

پیش‌بینی نرخ تولید پسماند شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (ANN و SVM) و پیش‌پردازش موجکی برای افق بلندمدت

آیدا حسینی بقانام*

استادیار گروه آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۸، بازنگری: ۱۴۰۰/۳/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۰/۳/۲۹، نشر آنلاین: ۱۴۰۰/۳/۲۹

چکیده

باتوجه به نقش مؤثر الگوهای فصلی در تولید پسماند از روش هوش مصنوعی برای مدل‌سازی تولید پسماند شهر تبریز استفاده شد. از آنجایی که استفاده از یک روش پیش‌پردازش که توانایی استخراج این الگوها را داشته باشد، موجب بهبود نتایج مدل‌سازی می‌شود، از تبدیل موجک که توانایی آنالیز چند مقیاسی سری‌های زمانی را دارد، در این مطالعه استفاده گردید. بدین ترتیب، داده‌های آماری مربوط به جمعیت، درآمد-هزینه خانوار، دما به‌عنوان پارامتر هواشناسی و داده‌های مربوط به میزان تولید پسماند برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. در مطالعه حاضر برای پیش‌بینی میزان پسماند تولیدی در شهر تبریز از مدل‌های ANN (Artificial Neural Network) و LSSVM (Least Squares Support Vector Machine) با روش پیش‌پردازش موجکی داده‌ها و رویکرد تغییر اقلیم استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده حاکی از برتری مطلق نتایج موجک-هوش مصنوعی در مقایسه با ANN و LSSVM تنها و نیز روش رگرسیون خطی چندمتغیره می‌باشد. از بین دو مدل مبتنی بر هوش مصنوعی ANN عملکرد بهتری نسبت به LSSVM از خود نشان داد. بنابراین مدل WT-ANN به‌عنوان مدل برتر انتخاب گردید. دلیل عملکرد ضعیف روش رگرسیون خطی چند متغیره، وجود روابط غیرخطی و پیچیده بین ورودی‌ها و هدف بود که MLR توان مدل‌سازی مناسب آن را نداشت. از سوی دیگر استفاده از موجک با قدرت تفکیک فصلی داده‌ها منجر به اختصاص ضریب وزنی بالا برای فصل‌هایی با تولید پسماند بیشتر گردید که در نهایت حداکثر پسماند تولیدی در سال در ماه‌های مرداد و اسفند و حداقل تولید در بهمن و فروردین گزارش شد.

کلیدواژه‌ها: پسماند، تبریز، ANN، LSSVM، جمعیت، درآمد-هزینه خانوار، موجک.

۱- مقدمه

پارامترهای متعددی در میزان تولید پسماند نقش ایفا می‌کنند که به غیر از پارامترهای آب و هوایی-اقلیمی می‌توان به پارامترهای وابسته به شرایط اقتصادی-اجتماعی و فرهنگی مردم، ساختار و بافت جمعیت شهر، سبک زندگی ... اشاره نمود. برای بررسی تأثیر این پارامترها در میزان پسماند تولیدی استفاده از روش‌های کلاسیک مانند آنالیز وزنی یا حجمی، میزان تولید پسماند به‌ازای هر نفر کافی به نظر نمی‌رسد؛ چراکه به‌دلیل وجود تغییرات زمانی در پارامترها، چنان روش‌هایی نمی‌توانند پاسخگوی تغییرات دینامیک در تولید پسماند باشند. از سوی دیگر کمبود اطلاعات و آمار دقیق، نبود برنامه‌ای جامع در مدیریت پسماند شهری، عدم ثبات اقتصادی در جوامع و امکان بروز بحران‌های محتمل به متغیر زمانی بودن این پدیده می‌افزاید. استفاده از روش‌های رگرسیونی خطی نیز به‌دلیل ارتباط ضعیف خطی بین

پارامترهای مؤثر در تولید پسماند پاسخگوی مناسبی برای تخمین پسماند تولیدی نیست. به همین دلیل استفاده از روشی که ارتباطات غیرخطی و پیچیده بین پارامترهای مؤثر در تولید پسماند را در بر داشته باشد، ضروری به نظر می‌رسد. چنین روشی شامل استفاده از مدل‌ها و روش‌های نوین تخمین مبتنی بر هوش مصنوعی است.

۲- پیشینه تحقیق

در این راستا مطالعات متنوعی درباره پیش‌بینی تولید پسماند با مدل‌های متعدد انجام یافته است. Beigl و همکاران در سال ۲۰۰۸ مطالعه‌ای موردی بر روی ۴۵ تحقیق که برای مدل‌سازی تولید پسماند گزارش شده بود، انجام دادند. در این مطالعه عمده روش‌های استفاده‌شده برای پیش‌بینی تولید پسماند شامل روش مقایسه گروهی، آنالیز همبستگی، آنالیز رگرسیونی واحد و

* نویسنده مسئول؛ شماره تماس: ۰۴۱-۳۳۳۹۲۵۹۰

آدرس ایمیل: hosseinibaghanam@tabrizu.ac.ir (ا. حسینی بقانام).

در زمان اوج حضور توریست‌ها تا ۵۰ درصد نیز می‌تواند افزایش یابد که مدل ANN برتری خود را نسبت به سایر مدل‌ها به اثبات رساند. علاوه بر ANN سایر روش‌های هوش مصنوعی مانند ANFIS در پیش‌بینی تولید پسماند به کار رفته است که در راستای بهبود نتایج پیش‌بینی با ANFIS در سال ۲۰۲۰ Adeleke و همکاران از روش‌های خوشه‌بندی بهره بردند.

از آنجاکه کاربرد روش‌های پیش‌پردازش بر روی داده‌های ورودی به مدل‌های هوش مصنوعی موجب بهبود عملکرد مدل می‌شود، مطالعات مختلفی از چنین رهیافتی در پیش‌بینی تولید پسماند بهره بردند. از آن جمله Noori و همکاران در سال ۲۰۰۹ از یک روش حذف خطا برای بهبود مدل‌سازی تولید پسماند توسط ANN و ANFIS بهره گرفتند، به‌طوری‌که پیشرفت مناسبی در پیش‌بینی تولید پسماند حاصل گردید.

Noori و همکاران در مطالعه دیگری در سال ۲۰۱۰ از روش آزمون گاما و آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای کاهش تعداد ورودی‌های مدل ANN در تولید پسماند استفاده کردند. نتایج نشان داد مدل ANN تنها به دلیل وجود اطلاعات اضافی عملکرد ضعیفی نسبت به مدل ANN با ورودی پیش‌پردازش شده از خود نشان داد. همان‌طوری که در ابتدای بخش ذکر شد، یکی از اهداف پژوهش حاضر ارائه روشی برای پیش‌بینی دقیق‌تر تولید پسماند با اعمال ویژگی فصلی داده‌های مؤثر در تولید پسماند است. بدیهی است نوسانات فصلی پارامترهای اقلیمی و اجتماعی-اقتصادی می‌تواند نقش اساسی در نحوه و میزان تولید پسماند داشته باشد.

Abdoli و همکاران در سال ۲۰۱۲ از روش پیش‌پردازش ساده لگاریتم‌گیری از داده‌ها برای بررسی این روند استفاده کردند، لیکن روش کاربردی آن‌ها با حذف روند موجب حذف نوسانات فصلی گردید.

باتوجه به نقش مؤثر الگوهای فصلی در تولید پسماند که در پارامترهای ورودی مستتر هستند، به نظر می‌رسد، استفاده از یک روش پیش‌پردازش که توانایی استخراج این الگوها را داشته باشد، موجب بهبود نتایج مدل‌سازی خواهد شد. در این راستا استفاده از تبدیل موجک که توانایی آنالیز چند مقیاسی سری‌های زمانی را دارد، به نظر می‌رسد مثر ثمر واقع گردد. با توجه به این‌که مطالعات اخیر نشان از تأثیر دما بر افزایش پسماند دارد، استفاده از موجک با قدرت تفکیک فصلی داده‌ها منجر به اختصاص ضریب وزنی بالا برای فصل‌هایی با تولید پسماند بیشتر می‌شود.

نکته قابل تأمل در بررسی تحقیقات گذشته این است که، در اغلب مطالعات از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت پسماند استفاده شده است و از این روش‌ها فقط می‌توان تا چند

چندگانه، آنالیز ورودی و خروجی، آنالیز سری زمانی و روش پویایی سیستم بودند. مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به دلیل توانایی بالا در تعامل با الگوهای غیرخطی موجود بین داده‌ها، در مطالعات پیش‌بینی تولید پسماند به‌عنوان یک فرآیند غیرخطی به‌میزان کمتری نسبت به سایر زمینه‌های محیط‌زیست استفاده شده است. Yetilmezsoy و همکاران در سال ۲۰۱۱ طی یک مقاله مروری استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در محیط‌زیست را مورد مطالعه قرار داده و اذعان داشتند که حداکثر کاربرد این مدل‌ها به ترتیب در مطالعات مربوط به آب و فاضلاب (۵۵/۷٪) و آلودگی هوا (۳۰/۸٪) و مسائل مربوط به مدیریت پسماند جامد (۱۳/۵٪) بوده است. بدین ترتیب، توانایی ANN در پیش‌بینی تولید پسماند با قابلیت مدل‌سازی غیرخطی طی چندین مقاله به اثبات رسیده است (Noori و همکاران، ۲۰۱۰؛ Abdoli و همکاران، ۲۰۱۲، Azadi و همکاران، ۲۰۱۶).

باوجود تمامی محاسن ANN، معایبی چون برازش مناسب بیش‌ازحد^۱، ازبرکردن^۲، کمینه‌های محلی^۳ ذکر شده است، که موجب محدودیت کاربرد ANN می‌شود. برای مرتفع نمودن چنین کاستی‌هایی SVM به‌عنوان یک روش غیرخطی و هوش مصنوعی مبتنی بر کرنل در پیش‌بینی تولید پسماند توسط Noori و همکاران در سال ۲۰۱۰ و Abbasi و همکاران در سال‌های ۲۰۱۲ و ۲۰۱۴ به کار رفته است. آن‌ها از SVM در پیش‌بینی هفتگی تولید پسماند در تهران و مشهد استفاده کردند که نتایج حاکی از عملکرد مناسب‌تر SVM نسبت به ANN بود.

Younes و همکاران در سال ۲۰۱۵ از شبکه‌های غیرخطی عصبی و اتورگرسیون^۴ برای پیش‌بینی تولید پسماند بهره جستند. همچنین آن‌ها طی مطالعه دیگری با بررسی پارامترهای آماری، اجتماعی، اقتصادی دخیل در پیش‌بینی میزان تولید پسماند، از ANFIS به‌عنوان مدلی برای پیش‌بینی تولید پسماند استفاده کردند. درنهایت در مطالعه‌ای متفاوت Song و همکاران در سال ۲۰۱۵ توانایی مدل‌های ANN و SVM و SARIMA^۵ (مدل سری زمانی) را در مقایسه با کارایی مدل آشوب در پیش‌بینی میزان پسماند تولیدی به چالش کشیدند.

مینو سپهر و همکاران در سال ۱۳۹۷ با بهره‌گیری از روش‌های SVM، MLP و درخت تصمیم اقدام به پیش‌بینی سرانه تولید پسماند در استان‌های جنوبی ایران کردند و نتایج حاکی از عملکرد مناسب روش درخت تصمیم بود.

Azarmi و همکاران در سال ۲۰۱۸ برای پیش‌بینی نرخ پسماند تولیدی در صنعت توریسم از مقایسه سه روش MLR، ANN و CCD^۶ بهره گرفتند. براساس نتایج حاصله میزان پسماند

4. Auto regression

5. Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average

6. Central Composite Design

1. Over fitting

2. Over training

3. Local Minima

آب‌وهوای تبریز در زمستان‌ها بسیار سرد و در تابستان‌ها گرم و خشک است. میانگین سالانه دمای تبریز ۱۴ درجه سانتی‌گراد است. میانگین بارندگی سالیانه تبریز مانند بیشتر شهرهای ایران بسیار اندک بوده و در حالی که میزان بارندگی متوسط سالانه حدود ۳۳۰ میلی‌متر گزارش می‌شد که اخیراً به ۲۵۰ میلی‌متر در سال کاهش یافته است.

شهر تبریز به‌عنوان یکی از کلان‌شهرهای کشور جمعیتی بالغ بر ۱/۸ میلیون نفر را در خود جای داده است. به‌طوری‌که ۳۷/۶۹ درصد از کل جمعیت استان در این شهر متمرکز شده است که آمار فوق‌بیانگر اهمیت انجام عملیات دفع پسماند در این شهر به لحاظ تراکم جمعیتی و پتانسیل آلوده‌سازی در این منطقه را بیش‌ازپیش نمایان می‌سازد. دفع پسماند در طی ۲۰ سال اخیر در شهر تبریز به‌صورت دفنی و از نوع تلنبار می‌باشد. محل دفن پسماند شهر تبریز در شمال‌غربی شهر تبریز واقع شده است. شایان‌ذکر است که اخیراً این شهر مجهز به یک لندفیل^۷ بهداشتی با ظرفیت محدود شده است. طی سال‌های متمادی بهره‌برداری به لحاظ زیست‌محیطی مشکلاتی را در برداشته که مهم‌ترین آن انتشار شیرابه به‌صورت کنترل نشده بوده است.

مطالعات وزارت کشور نشان می‌دهد که نرخ تولید پسماند در شهرهای مختلف ایران بین ۶۰۰ تا ۹۰۰ گرم به‌ازای هر نفر در روز است. نرخ سرانه تولید پسماند در شهر تبریز از ۸۹۰ گرم به‌ازای هر نفر در سال ۱۳۸۴ به نزدیک ۷۰۰ گرم در سال ۱۳۹۶ رسیده است، که منطبق بر حد نهایی دستورالعمل بانک جهانی برای طراحی محل دفن در کشورهای در حال توسعه است (جدول (۱)).

جدول ۱- نرخ تولید پسماند برای هر نفر در روز (کیلوگرم) در

کشورهای مختلف			
کشورهای توسعه‌یافته	کشورهای در حال توسعه	کشورهای توسعه‌یافته	کشورهای توسعه‌یافته
۰/۴-۰/۶	۰/۳-۰/۹	۰/۷-۳	نرخ تولید پسماند برای هر نفر در روز (کیلوگرم)

با توجه به موقعیت مکانی محل دفن پسماند تبریز، میزان بالای تولید سرانه پسماند و تأثیر تغییر در پارامترهای اقلیمی در میزان تولید پسماند و شیرابه از یک‌سو و احتمال آلودگی آب‌های سطحی و زیرزمینی منطقه شمال‌غربی تبریز از سوی دیگر، به نظر می‌رسد، ارائه راهکاری برای مدیریت جامع و یکپارچه پسماند و شیرابه در شهر تبریز ضروری است. بر اساس بررسی مرور ادبیات فنی و امکان دسترسی به داده، پارامترهای ورودی به مدل پیش-بینی در سه دسته به‌صورت متغیرهای اقتصادی (شامل درآمد

گام زمانی (مثلاً چند روز آینده و یا هفته آینده) مقادیر تولیدی را پیش‌بینی کرد. همچنین از مدل‌های خود همبسته استفاده شده است که با اطلاعات پسماند گذشته، پیش‌بینی برای آینده انجام می‌شود، این رویکرد باعث افزایش خطا در طول بازه پیش‌بینی خواهد شد. لذا در مطالعه حاضر برای پیش‌بینی بلندمدت پسماند از مقادیر پسماند با گام‌های زمانی تأخیری استفاده نشده است. بنابراین، هدف این تحقیق ارائه یک روش مناسب و قابل‌اطمینان مبتنی بر هوش مصنوعی برای به‌دست آوردن میزان تولید بلندمدت پسماند در شهر تبریز است، تا تصمیم‌گیری برای آینده با عدم قطعیت کمتری صورت پذیرد. بدین منظور متغیرهای تأثیرگذار بر تولید پسماند شهری همچون متغیرهای اقتصادی اجتماعی و اقلیمی به‌صورت مستقل از متغیر کمیت پسماند باید در نظر گرفته شوند و از این طریق میزان تولید پسماند شهری در آینده محاسبه شود. در این تحقیق از قدرت چند مقیاسه تبدیل موجک در استخراج ویژگی‌های فصلی به‌همراه حذف روند استفاده گردید که در بررسی ادبیات فنی مسئله مقاله‌ای مبنی بر کاربرد تبدیل موجک به‌عنوان ابزاری برای استخراج ویژگی‌های فصلی سری‌های زمانی دخیل در پیش‌بینی تولید پسماند یافت نشد.

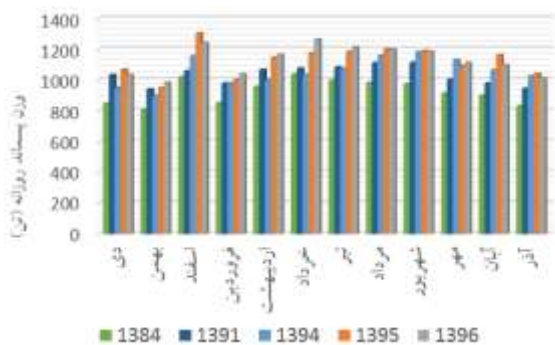
۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- مطالعه موردی؛ مرکز دفن شهر تبریز

شهر تبریز یکی از کلان‌شهرهای کشور می‌باشد که در غرب استان آذربایجان شرقی به عرض شمالی (درجه- دقیقه) ۳۸/۰۸ و طول شرقی (درجه- دقیقه) ۴۶/۲۹۲ و در منتهی‌الیه مشرق و جنوب شرق جلگه تبریز قرار گرفته است (شکل (۱)).



شکل ۱- نمایی از تبریز بر روی نقشه جغرافیایی



شکل ۲- تغییرات پسماند متوسط روزانه هر ماه برای سال‌های ۱۳۹۱، ۱۳۹۴، ۱۳۹۵ و ۱۳۹۶

۳-۲- متدولوژی پیشنهادی

مطالعه حاضر پیش‌بینی تولید پسماند شهر تبریز با استفاده از روش هوش مصنوعی و رویکرد تغییر اقلیم و پیش‌پردازش داده‌های سری زمانی با استفاده از موجک را مورد بررسی قرار می‌دهد. شایان‌ذکر است که رویکرد پژوهش در پیش‌بینی میزان پسماند جعبه سیاه است. چراکه در تولید پسماند تأثیر عوامل متعدد دخیل در طول زمان عدم قطعیت بالایی داشته و از سوی دیگر اهمیت میزان پسماند تولیدی مهم‌تر از چگونگی تولید است، بنابراین استفاده از روش ورودی-خروجی با استخراج الگوی حاکم بین آن‌ها منجر به مدل‌سازی جعبه سیاه پیش‌بینی پسماند مبتنی بر ANN و LSSVM گردید. ورودی به مدل‌های هوش مصنوعی شامل جمعیت شهر، سرانه درآمد و هزینه خانوار به‌عنوان پارامتر اقتصادی، دما به‌عنوان پارامترهای هواشناسی بوده و میزان پسماند تولیدی شهر در سال‌های اخیر به‌عنوان هدف مدنظر قرار گرفته تا مدل مناسب پیش‌بینی پسماند ساخته شود. برتری مدل‌های هوش مصنوعی به مدل‌های کلاسیک رگرسیونی انتخاب پارامترهای مؤثر بر اساس وزن مؤثر آن‌ها در تولید پسماند می‌باشد که با توانایی تشخیص ارتباطات پیچیده و غیرخطی بین متغیرهای انتخابی انجام می‌شود. بدین ترتیب میزان همبستگی هر کدام از عوامل با پسماند تولیدی شهری را با تخصیص وزن مناسب به هر پارامتر انجام شده و متغیرها با بیشترین تأثیر انتخاب می‌گردد تا دقت مدل پیش‌بینی پسماند تولیدی برای آینده افزایش یابد. بنابراین بر اساس یافته‌های مدل ارائه‌شده برای پیش‌بینی پسماند در این مطالعه، تصمیم‌گیری‌های مدیریتی برای آینده می‌تواند با عدم قطعیت کمتری صورت پذیرد. مثلاً متغیر دما به دلیل پیش‌بینی مبتنی بر مدل‌های گردش عمومی جو GCM^۸ با حداقل عدم قطعیت می‌تواند اثرات تغییر اقلیم در تولید پسماند در افق پیش‌بینی بلندمدت را نمایانگر باشد.

هزینه خانوار، اجتماعی (شامل جمعیت) و آب و هوایی (شامل متغیر متوسط دمای ماهانه)، در نظر گرفته شد.

داده‌های آینده برای جمعیت، درآمد-هزینه با ادامه ترند گذشته برای آینده پیش‌بینی شده است. همچنین برای اعمال شرایط آب و هوایی آینده از رویکرد تغییر اقلیم استفاده شده است که تحقیق مربوطه توسط نویسندگان مقاله حاضر انجام شده است (Nourani و همکاران، ۲۰۱۹). بدین ترتیب داده‌های آماری تغییرات ماهانه جمعیت شهر تبریز با در نظر گرفتن آمار زاد و ولد و مرگ‌ومیر از سازمان ثبت‌احوال اخذ گردید. داده‌های مربوط به درآمد-هزینه و فرهنگ نیز از سالنامه‌های آماری سازمان برنامه‌وبودجه استخراج گردید. برای اعمال شرایط آب و هوایی پارامتر دمایی مدنظر مدنظر قرار گرفت. از سوی دیگر برای استخراج مدل پیش‌بینی مناسب، داده‌های مربوط به میزان پسماند تولیدی در سال‌های گذشته نیز به‌عنوان هدف در مرحله کالیبراسیون استفاده گردید. داده‌های مربوط به میزان تولید پسماند به‌صورت ماهانه برای سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۶ از سازمان مدیریت پسماند شهر تبریز اخذ گردید. از آنجایی که هر یک از متغیرهای مستقل به‌عنوان ورودی به مدل هوش مصنوعی برای پیش‌بینی تولید پسماند در آینده مؤثر خواهند بود، وقوع هر تغییری در مقادیر متغیرها در آینده منجر به تغییر در مقادیر پیش‌بینی تولید پسماند خواهد شد. به‌طور کلی با آگاهی از وضعیت آتی، برنامه‌ریزی و مدیریت پسماند با اتخاذ سیاست‌های مناسب در راستای افزایش زمین‌های مورد نیاز دفن بهداشتی، ارتقاء سیستم‌های بازیافت و تبدیل مواد، جمع‌آوری گاز و شیرابه، میزان حجم سرمایه‌گذاری، تعداد ماشین‌آلات حمل‌ونقل و غیره انجام شود.

تخمین میزان پسماند تولیدی به‌دلیل نوسانات زیاد تولید و عوامل گوناگونی که بر آن مؤثر است، یکی از کارهای پرچالش در امر مدیریت پسماند می‌باشد. از آنجاکه طراحی سیستم‌های مدیریت پسماند شهری باید برای یک بازه طولانی مدت انجام شود، لذا آگاهی از کمیت پسماند در افق طرح ضروری است. بر اساس اطلاعات به‌دست‌آمده از سازمان پسماند شهر تبریز میزان تولید پسماند روزانه شهر از ۹۰۰ تن در سال ۱۳۸۴ به ۱۱۴۹ تن در سال ۱۳۹۶ رسیده است. نمودار تغییرات پسماند متوسط روزانه هر ماه به‌طور نمونه برای سال‌های ۱۳۸۴، ۱۳۹۱، ۱۳۹۴، ۱۳۹۵ و ۱۳۹۶ در شکل (۲) نمایش داده شده است

ساختار سه لایه‌ای FFNN بر پایه ترکیب خطی از متغیرهای ورودی است که با یک تابع محرک غیرخطی تبدیل می‌یابد. در شکل (۳) پارامترهای i ، j و k به ترتیب بیانگر نورون‌های لایه ورودی، مخفی و خروجی می‌باشد. این ساختار از شبکه به این دلیل شبکه پیشرو نامیده می‌شود که چگونگی ارتباط میان نورون‌ها به گونه‌ای است که از لایه ورودی به لایه مخفی و از این لایه به لایه خروجی اتصال می‌یابند و درون یک لایه نیز نورون‌ها به یکدیگر ارتباط پیدا نمی‌کنند. در ساختار یادشده عبارت ریاضی که بیانگر چگونگی عملکرد شبکه برای تولید مقدار خروجی است به صورت رابطه غیرصریح زیر بیان می‌گردد (Kim & Valdes, 2003):

$$\hat{y}_k = f_0 \left[\sum_{j=1}^M w_{kj} \cdot f_h \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} x_i + w_{j0} \right) \right] + w_{k0} \quad (1)$$

در این رابطه w_{ji} ضریب وزن شاخه ارتباطی میان نورون i ام واقع در لایه ورودی و نورون j ام واقع در لایه مخفی، w_{kj} مقدار بایاس برای نورون k ام لایه مخفی، w_{kj} ضریب وزن شاخه ارتباطی میان نورون k ام لایه مخفی و نورون j ام لایه خروجی، w_{k0} مقدار بایاس برای نورون k ام لایه خروجی، f_0 تابع محرک نورون‌های لایه خروجی، x_i متغیر ورودی i ام در لایه ورودی، f_h و w_{ji} متغیرهای محاسباتی و مشاهداتی و N و M به ترتیب تعداد نورون‌های لایه ورودی و میانی هستند. ضرایب وزن یادشده در لایه‌های مخفی و خروجی متفاوت می‌باشند و مقادیر آن‌ها در جریان آموزش شبکه نیز قابل تغییر می‌باشند. در روند آموزش شبکه بایستی توجه ویژه‌ای به تعداد تکرار فرایند آموزش (Epoch) داشت چراکه انتخاب دقیق و مناسب آن سبب افزایش دقت و کارایی مدل در هر دو مرحله واسنجی و صحت‌سنجی خواهد داشت و ساختار شبکه را از بیش برآزش ناخواسته باز می‌دارد.

۳-۴- ماشین بردار پشتیبان

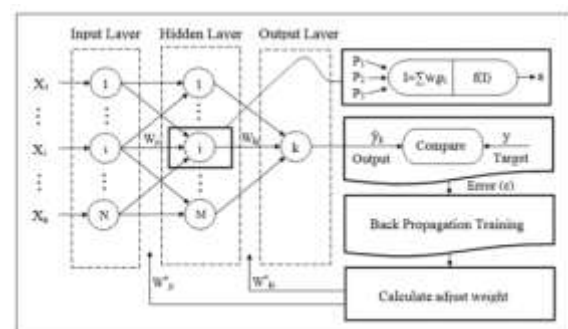
الگوریتم SVM، جز الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود و در هر جایی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی اشیا در کلاس‌های خاص باشد می‌توان استفاده کرد. در این تحقیق از SVM نوع حاشیه نرم با الگوریتم حداقل مربعات LSSVM استفاده شده است که برخلاف سایر انواع شبکه‌های عصبی (MLP^{۱۶}، RBF^{۱۵}، ANFIS^{۱۴}) به جای اینکه خطای مدل‌سازی یا طبقه‌بندی را کمینه کند، ریسک عملیاتی را به‌عنوان تابع هدف در نظر می‌گیرند و مقدار بهینه آن را محاسبه می‌کند. اگر فرض

در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون^۹ پیش تغذیه‌شونده سه‌لایه (لایه ورودی، یک‌لایه پنهان و لایه خروجی) استفاده گردید، که این نوع از مدل‌های شبکه عصبی با الگوریتم انتشار برگشتی، به‌طور گسترده در مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی استفاده شده است. همچنین مدل SVM از نوع حاشیه نرم معروف به LSSVM^{۱۰} که برای حالت غیرخطی تعمیم‌یافته است و قابلیت استفاده در بسیاری از فرآیندهای استوکستیک^{۱۱} را دارد، مورد استفاده قرار گرفت. ماشین‌های بردار پشتیبان برخلاف شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه و توابع پایه شعاعی و همچنین مدل استنتاج تطبیقی عصبی- فازی به‌جای این که خطای مدل‌سازی یا طبقه‌بندی را کمینه کند، در مقابل ریسک عملیاتی را به‌عنوان تابع هدف در نظر می‌گیرد و مقدار بهینه آن را محاسبه می‌کند (Andali و Nourani, ۲۰۱۵).

۳-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

یک ابزار قدرتمند برای مدل‌های رگرسیون غیرخطی می‌باشد که مهم‌ترین ویژگی آن توانایی در شناخت یک سیستم غیرخطی دینامیکی بدون داشتن هیچ‌گونه پیش‌فرض در فرآیند مدل‌سازی می‌باشد. در شبکه‌های عصبی پیشرو، آموزش شبکه با الگوریتم لوبنبرگ-مارکارت^{۱۲} برای پیش‌بینی سری‌های زمانی از دیگر الگوریتم‌ها دارای قدرت و سرعت بالاتری می‌باشد (Hagan و Menhaj, ۱۹۹۴).

در شکل (۳) یک ساختار سه لایه‌ای شبکه ANN پیشرو با الگوریتم انتشار برگشتی FFNN^{۱۳} آورده شده است که در اکثر مدل‌سازی‌های سری‌های زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد و یک الگوی کلی برای نگاشت غیرخطی میان متغیرهای ورودی و خروجی است.



شکل ۳- ساختار سه لایه‌ای شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم انتشار برگشتی (Kim و Valdes, ۲۰۰۳)

13. Feed-Forward Neural Networks
14. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
15. Radial Basis Function
16. Multi-Layer Perceptron

9. Perceptron
10. Least Square SVM
11. Stochastic
12. Levenberg-Marquardt

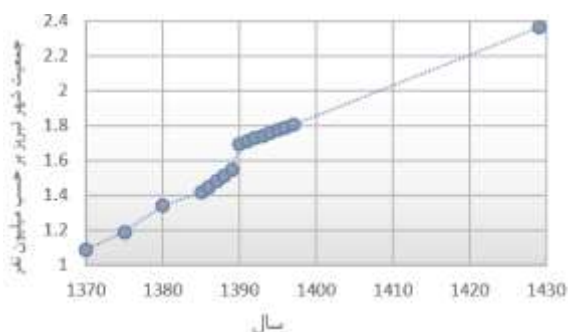
مدل‌های پیش‌بینی کننده بوده است (McCabe و Legates، ۱۹۹۹). در این میان استفاده از معیار RMSE که به‌وسیله یک عدد مثبت از طریق جذرگیری به‌دست می‌آید می‌تواند به‌عنوان یک معیار مناسب جهت سنجش میزان خطای پیش‌بینی به‌کار گرفته شود. دامنه تغییرات RMSE از صفر برای حالت پیش‌بینی دقیق تا مقادیر مثبت بزرگ برای حالتی که اختلاف میان داده‌های محاسباتی و مشاهداتی زیاد است قابل‌نوسان می‌باشد. همچنین مقادیر بالای DC (با حالت ایده‌آل یک) و مقادیر کوچک (با حالت ایده‌آل صفر) برای RMSE بیانگر کارایی بالای مدل خواهند بود. از این‌رو در این تحقیق جهت ارزیابی دقت مدل‌ها بیشتر از دو آماره ضریب تبیین رابطه (۵) و جذر میانگین مربع خطاها رابطه (۶) استفاده خواهد است. همچنین برای بررسی همبستگی خطی نتایج مدل‌سازی و مشاهدات از روش CC^{۲۱} به‌صورت رابطه (۷) نیز استفاده شد.

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{pre} - Q_{obs})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{pre} - \bar{Q})^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Q_{pre} - Q_{obs})^2}{N}} \quad (6)$$

$$CC = \frac{\sum (Q_{pre} - \bar{Q}_{pre})(Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})}{\sqrt{\sum (Q_{pre} - \bar{Q}_{pre})^2 \sum (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})^2}} \quad (7)$$

در روابط فوق، N تعداد داده‌های مشاهداتی، Q_{obs} داده‌های محاسباتی، Q_{pre} مقادیر پیش‌بینی شده و \bar{Q} میانگین داده‌های مشاهداتی هستند.



شکل ۴- نمودار تغییرات جمعیتی در شهر تبریز

بر طبقه‌بندی یک مجموعه داده به دو گروه باشد، درواقع کاری که شبکه عصبی SVM انجام می‌دهد، ریسک عدم طبقه‌بندی صحیح را به‌صورت سری کمیت‌های عددی بیان کرده، سپس مقدار کمینه آن را محاسبه می‌کند؛ اما یک شبکه عصبی MLP هر موقع تفکیک درست باشد یا مقدار خطای تفکیک کمینه باشد آن را به‌عنوان راه‌حل ارائه می‌کند.

SVM از روش یادگیری نظارتی استفاده می‌نماید. علاوه بر مدل‌سازی و حل مسائل خطی، توان بالایی در مدل کردن روابط غیرخطی دارد. SVM این کار را با استفاده از توابع کرنل و با استفاده از روش Kernel Trick انجام می‌دهد (Cortes و Vapnik، ۱۹۹۵).

جهت تشریح مختصر الگوریتم LSSVM، فرض می‌شود مجموعه داده‌های آموزشی به‌صورت $\{a_i, b_i\}_{(i=1:N)}$ باشند که در آن $a_i \in F^N$ داده‌های ورودی و $b_i \in F^N$ داده‌های خروجی می‌باشند. در رابطه (۲) مدل رگرسیون با تابع نگاشت غیرخطی f که داده‌های ورودی را به فضای مشخصه با ابعاد بیشتر نگاشت می‌نماید، تولید می‌شود (Cortes و Vapnik، ۱۹۹۵).

$$g(a_i) = H^T f(a_i) + m \quad (2)$$

که در آن H و m پارامترهای مدل می‌باشند و آن‌ها را می‌توان با مینیمم‌سازی تابع ذیل محاسبه نمود:

$$F = 0.5 \|H\|^2 + \xi F_1 \quad (3)$$

که در آن ξ پارامتر تنظیم می‌باشد که تعادل میان مینیمم‌سازی خطای آموزش و پیچیدگی مدل مینیمم‌سازی را تعیین می‌نماید. F_1 عبارت خطا یعنی ریسک تجربی^{۱۷} در تئوری یادگیری، می‌باشد. از حل مسئله بهینه‌سازی مدل رگرسیون با استفاده از تابع لاگرانژ، مدل رگرسیون LSSVM به‌صورت ذیل حاصل می‌شود (Cortes و Vapnik، ۱۹۹۵).

$$\hat{b}(a) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \varphi(a_i, a) + m \quad (4)$$

که در آن $\varphi(a_i, a) = f(a_i)^T f(a)$ تابع کرنل می‌باشد. توابع کرنل متداول که از آن‌ها برای حل این‌گونه مسائل استفاده می‌شوند، عبارت‌اند از توابع کرنل خطی، چندجمله‌ای و RBF^{۱۸}.

۳-۵- معیارهای ارزیابی مدل

کارایی مدل‌ها توسط دو معیار ضریب تبیین (DC)^{۱۹} و جذر میانگین مربع خطاها (RMSE)^{۲۰} موردبررسی قرار گرفت. در میان معیارهای یادشده ضریب تبیین دارای کاربرد وسیعی در ارزیابی

20. Root Mean Square Error

21. Correlation Coefficient

17. Empirical risk

18. Radial Basis Function

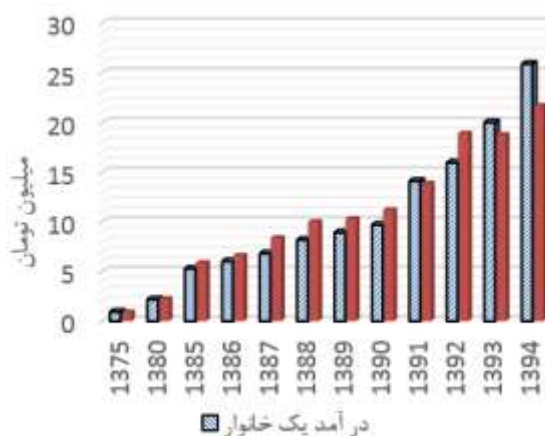
19. Determination Coefficient

۴- نتایج و بحث

در این پژوهش از دو روش هوش مصنوعی ANN و LSSVM به دلیل توانایی در استخراج الگوهای غیرخطی مستتر در داده‌های ورودی- خروجی، برای مدل‌سازی میزان پسماند تولیدی شهر تبریز استفاده گردید پارامترهای ورودی به مدل‌های هوش مصنوعی ANN و LSSVM شامل تغییرات ماهانه جمعیتی، درآمد- هزینه و دما بوده که برای لایه هدف وزن ماهانه پسماند در دوره ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۶ مورد استفاده قرار گرفت. شکل (۶) سری‌های زمانی استاندارد شده پسماند تولیدی، افزایش جمعیت، درآمد و هزینه خانوار و تغییرات ماهانه متوسط دما برای شهر تبریز را نشان می‌دهد. با توجه به شکل، تغییرات تولید پسماند هماهنگ با روند تغییرات فصلی دما نشان داده شده است. از سوی دیگر تغییرات پسماند که به صورت روند خط‌چین نشان داده شده می‌تواند متأثر از روند افزایشی جمعیت و تغییرات درآمد- هزینه باشد. در این قسمت از مطالعه هدف به دست آوردن الگوی مناسب بین پارامترهای ورودی با پسماند تولیدی با استفاده از مدل‌های ANN و LSSVM می‌باشد، به طوری که بتوان تولید پسماند را به طور بلندمدت پیش‌بینی کرد. شایان ذکر می‌باشد که در این مدل‌سازی از متغیرهای وابسته به پسماند (کمیت پسماند با تأخیرهای زمانی) در ورودی به مدل استفاده نشده است. چون مدل‌های هوش مصنوعی بر اساس محدوده اطلاعات اولیه (ورودی و خروجی) آموزش می‌یابند نمی‌توانند خارج از محدوده آموزش دیده شده را پیش‌بینی کنند. در اکثر مطالعات قبلی که در زمینه پیش‌بینی با استفاده از هوش مصنوعی در مرور ادبیات فنی آورده شده است، از مدل‌هایی استفاده شده است که متغیر وابسته (تولید پسماند) به عنوان متغیر مستقل با وقفه زمانی در مدل آورده شده است. این امر باعث می‌شود برای پیش‌بینی مقادیر آینده پسماند تولیدی، از مقادیر پسماند (پیش‌بینی شده در مراحل قبل) استفاده شود که در مراحل قبل توسط همین مدل به دست آمده است. بنابراین خطا در هر مرحله افزایش یافته و این مدل‌ها قادر به ساخت اطلاعات فقط تا چند مرحله زمانی هستند. در مدل‌های چند متغیره که تولید پسماند به صورت تأخیری از زمان به عنوان متغیر مستقل در مدل وجود دارد، به دلیل همبستگی بسیار زیاد بین متغیر وابسته و وقفه‌های همین متغیر که به عنوان مستقل در مدل قرار دارد، این مقادیر تأخیری بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی تولید پسماند می‌گذارد. به همین دلیل اثر سایر متغیرها در پیش‌بینی مقدار تولید پسماند ناچیز است و نمی‌تواند اثر سایر عوامل مؤثر را به خوبی مدل کند.

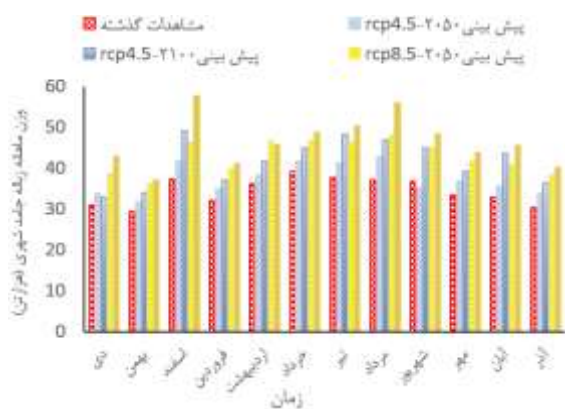
نرخ رشد جمعیت در شهر تبریز بین سال‌های ۱۳۹۰ و ۱۳۹۵ برای مقادیر جمعیتی ۱،۶۹۵،۰۹۴ و ۱،۷۷۳،۰۳۳ نفر (سرشماری سازمان آمار کشور) بر اساس مدل تصاعد حساسی ۰/۹ درصد محاسبه شد. با احتساب نرخ افزایش ۰/۹ درصد جمعیت در سال‌های ۲۰۵۰ و ۲۱۰۰ میلادی به ترتیب ۲،۳۶۴،۰۹۱ و ۳،۷۰۵،۹۰۷ تخمین زده شد (شکل (۴)). به نظر می‌رسد در صورتی که فرض شود تولید پسماند تنها تابع رشد جمعیتی است و با علم بر این که سرانه تولید پسماند شهر تبریز در ۷۰۰ گرم فعلی ثابت بماند، میزان پسماند تولیدی شهر تبریز در سال‌های ۲۰۵۰ و ۲۱۰۰ به طور متوسط روزانه ۱۵۵۰ تا ۲۴۹۰ تن تخمین زده می‌شود. در ادامه میزان پسماند تولیدی در آینده بر اساس روش غیرخطی ارائه شده محاسبه می‌شود و نتایج آن با روش کلاسیک مذکور مقایسه می‌شود.

داده‌های دمای ایستگاه سینوپتیک^{۲۲} تبریز برای مرحله آموزش مدل‌سازی هوش مصنوعی در تولید پسماند مورد استفاده قرار گرفت. برای لحاظ شرایط دمایی در سال‌های آینده از نتایج پیش‌بینی دما برحسب سناریوهای اقلیمی مبنی بر گزارش پنجم IPCC^{۲۳} از مطالعه Nourani و همکاران در سال ۲۰۱۹ استفاده شد. نمودار تغییرات پارامتر درآمد- هزینه خانوار در شکل (۵) نشان داده شده است که حاکی از عدم تناسب دخل و خرج خانوار طی سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۰ می‌باشد. انتظار می‌رود وجود همچون روندی در تغییر الگوی مصرف خانوار و نهایتاً تولید پسماند مؤثر باشد. برای پیش‌بینی مقادیر هزینه و درآمد در آینده از نرخ تغییرات متوسط درآمد و هزینه طی سال‌های نشان داده شده استفاده گردید.



شکل ۵- نمودار تغییرات پارامتر درآمد و هزینه خانوار

غیرخطی و پیچیده بین ورودی‌ها و هدف بود که MLR توان مدل‌سازی مناسب آن را نداشت. نتایج مدل‌سازی‌های پیش‌بینی پسماند با استفاده از مدل‌های مذکور برای بهترین ساختار مدل در جدول (۲) آورده شد. از بین دو مدل مبتنی بر هوش مصنوعی ANN عملکرد بهتری نسبت به LSSVM از خود نشان داد. بنابراین مدل ترکیبی WT-ANN به‌عنوان مدل برتر انتخاب گردید و در گام بعدی از الگوی شبکه ایجاد شده ۶ نورون میانی با ۲۵۰ حلقه تکرار برای شبیه‌سازی در آینده استفاده گردید. بر این اساس میزان پسماند تولیدی برای سال‌های ۲۰۵۰ و ۲۱۰۰ به‌صورت ماهانه طبق دو سناریو تغییر اقلیم RCP 8.5 و RCP 4.5 با استاندارد به نتایج شبیه‌سازی دمای آینده شهر تبریز که از مطالعه Nourani و همکاران (۲۰۱۹)، اقتباس شده است، شبیه‌سازی گردید که در شکل (۷) نتایج حاصل از پیش‌بینی پسماند براساس سناریوهای تغییر اقلیم که دما را در دو سناریو پیش‌بینی کرده بود، نمایش داده شده است.



شکل ۷- میزان پسماند شبیه‌سازی شده تولیدی برای سال‌های ۲۰۵۰ و ۲۱۰۰ طبق سناریوی تغییر اقلیم RCP 4.5, 8.5

با دقت در تغییرات پسماند مشاهداتی ماهانه در نمودار شکل ستونی پسماند تولیدی مشخص می‌شود حداکثر پسماند تولیدی در سال، در ماه‌های مرداد و اسفند و حداقل تولید در بهمن و فروردین می‌باشد. دلیل چنین تغییراتی در ادامه به‌تفصیل مورد بحث قرار می‌گیرد:

الف) دو دلیل عمده برای افزایش پسماند در مرداد می‌توان اذعان داشت، اولی افزایش موضعی جمعیت شهر به‌دلیل افزایش توریست، دومی تغییر الگوی مصرف مردم شهر در هوای گرم. همان‌گونه که از مقادیر پیش‌بینی حداکثر برای مرداد ماه مشخص است، مدل توانایی القای این دو عامل را در شبیه‌سازی داشته است. برای نیل به این هدف در استفاده از عامل جمعیتی در مرداد ماه ضریب افزایش جمعیت توریست در داده‌ها لحاظ گردید. تأثیر



شکل ۶- سری‌های زمانی استاندارد شده پسماند تولیدی، افزایش جمعیت و تغییرات ماهانه متوسط دمای شهر تبریز

برای استفاده از مؤثرترین ویژگی داده‌ها که در تولید پسماند مؤثر هستند، باید از روش پیش‌پردازش داده به‌کمک تکنیک موجک بهره گرفت تا اطلاعات فصلی درون داده‌ها استخراج گردد. در این راستا داده‌های ورودی در دوره آموزش و پیش‌بینی با استفاده از تبدیل موجک ایستا شدند. یک متغیر سری زمانی هنگامی ایستاست که میانگین، واریانس و ضرایب خودهمبستگی آن در طول زمان ثابت باقی بماند. سری‌های زمانی را می‌توان به اجزای روند، فصلی و جزء نامنظم (تغییرات تصادفی) تجزیه نمود که تبدیل موجک این کار را به‌خوبی انجام می‌دهد. جزء روند، میانگین سری داده‌ها را در طول زمان تغییر می‌دهد و قسمت فصلی، تغییرات دوره‌ای سری زمانی است، که در یک بازه زمانی مشخص به‌طور متناوب این تغییرات تکرار می‌شود. جزء تصادفی ناشی از طبیعت غیرقطعی یک سری زمانی است. در مدل‌سازی آماری مهم‌ترین مرحله مدل‌سازی بخش تصادفی سری زمانی است. بنابراین پیش‌بینی بر اساس جزء تصادفی که در اغلب مدل‌های سری زمانی از این جزء استفاده شده است علاوه بر این که باعث افزایش دقت مدل‌سازی می‌شود، باعث می‌شود تا داده‌ها هم‌مقیاس‌تر شوند. یادآوری می‌شود برای اعمال تبدیل موجک بر داده‌های ورودی، از موجک مادر Haar برای سری جمعیت و موجک db4 برای سری متوسط دما استفاده گردید. دلیل این نوع انتخاب موجک مادر، همخوانی شکل آن سیگنال‌ها با موجک‌های مذکور بود. سطح تجزیه مناسب نیز بر اساس آزمون و خطا ۴ انتخاب گردید.

در این تحقیق برای دوره آموزش و صحت‌سنجی به‌ترتیب از ۷۵ و ۲۵ درصد داده‌های موجود استفاده شد. همچنین برای بررسی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی از روش MLR نیز استفاده گردید. نتایج به‌دست‌آمده حاکی از برتری مطلق نتایج موجک-هوش مصنوعی در مقایسه با ANN و LSSVM تنها و روش رگرسیون خطی چند متغیره می‌باشد، به‌طوری‌که ضریب همبستگی در مدل‌های پیش‌پردازش شده ANN و LSSVM برای مرحله تست شبکه به‌ترتیب معادل ۰/۸۶ و ۰/۷۵ بود. دلیل عملکرد ضعیف روش رگرسیون خطی چند متغیره، وجود روابط

بدین ترتیب افزایش سالانه پسماند در آینده نزدیک تحت سناریو RCP4.5 و RCP8.5 افزایش ۸ و ۲۴ درصدی را نسبت به سال ۱۳۹۶ نشان داد. همچنین میزان تخمین برای آینده دور تحت سناریو RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۲۰ و ۳۴ درصد گزارش گردید. نکته مهم قابل مشهود در شکل (۷) توانایی ANN در حفظ روند تغییرات ماهانه برای پیش‌بینی پسماند در ماه‌های سال می‌باشد.

برای بررسی عملکرد شبیه‌سازی، نتایج پیش‌بینی پسماند مدل ANN با نتایج مدل کلاسیک که فقط مبنی بر افزایش تصاعدی جمعیت و سرانه ثابت تولید پسماند بود، در شکل (۸) مقایسه گردید. بر این اساس، مقادیر پیش‌بینی مبنی بر روش کلاسیک نسبت به سال ۱۳۹۶ افزایش داشت، که با در نظر گرفتن روند کاهشی نرخ رشد جمعیت منطقه در سال‌های آتی و افزایش فرهنگ عمومی جوامع برای کاهش تولید پسماند، به نظر می‌رسد پیش‌بینی دست بالایی باشد. این در حالی است که مقادیر حاصل از مدل ANN با بهره‌گیری از روابط غیرخطی بین ورودی‌ها پیش‌بینی‌های کمتری نسبت به حالت کلاسیک ارائه کرده است.

تغییر الگو مصرف مردم در تابستان نیز با وجود پارامتر دمایی عهده-دار گردید.

(ب) افزایش پسماند در اسفند ماه به دلیل نزدیکی به عید نوروز است که از طریق تغییر الگوی مصرف مردم و افزایش فعالیت اقتصادی مؤثر واقع می‌شود.

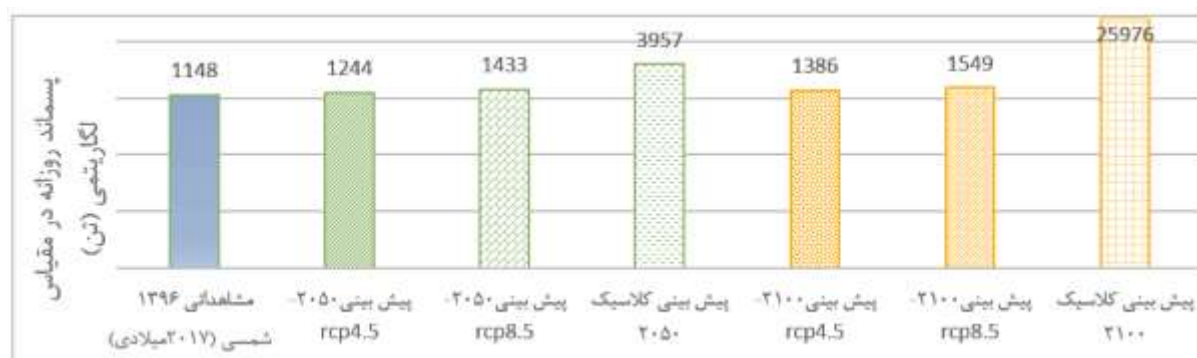
(ج) کاهش پسماند در فصل زمستان به‌ویژه بهمن ماه ناشی از تغییر الگوی مصرف مردم در فصل سرما و به حداقل رسیدن جمعیت گردشگری می‌تواند باشد. علاوه بر آن کاهش پسماند در فروردین نیز حاکی از کاهش جمعیت شهر در تعطیلات به دلیل افزایش سفرهای نورزی است (شهر تبریز در این بازه زمانی از سال اغلب مقصد مسافران نمی‌باشد).

پیش‌بینی کمتر پسماند برای آینده مبتنی بر سناریو RCP4.5 تغییر اقلیم حاکی از عملکرد محافظه‌کارانه این سناریو نسبت به RCP8.5 است. چراکه سناریو RCP8.5 با در نظر گرفتن بدبینانه‌ترین حالت افزایش گازهای گلخانه‌ای، باعث اعمال حداکثر تغییرات دما و به تبع آن تغییرات بیشتر پسماند نسبت به حالت RCP4.5 که دیدی نسبتاً واقع‌گرایانه دارد، می‌شود.

جدول ۲- نتایج مدل پیش‌بینی با ANN و LSSVM برای حالات پیش‌پردازش شده و نشده

معیارهای ارزیابی		معیارهای ارزیابی		معیارهای ارزیابی		ساختار		مدل
CC	CC	N-RMSE ¹	N-RMSE ¹	DC	DC	Epoch /gama	Hn /Sigma	
صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش			
۰/۸۶	۰/۸۹	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۷۰	۰/۷۸	۲۵۰	۶	WT-ANN
۰/۷۵	۰/۸۱	۰/۰۶	۰/۰۱	۰/۵۱	۰/۶۵	۲	۲۴	WT-LSSVM
۰/۸۲	۰/۸۴	۰/۰۵	۰/۰۴	۰/۶۰	۰/۷۱	۲۱۰	۵	ANN
۰/۷۳	۰/۷۹	۰/۰۵	۰/۰۴	۰/۶۰	۰/۶۲	۱	۲۲	LSSVM
۰/۶۰	۰/۶۲	۰/۱۰	۰/۰۸	۰/۴۱	۰/۴۴	-	-	MLR

N-RMSE¹ نشان‌دهنده مقادیر نرمال شده RMSE می‌باشد.



شکل ۸- تغییرات پسماند متوسط روزانه هر ماه برای سال ۱۳۹۶ به‌عنوان داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی برای آینده نزدیک و دور تحت مدل WT-ANN بر اساس سناریوهای تغییر اقلیم و مدل کلاسیک پیش‌بینی

۵- نتیجه‌گیری

به دلیل اهمیت مسئله مدیریت پسماند در جوامع در راستای حفظ محیط‌زیست، اتخاذ برنامه‌های مدیریتی برای جلوگیری از آلودگی آب، خاک، هوا و همچنین کاهش اثرات انتشار گازهای گلخانه‌ای ناشی از مدفن‌های پسماند ضروری می‌باشد. در راستای مدیریت صحیح پسماند، پیش‌بینی کمیت پسماند بالأخص برای افق‌های دور دست آینده امری ضروری می‌باشد، که در مطالعه حاضر این مهم مورد توجه قرار گرفته و از پیش‌بینی برای افق طولانی مدت بهره گرفته شده است. از آنجایی که در دهه‌های اخیر پیش‌بینی پسماند مبتنی بر مدل‌های داده‌محور همچون هوش مصنوعی مورد اقبال جوامع علمی بوده است، در مطالعه حاضر از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان برای پیش‌بینی پسماند بر مبنای پارامترهای اقتصادی (در این مطالعه: درآمد و هزینه خانوارها)، اجتماعی (در این مطالعه: نرخ رشد جمعیت) و شرایط آب و هوایی (در این مطالعه: دما) استفاده شده است. در این راستا برای ارتقا کیفیت داده‌ها و به تبع آن، ارتقا دقت مدل پیش‌بینی از روش موجک برای استخراج ویژگی‌های فصلی مستتر در داده‌ها استفاده شده است. همچنین برای پیش‌بینی پسماند در افق بلندمدت از پیش‌بینی پارامترهای مؤثر در تولید پسماند در آینده بهره گرفته شده است. بدین ترتیب پیش‌بینی جمعیت با استفاده از روش تصاعد حسابی بر مبنای نرخ رشد جمعیت در سال‌های آموزش مدل انجام شده است. پارامتر هزینه و درآمد با استخراج روند پیش‌بینی برای آینده توسعه داده شده است و نهایتاً پارامتر دما بر اساس نتایج حاصل از تغییر اقلیم در آینده بر اساس دو سناریوی افزایش دمایی در پیش‌بینی پسماند برای آینده مورد استفاده قرار گرفت. بدین ترتیب پیش‌بینی پسماند در مطالعه حاضر بر اساس دو ایده جدید استفاده از روش پیش-پردازش موجک و پیش‌بینی پسماند برای افق طولانی مدت با رویکرد استفاده از داده‌ها در آینده دور مورد استفاده قرار گرفت. نتایج مطالعه حاکی از عملکرد خوب مدل ANN در ترکیب با روش پیش‌پردازش موجکی در پیش‌بینی پسماند بود که در مقایسه با روش‌های کلاسیک و ANN بدون پیش‌پردازش نتایج بهتری ارائه داد. علاوه بر آن مقایسه دو روش ANN و LSVM نشان داد در مورد پدیده تولید پسماند مدل ANN عملکرد مناسب‌تری دارد. از آنجایی که در سال‌های اخیر مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با لایه‌های بیشتر تحت عنوان یادگیری عمیق پیشرفت زیادی داشته است، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده از چنین مدل‌هایی نیز بهره گرفته شود.

۶- مراجع

- مینوسپهر م، عزیزاده م، طالب بیدختی ن، "ارزیابی تکنیک‌های هوش محاسباتی در پیش‌بینی سرانه تولید پسماند (مطالعه موردی: استان هرمزگان)"، نشریه مهندسی عمران و محیط زیست دانشگاه تبریز، ۱۳۹۷، ۴۸ (۱)، ۶۷-۷۵.
- Abbasi M, Abduli M, Baghvand A, "Forecasting municipal solid waste generation by hybrid support vector machine and partial least square model", *International Journal of Environmental Research*, 2012, 7 (1), 27-38.
- Abbasi M, Abduli M, Omidvar B, Baghvand A, "Results uncertainty of support vector machine and hybrid of wavelet transform-support vector machine models for solid waste generation forecasting", *Environmental Progress and Sustainable Energy*, 2014, 33 (1), 220-228.
- Abdoli MA, Falah Nezhad M, Salehi Sede R, Behboudian S, "Longterm forecasting of solid waste generation by the artificial neural networks", *Environmental Progress and Sustainable Energy*, 2012, 31 (4), 628-636.
- Adeleke O, Akinlabi SA, Jen TC, Dunmade I, "Prediction of municipal solid waste generation: an investigation of the effect of clustering techniques and parameters on ANFIS model performance", *Environmental Technology*, 2020. DOI: 10.1080/09593330.2020.1845819.
- Azadi S, Karimi-Jashni A, "Verifying the performance of artificial neural network and multiple linear regression in predicting the mean seasonal municipal solid waste generation rate: A case study of Fars province", *Iran. Waste Management*, 2016, 48, 14-23.
- Azarmi S, Oladipo A, Vaziri R, Alipour H, "Comparative modelling and artificial neural network inspired prediction of waste generation rates of hospitality industry: The Case of North Cyprus", *Sustainability* 2018, 10, 2965. DOI:10.3390/su10092965.
- Beigl P, Lebersorger S, Salhofer S, "Modelling municipal solid waste generation: A review", *Waste Management*, 2008, 28 (1), 200-214.
- Hagan MT, Menhaj MB, "Training feed forward networks with the Marquardt algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 6, 861-867.
- Kim T, Valdes JB, "Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks", *Journal of Hydrologic Engineering*, 2003, 8 (6), 319-328.
- Legates D, McCabe G, "Evaluating the use of 'goodness-of-fit' Measures in hydrologic and hydro climatic model validation", *Water Resources Research*, 1999, 35 (1), 233-241.
- Noori R, Abdoli M, Farokhnia MA, Abbasi M, "Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network", *Expert Systems with Applications*, 2009, 36 (6), 9991-9999.
- Noori R, Karbassi A, Salman Sabahi M, "Evaluation of PCA and Gamma test techniques on ANN operation for weekly solid waste prediction", *Journal of*

- Environmental Management, 2010, 91 (3), 767-771.
- Nourani V, Andalib G, "Daily and monthly-suspended sediment load predictions using wavelet based artificial intelligence approaches", Journal of Mountain Science, 2015, 12 (1), 85-100.
- Nourani V, Razzaghzadeh Z, Baghanam AH, Molajou A, "ANN-based statistical downscaling of climatic parameters using decision tree predictor screening method", Theoretical and Applied Climatology, 2019, 137 (3-4), 1729-1746.
- Song J, He J, Zhen J, "Real-time data assimilation for improving linear municipal solid waste prediction model: a case study in Seattle", Journal of Energy Engineering, 2015, 141 (4), 05014002.
- Vapnik V, Cortes C, "Support vector networks", Machine Learning, 1995, 20, 1-25.
- Yetilmezsoy K, Ozkaya B, Cakmakci M, "Artificial intelligence-based prediction models for environmental engineering", Neural Network World, 2011, 21 (3), 193-218.
- Younes MK, Nopiah ZM, Ahmad Basri NE, Basri H, Abushammala MFM, Maulud KNA, "Solid waste forecasting using modified ANFIS modeling", Journal of the Air and Waste Management Association, 2015, 65 (10), 1229-1238.

EXTENDED ABSTRACT

Predicting Waste Generation Rate in Tabriz Using Artificial Intelligence (ANN and SVM) Methods and Wavelet Preprocessing for a Long Time

Aida Hosseini Baghanam *

Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz 5166616471, Iran

Received: 26 February 2021; **Review:** 10 June 2021; **Accepted:** 19 June 2021

Keywords:

Solid waste, Tabriz, ANN, SVM, LSSVM, Population, Household income-expenditure, Wavelet.

1. Introduction

Numerous parameters affect the solid waste production rate, including weather-climate parameters and parameters related to people's economical-social and cultural conditions, format, and detail of the city population, lifestyle, etc.

In studying the effects of the mentioned criteria on the waste production rate, classic methods cannot analyze the time-based changes in parameters and the dynamic changes in solid waste production rate. On the other hand, the lack of precise data, an overall plan on solid waste management increases the need for a dynamic method. Linear regression is not a decent method in this research because of the seldom linear relation between parameters. A method, including modern estimation methods and models, is needed to omit the mentioned errors.

ANN and LSSVM are for modeling in this research. Considering the significant part of seasonal patterns, using a preprocessing method that can extract such patterns can improve modeling; therefore, using the WT-ANN method can help.

2. Methodology

This research occurs in Tabriz city, Iran, a metropolis with a population of about 1.8 million. National ministry researches show that waste disposal per capita is about 700g/day in Tabriz city. The past data trend forecasts population and income- expenditure data. This research used the climate change approach to apply future weather and climate conditions (Nourani et. al., 2019).

Based on a review of the technical literature and the possibility of data access, the input parameters to the forecasting model are considered in three categories as economic variables (including household income-expenditure), social (including population), and climate (including the average monthly temperature variable). Statistical data on monthly changes in the population and Income-expenditure and culture were obtained from the related organizations. People's culture and weather conditions were also involved in the research via the count of graduates and literates and the temperature data. The amount of waste production monthly data for the years 2010 to 2017 was obtained from the Waste Management Organization of Tabriz.

Population, income-expenditure forecasted as the past trend continues. The climate change approach is also used to apply future climate conditions (Nourani et. al., 2019). Due to fluctuations and various factors that affect waste generation, estimating the generated amount is a challenging and vital issue.

Knowing the amount of predicting solid waste production is one of the key factors to build landfills. According to the extracted data, the amount of solid waste generated in Tabriz city has increased from 900 tons

* Corresponding Author

E-mail addresses: hosseinibaghanam@tabrizu.ac.ir (Aida Hosseini Baghanam).

to 1149 tons yearly from 2005 to 2017. This study uses artificial intelligence models approaching climate change effects using preprocessed data with the wavelet method's help. ANN and LSSVM were the primary artificial intelligence modeling system in this study. With the extracted data as variable parameters, the mentioned modeling system can predict solid waste production. The pre-fed three-layered Perceptron neural network and LSSVM are the models in this research. The models' performances are compared by Determination Coefficient and Root mean Square Error.

3. Results and discussion

Population growth and the future population were predicted with different methods. And the amount of trash produced per capita is assumed the same as now, which is 700 gram/person/day. The temperature prediction results from Nourani et al. (2019) are used to insert the effect of temperature conditions. ANN and LSSVM, models with the ability to extract the non-linear patterns hidden in the in/output data, are used to predict solid waste production.

MLR method was also used in this research to compare artificial intelligence.

The results showed the advantage of ANN over LSSVM; therefore, the superiority of WT-ANN compared to other models used in this research.

Monthly solid waste production for years 2050 and 2100 according to scenarios RCP4.5 and RCP 8.5 were predicted. (Fig. 1.)

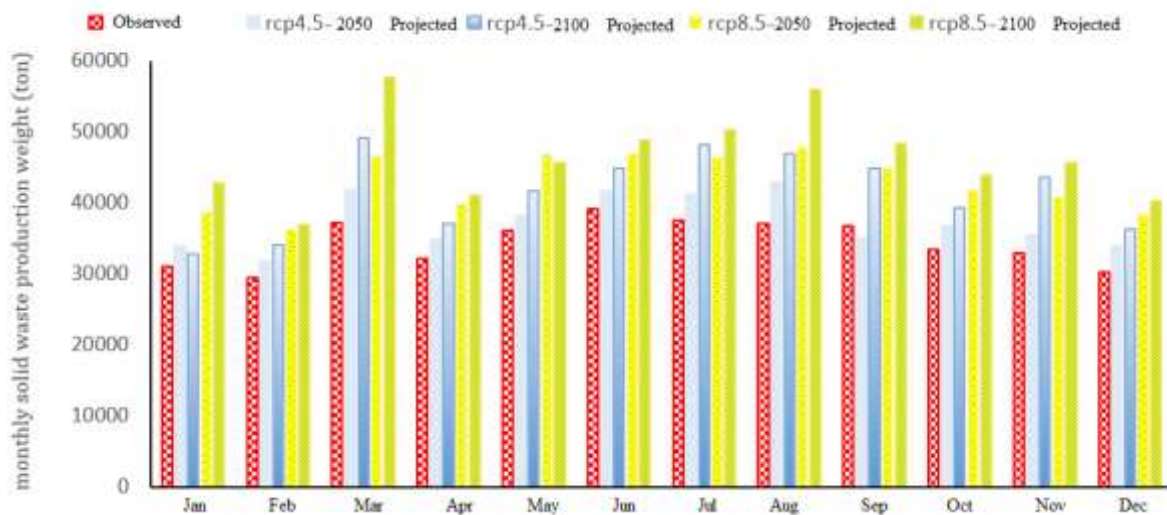


Fig. 1. Monthly production of solid waste for 2050 and 2100 according to RCP 4.5 and RCP8.5

Local population increase made by tourism, Holiday shopping on some occasions can cause increment solid waste production. In winters, the productions subside because of the low tourism activity and the different use patterns at this time of the year.

4. Conclusions

Less solid waste production in RCP 4.5 predictions comparing to RCP 8.5 shows that with worse climate change situations and an increase in temperature, the solid waste production increases as well.

Fig. 2 compares the prediction models such as ANN and Classic models only according to population increase and solid waste production per capita.

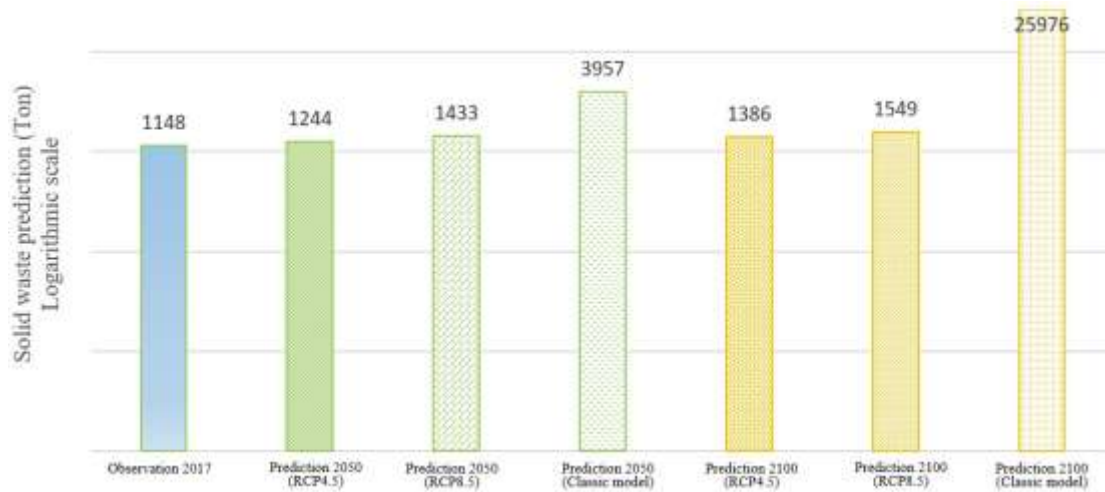


Fig. 2. Daily solid waste production for every month in 2017 with WT-ANN based modeling according to climate change scenarios and classic prediction model

5. References

- Nourani V, Razzaghzadeh Z, Baghanam AH, Molajou A, "ANN-based statistical downscaling of climatic parameters using decision tree predictor screening method", *Theoretical and Applied Climatology*, 2019, 137 (3-4), 1729-1746.
- Younes MK, Nopiah ZM, Ahmad Basri NE, Basri H, Abushammala MFM, Maulud KNA, "Solid waste forecasting using modified ANFIS modeling", *Journal of the Air and Waste Management Association*, 2015, 65 (10), 1229-1238.