت شیب (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 زیرزمینی (شکل ۱۲) شناسایی شدند. نقشه‌های پایه استفاده‌شده در این تحقیق عبارت‌اند از: نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ عکس‌های هوایی در مقیاس ۱:۴۰۰۰۰، نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای ETM+ همچنین با استفاده از آمار بارندگی ایستگاه‌های باران‌سنجی، نقشه همباران تهیه شد. نقشه‌های مربوط به عوامل مؤثر ذکرشده در محیط نرم‌افزار ArcGIS10.2 تهیه و برای پردازش آماده شدند. از نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ برای تهیه نقشه مدل رقومی ارتفاعی^۱ با پیکسل‌های ۳۰×۳۰ متر استفاده شد. براساس نقشه رستری مدل رقومی ارتفاعی، نقشه طبقات ارتفاعی، درجه و جهت شیب تهیه شد. با اعمال فرمول گرادیمان بارندگی



نمودار ۱. ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه



نمودار ۲. نقشه مکان‌های مناسب دفع پسماند

زمان و جلوگیری از این مشکل فوق‌برآزشی متغیرهای استفاده‌شده به سه دسته شامل نظارت بر آموزش، دسته آموزش و دسته صحت‌سنجی تقسیم شد. از ۲۲ نمونه پیکسل (نمودار ۲) شامل مناطق مستعد دفن پسماند در شبکه پیشنهادی، ۶۰ درصد از داده‌ها در آموزش شبکه، ۲۰ درصد به منظور اعتبارسنجی که نرم‌افزار به منظور کالیبره کردن مدل استفاده می‌کند و در نهایت ۲۰ درصد باقیمانده به منظور ارزیابی و نتیجه‌گیری استفاده شد (نوری و همکاران، ۱۳۸۸). برای ورود داده‌ها 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 داده‌های استفاده‌شده در هر مرحله از

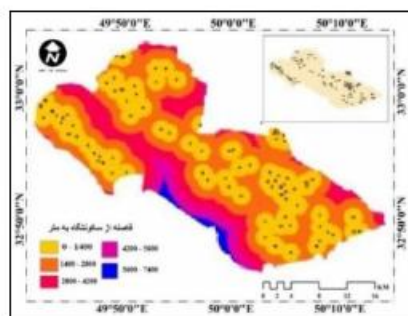
مهم‌ترین موضوع در آموزش پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی، عملکرد تعمیم است. پرسپترون چندلایه مانند دیگر روش‌های تخمینی غیرخطی انعطاف‌پذیر دچار مشکل فوق‌برآزش است و در این شرایط خطای بین نتایج آموزش و تست شروع به افزایش می‌کند. برای حل این مشکل، رویکرد آموزش توقف^۱ استفاده می‌شود. در این روش اطلاعات به سه بخش تقسیم می‌شوند. بخش نخست به آموزش شبکه مربوط است، بخش دوم برای متوقف کردن محاسبات وقتی که خطا شروع به افزایش می‌کند و بخش سوم برای راستی‌آزمایی شبکه است (Jalili Ghazi Zade & Noori, 2008; Huang, et al., 2002; Kiarizis, et al., 1995). بدین منظور برای صرفه‌جویی در

میانگین داده‌ها، X_{max} مقدار بیشینه و X_{min} مقدار کمینه است. برای صحت‌سنجی شبکه از شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطا^۵، جلدر میانگین مربعات خطا^۶ ضریب همبستگی^۷ استفاده شد (معادلات ۳-۵).

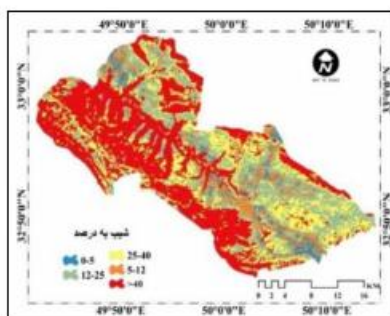
اجرای شبکه است. همچنین، برای استفاده از داده‌ها در شبکه با تابع فعالیت سیگموئیدی لگاریتمی، کلیه داده‌ها قبل از اعمال به شبکه با استفاده از معادله ۲ نرمالیزه شدند:

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

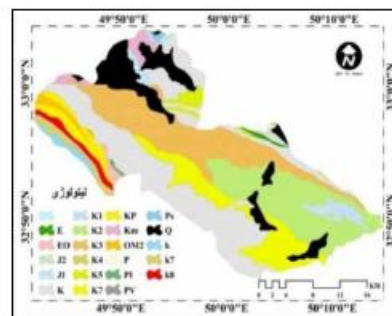
که در آن X_n مقدار نرمال‌شده، X_0 ورودی، و X_{min}



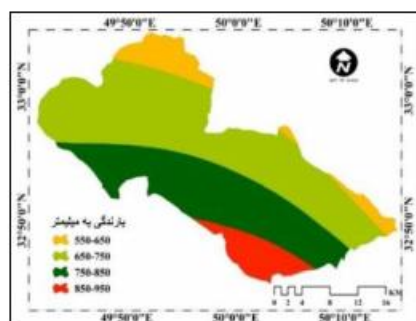
شکل ۴. نقشه فاصله از سکونتگاه



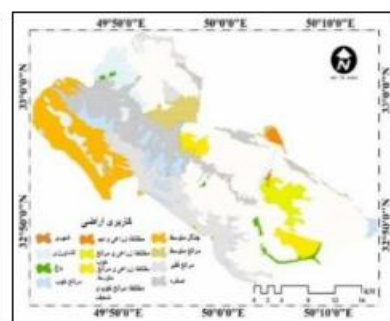
شکل ۳. نقشه شیب



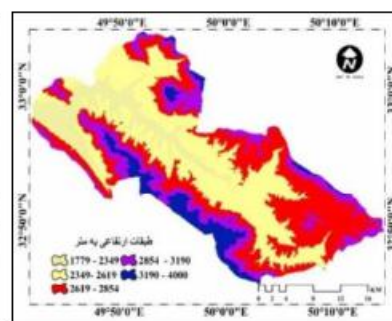
شکل ۲. نقشه لیتولوژی



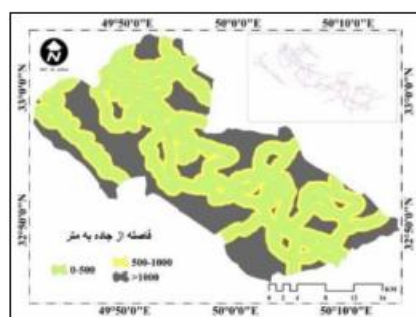
شکل ۷. نقشه همبارش



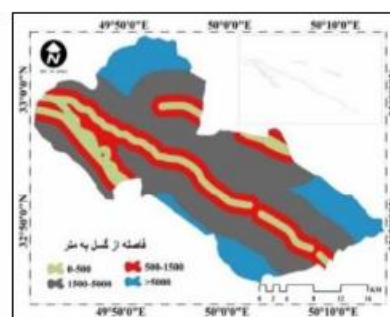
شکل ۶. نقشه کاربری اراضی



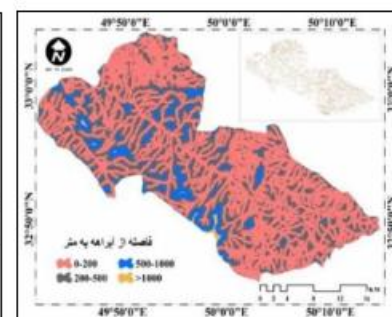
شکل ۸. نقشه طبقات ارتفاعی



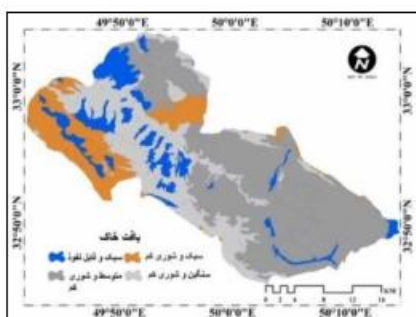
شکل ۱۰. فاصله از چاه



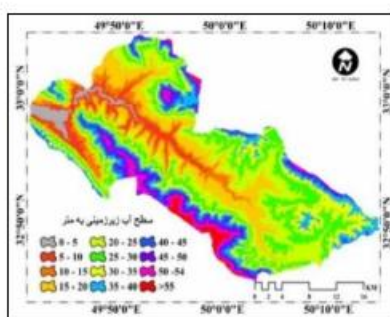
شکل ۹. نقشه فاصله از گسل



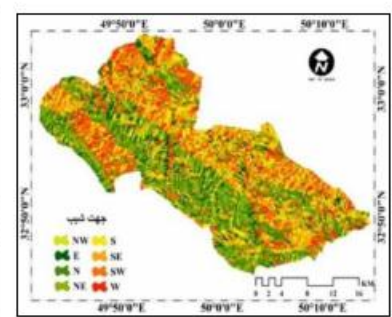
شکل ۸. نقشه فاصله از ابراهه



شکل ۱۳. نقشه بافت خاک



شکل ۱۲. نقشه سطح آب زیرزمینی



شکل ۱۱. نقشه جهت شیب

حاصل می‌شود که شبکه عصبی بهترین پردازش را با کمترین خطا انجام دهد. مطلوب بودن لایه پنهان را می‌توان با ایجاد رگرسیون خطی بین مقادیر محاسبه شده و اندازه‌گیری و در قالب شاخص ضریب همبستگی و میزان خطای شبکه ارزیابی کرد. روش‌های یادگیری شبکه MLP بر پایه الگوریتم یادگیری پس‌انتشار 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 (trainbpx) و شبکه MLP که از روش لونیبرگ-مارکوات (trainlm) استفاده می‌کند. در این پژوهش از الگوریتم (trainbp) به دلیل همگرانشدن و خطای بالا صرف‌نظر شد، از الگوریتم (trainbpx) 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 (trainbpx) که تغییرات ضریب یادگیری به صورت دینامیک است استفاده شد (شکل ۱۴). نتایج عملکرد شبکه با استفاده از الگوریتم‌های بالا در جدول ۱ نشان داده شده است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2}{N} \quad (3)$$

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

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

که در آن d_i : خروجی مطلوب از داده‌های i ام، y_i : خروجی شبکه از داده‌های i ام و N : تعداد داده‌هاست. Obs : مقادیر مشاهده‌ای، pre : مقادیر پیش‌بینی شده، $obs - obs$: میانگین مقادیر مشاهده‌ای و $pre - pre$: میانگین مقادیر پیش‌بینی شده، از طریق شبکه مدل و N : تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌های آموزش و آزمایش است. هرچه مقدار $RMSE$ به صفر و مقدار R به یک نزدیک باشد، نشان‌دهنده نزدیک بودن مقادیر مشاهده و پیش‌بینی شده به یکدیگر و دقیق‌تر بودن جواب‌ها در هر مرحله است (Ho, 2002).

۳. نتایج

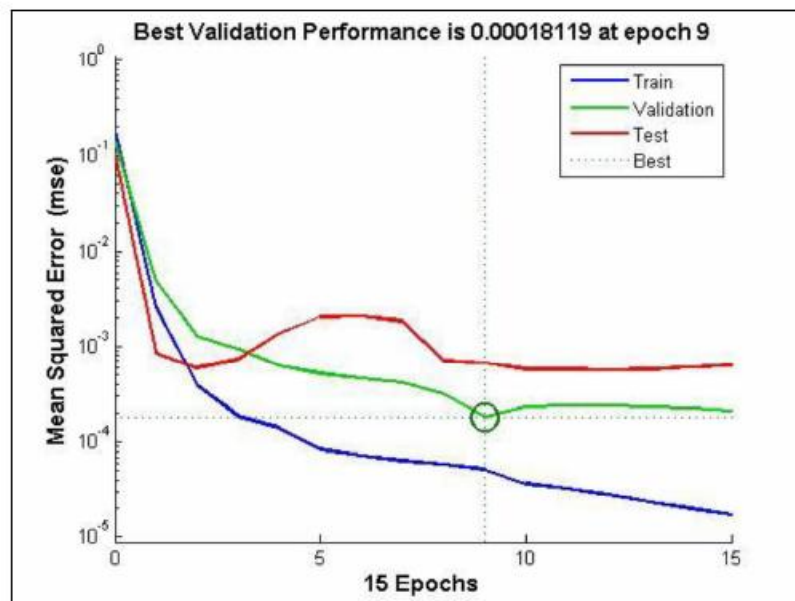
آموزش مدل‌های شبکه عصبی بر مبنای سعی و خطا پایه‌ریزی شده است، به طوری که آرایش بهینه شبکه با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن، نوع تابع متحرک الگوریتم آموزشی و تعداد تکرار مرحله آموزش به منظور محاسبه عامل خروجی به دست می‌آید. مدل بهینه زمانی

جدول ۱. مقایسه نتایج الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی با ساختارهای مختلف

نوع الگوریتم	شماره شبکه	ساختار بهینه	R2		RMSE		MSE	
			آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
trainlm	ANN 1	7-3-1	۰/۸۸۴	۰/۸۸۰	۳/۱۲	۲/۱۸	۰/۹۱۱	۰/۹۲۳
	ANN 2	7-4-1	۰/۹۶۵	۰/۹۶۱	۲/۱۸	۳/۲۳	۰/۸۷۰	۰/۸۸۲
	ANN 3	7-5-1	۰/۹۷۲	۰/۹۷۱	۱/۸۶	۲/۹۳	۰/۵۹۲	۰/۶۲۳
	ANN 4	7-6-1	۰/۹۷۹	۰/۹۷۴	۱/۴۲	۲/۷۸	۰/۲۱۳	۰/۲۳۸
	ANN 5	7-7-1	۰/۹۸۶	۰/۹۸۰	۱/۰۸	۲/۲۳	۰/۰۸۱۲	۰/۰۸۲۲
	ANN 6	7-8-1	۰/۹۹۱	۰/۹۹۰	۰/۹۱	۲/۰۲	۰/۰۷۲۸	۰/۰۸۱۴
	ANN 7	7-9-1	۰/۹۹۲	۰/۹۹۱	۰/۸۹	۱/۴۱	۰/۰۶۱۲	۰/۰۷۱۱
	ANN 8	7-10-1	۰/۹۹۳	۰/۹۹۲	۰/۸۲	۱/۰۰	۰/۰۳۳۲	۰/۰۳۸۹
	ANN 9	7-11-1	۰/۹۹۷	۰/۹۹۸	۰/۴۸	۰/۷۸	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۹۸
	ANN 10	7-12-1	۰/۹۹۹	۰/۹۹۸	۰/۱۱	۰/۵۱	۰/۰۰۸۱	۰/۰۰۸۹

ادامه جدول ۱

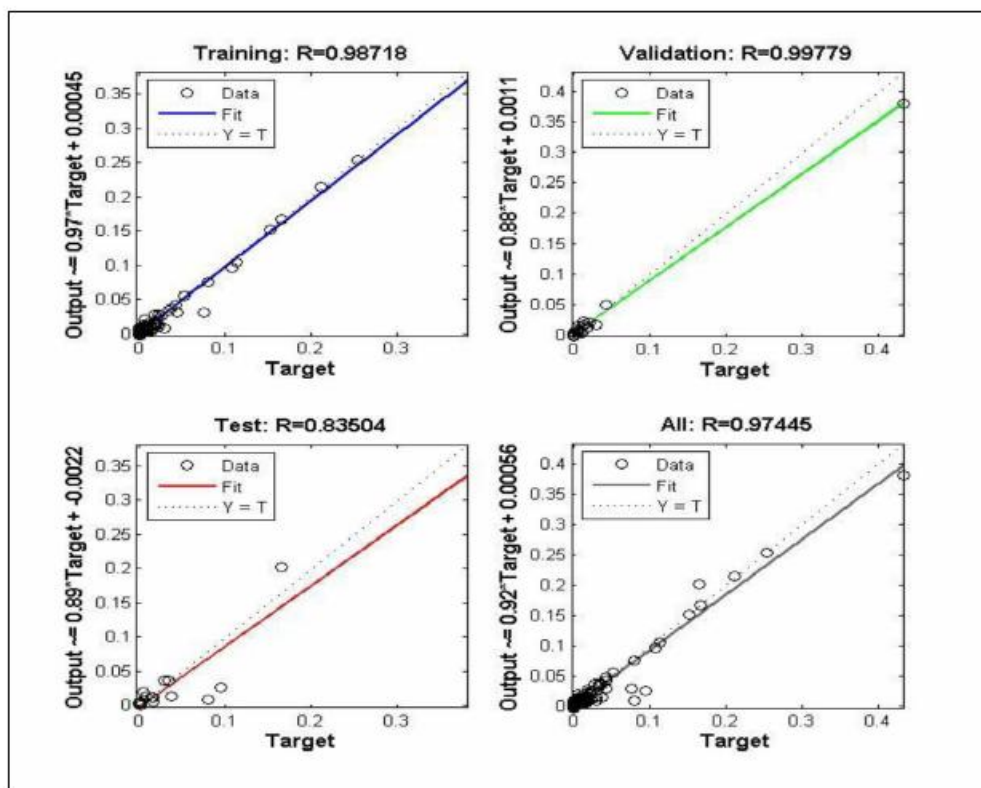
MSE		RMSE		R2		ساختار بهینه	شماره شبکه	نوع الگوریتم
آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش			
۰/۹۹۱	۰/۹۸۰	۵/۶۱	۲/۲۳	۰/۸۱۹	۰/۸۲۳	7-3-1	ANN 1	trainbp
۰/۹۶۰	۰/۹۳۳	۵/۰۹	۳/۸۹	۰/۸۶۰	۰/۸۶۸	7-4-1	ANN 2	
۰/۹۳۸	۰/۹۲۱	۴/۸۵	۳/۳۱	۰/۸۷۸	۰/۸۸۱	7-5-1	ANN 3	
۰/۹۰۱	۰/۸۹۲	۳/۷۸	۲/۶۵	۰/۹۱۸	۰/۹۲۱	7-6-1	ANN 4	
۰/۸۹۴	۰/۸۸۱	۳/۶۳	۲/۴۲	۰/۹۴۰	۰/۹۴۸	7-7-1	ANN 5	
۰/۸۹۷	۰/۸۳۳	۳/۴۸	۲/۰۷	۰/۹۶۰	۰/۹۶۳	7-8-1	ANN 6	
۰/۶۶۴	۰/۵۸۹	۳/۳۶	۱/۹۸	۰/۹۶۸	۰/۹۷۱	7-9-1	ANN 7	
۰/۴۱۹	۰/۳۲۸	۳/۵۶	۱/۷۸	۰/۹۷۱	۰/۹۷۳	7-10-1	ANN 8	
۰/۱۹۷	۰/۱۱۱	۳/۰۱	۱/۳۰	۰/۹۷۸	۰/۹۸۲	7-11-1	ANN 9	
۰/۰۹۶۴	۰/۰۹۱۱	۲/۴۹	۱/۰۹	۰/۹۸۱	۰/۹۸۷	7-12-1	ANN 10	
۰/۹۵۴	۰/۹۴۰	۴/۹۳	۳/۸۰	۰/۸۶۱	۰/۸۶۷	7-3-1	ANN 1	trainbpx
۰/۹۱۴	۰/۸۹۴	۳/۹۱	۲/۸۱	۰/۹۰۲	۰/۹۱۷	7-4-1	ANN 2	
۰/۸۹۶	۰/۸۸۵	۳/۷۱	۲/۴۴	۰/۹۳۹	۰/۹۴۶	7-5-1	ANN 3	
۰/۸۶۲	۰/۸۳۹	۳/۳۳	۲/۱۱	۰/۹۵۹	۰/۹۶۲	7-6-1	ANN 4	
۰/۳۲۵	۰/۳۱۸	۲/۸۴	۱/۶۸	۰/۹۷۰	۰/۹۷۵	7-7-1	ANN 5	
۰/۰۹۹۳	۰/۰۹۵۴	۲/۸۱	۱/۱۵	۰/۹۸۱	۰/۹۸۴	7-8-1	ANN 6	
۰/۰۹۹۲	۰/۰۹۰۹	۲/۵۱	۱/۱۱	۰/۹۸۵	۰/۹۸۷	7-9-1	ANN 7	
۰/۰۶۸۷	۰/۰۶۱۲	۲/۳۷	۱/۰۹	۰/۹۸۷	۰/۹۸۸	7-10-1	ANN 8	
۰/۰۴۳۱	۰/۰۴۲۱	۰/۹۴	۰/۸۵	۰/۹۹۲	۰/۹۹۴	7-11-1	ANN 9	
۰/۰۱۶۹	۰/۰۱۳۲	۰/۷۵	۰/۵۱	۰/۹۹۵	۰/۹۹۷	7-12-1	ANN 10	



شکل ۱۴. پرازش تعداد دفعات تکرار در شبکه عصبی

یافت. همچنین، مقدار مومتم نیز ۰/۹۷ 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 که در اختیار آن گذاشته می‌شود (Gomez, et al, 2002). برای جلوگیری از این خطا بایستی در تکرارهای مشخصی شبکه را با اطلاعات دیگری آزمایش کرد. در اینجا باید با کاهش میزان خطا در مرحله آموزش، میزان خطا در مرحله آزمایش نیز کاهش یابد. با بررسی پاسخ‌های خروجی شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش، مشخص شد که شبکه عصبی ایجادشده قادر است براساس پارامترهای ورودی با دقت ۰/۹۹ مقادیر پهنه‌بندی برای هر یک از پیکسل‌ها را 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 خطا انتخاب شد. نتایج جدول ۱ بیانگر این است که با افزایش تعداد لایه‌های اطلاعاتی میزان توانایی شبکه برای پهنه‌بندی افزایش می‌یابد، به گونه‌ای که با افزایش تعداد این عوامل از ۳ به ۱۲ عامل میزان R^2 از ۰/۸۸۴ به ۰/۹۹۹ افزایش و مقدار RMSE از ۳/۱۲ به ۰/۱۱ کاهش یافت. میزان MSE نیز به میزان قابل توجهی کاهش یافت. بنابراین، در این پژوهش لایه ورودی ۱۲ نرون دارد که بیانگر تعداد عوامل مؤثر است و لایه میانی شامل ۷ نرون است که تعداد آن از طریق آزمون سعی و خطا 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 ۰/۱ تا ۰/۸ بررسی شد و با ۰/۵ شبکه به بهترین یادگیری دست



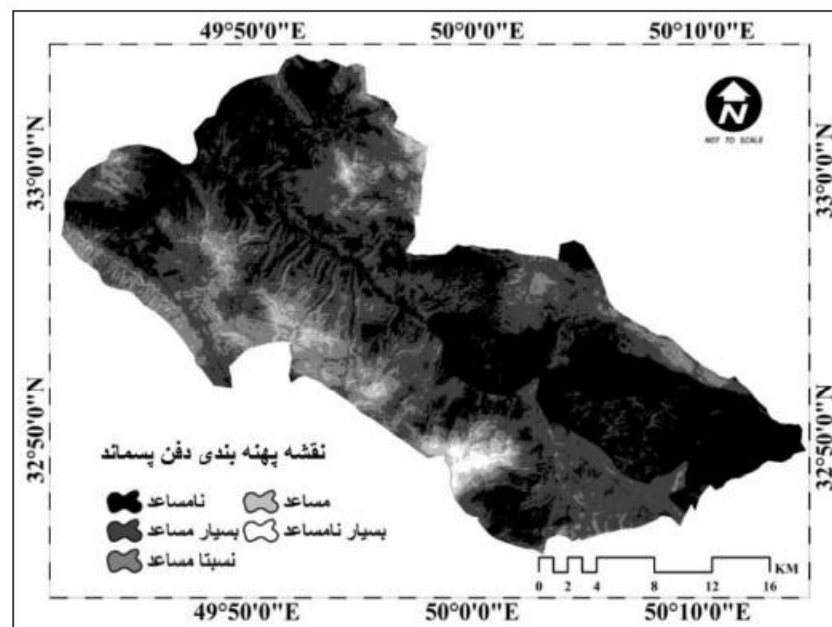
شکل ۱۵. ضریب همبستگی در مراحل آموزش، صحت‌سنجی، آزمایش و شرکت کلیه داده‌ها در شبکه

شبکه، کل منطقه که مشتمل بر ۹۶۸۹۷ پیکسل بود در اختیار شبکه قرار گرفت. خروجی‌ای 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 فراهم آوردن اطلاعات موردنیاز برای آموزش شبکه اصلی، همچنین رسیدن به خطای قابل قبول، شبکه آماده شده است تا تحلیل مناطقی را که قبلاً با آن مواجه نشده است انجام دهد. بدین منظور با در دست داشتن وزن مرحله پایانی مربوط به آموزش

جدول ۲. مقادیر و پهنه‌های دفن پسماند

مبنای تقسیم‌بندی	۰/۲-۰	۰/۳-۰/۲	۰/۶-۰/۴	۰/۸-۰/۶	۱-۰/۸
کلاس پهنه	بسیار نامساعد	نامساعد	نسبتاً مساعد	مساعد	بسیار مساعد
درصد پهنه	۵	۳۸	۱۲/۶	۷/۶	۳۷/۲
مساحت پهنه به هکتار	۳۸۸۲/۳	۲۹۵۰۵/۴۸	۹۷۸۳/۳۹	۵۵۹۰/۵۱	۲۸۸۴/۳۱



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 عمده جوامع انسانی، تولید انواع مواد جامد در کیفیت‌ها و کمیت‌های مختلف و دفع آن‌هاست. بنابراین، امروزه چگونگی دفع و معدوم‌سازی 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 زیاله معرفی کردند. Cao و همکاران (۲۰۰۶) نیز در چین، در مطالعه‌ای تحت عنوان انتخاب بهترین مکان دفن زیاله، 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 پهنه‌بندی 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 زیاله را تعیین و در نهایت با استفاده از این اطلاعات منطقه مورد مطالعه را به ۲ طبقه مناسب، متوسط، نامناسب و خیلی نامناسب طبقه‌بندی کردند. نتایج نشان داد که ۳۷/۲ درصد (۲۸۸۸۲/۳۱ هکتار) از مساحت حوضه برای دفن پسماند بسیار مساعد، ۷/۲ درصد (۵۵۹۰/۵۱ هکتار) مساعد، ۱۲/۶ درصد (۹۷۸۳/۳۹ هکتار) نسبتاً مساعد، ۲۸ درصد (۳۸۸۲/۳ هکتار) نامساعد و ۵ درصد (۲۹۵۰۵/۴۸ 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 زیسای شناختی، 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 خطا، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی در میان الگوریتم‌های یادگیری پس انتشار خطا 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 زیاله می‌تواند مؤثر باشد، اما با توجه به خصوصیات منطقه باید فاکتورهای مناسب تشخیص داده و استفاده شود (Ball & 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 زیاله 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 زیاله داشته‌اند. نتایج این پژوهش با نتایج اکبری، Azizi، Cao و Nishanth 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 زیاله 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.، زهرابی، 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 ۳۱-۴۲.
- حیدرزاده، ن. ۱۳۸۲. «معیارها و ضوابط مکان‌یابی محل دفن مواد زائد جامد»، سازمان شهرداری‌ها و دهرداری‌ها، ۷۰ صفحه.
- عدلی، 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 ۳۴-۳۸.
- عشورزاد، غ.، طاهری، م.، عباسپور، ر. ع. ۱۳۹۲. «به کارگیری فرایند تحلیل شبکه‌های فازی (Fuzzy ANP) در شناسایی مکان بهینه ایستگاه‌های انتقال پسماند در شهرستان اصفهان»، مجله محیط‌شناسی، شماره ۳، صص ۱۷۷-۱۶۵.
- نوری، ر. ا.، عدلی، 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 technology 16, 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, Cyclope, 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 Res 33, 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 Research 17, 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 Industry 47, 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 Karaguzel, 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.