



پیش بینی و مدلسازی غلظت آلاینده مونوکسید کربن با تلفیق شبکه عصبی - فازی تطبیقی و سیستم اطلاعات جغرافیایی

الهه خزاعی^{۱*}، علی اصغر آل شیخ^۲، محمد کریمی^۳، محمد حسن وحیدنیا^۴

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲. دانشیار دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳. استادیار دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۴. دانشجوی دکتری سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

مشخصات مقاله

پیشینه مقاله:

دریافت: ۱۴ مهر ۱۳۹۰

پذیرش: ۹ اردیبهشت ۱۳۹۱

دسترسی اینترنتی: ۲۰ دی ۱۳۹۱

واژه‌های کلیدی:

آلودگی هوا

شبکه عصبی - فازی تطبیقی

سیستم فازی

کریچینگ

سیستم اطلاعات جغرافیایی

چکیده

امروزه آلودگی هوا اصلی‌ترین چالش محیطی در کلان شهرها به شمار می‌رود. بنابراین پایش و پیش‌بینی پارامترهای کیفیت هوا در مناطق شهری امری ضروری است. این مهم به عوامل متعددی از قبیل توپوگرافی، اقلیم، جمعیت و شبکه حمل و نقل بستگی دارد که نحوه تعامل این عوامل مکانی به عنوان پدیده‌ای دینامیک، غیرخطی و دارای ابهام عنوان شده است. در این تحقیق با به کارگیری شبکه فازی-عصبی و GIS، دانش حاکم بر محیط را در قالب قوانین فازی، از داده‌ها استخراج نموده و با استفاده از این قوانین، غلظت آلاینده مونوکسید کربن پیش‌بینی و مدلسازی شد. منطقه مورد مطالعه شهر تهران در نظر گرفته شد. برای انجام این کار داده‌های هواشناسی ۶ ایستگاه پایش موجود در سطح شهر در فصل تابستان برای چهار سال متوالی به طور جداگانه به منظور آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفت. برای هر ایستگاه قوانین فازی (سوگنو و ممدانی) آن استخراج شده و غلظت آلاینده با استفاده از آن قوانین تخمین زده شد. به علت اینکه پیش‌بینی در ایستگاه‌ها صورت می‌گیرد، در نهایت برای مدلسازی مکانی غلظت در محدوده مورد مطالعه از روش لاگ کریچینگ استفاده شده است. میانگین جذر متوسط مربع خطا (RMSE) مجموعه ایستگاه‌ها با قوانین سوگنو، ۱/۴۴۵ ppm و با قوانین ممدانی، ۱/۳۷۴ ppm به دست آمد.

* Ekhknt@yahoo.com: پست الکترونیکی مسئول مکاتبات

مقدمه

مدل شبکه عصبی برای آموزش پارامترهای سیستم فازی (پارامترهای مجموعه‌های فازی، قوانین فازی و وزن‌های این قوانین) از طریق روش تکراری به کار برده می‌شود (۲۵). شبکه فازی - عصبی تطبیقی یکی از پرکاربردترین نوع سیستم فازی - عصبی ترکیبی می‌باشد.

در سال‌های اخیر در زمینه استفاده از شبکه عصبی - فازی تطبیقی به منظور پیش بینی غلظت آلاینده‌های موجود در هوا مطالعات گوناگونی صورت گرفته است. مورابیتو و ورساکی (۲۱) در سال ۲۰۰۳ سیستم عصبی - فازی را برای مدل کردن و پیش‌بینی غلظت هیدروکربنات در ناحیه‌ای از یکی از شهرهای ایتالیا پیشنهاد کردند. هیو و کیم (۱۵) در سال ۲۰۰۴ با استفاده از شبکه عصبی و سیستم فازی ماکزیمم غلظت روزانه ازن را پیش‌بینی نمودند. بیلدیریم و دیگران (۳۰) در سال ۲۰۰۶ با استفاده از روش عصبی - فازی میزان آلودگی O₂S و کل ذرات معلق (TSP) یکی از شهرهای ترکیه بر اساس اثرات فاکتورهای هوا سنجی تخمین زدند. جین و دیگران (۱۶) در سال ۲۰۱۰ مدل عصبی - فازی را برای پیش‌بینی متوسط یک ساعته غلظت مونوکسید کربن مورد استفاده قرار دادند. تامیک و دیگران (۲۴) در سال ۲۰۱۲ نیز از قابلیت سیستم استنتاج عصبی فازی برای تخمین غلظت آلاینده مونوکسیدکربن با استفاده از پارامترهای هواشناسی و ترافیکی استفاده نمودند.

سیستم اطلاعات مکانی به عنوان یک ابزار توانمند و کارآمد در طراحی و ایجاد پایگاه اطلاعات آلودگی هوا به منظور جمع‌آوری، ذخیره، بازیابی و تجزیه و تحلیل آلودگی هوا معرفی می‌شود. از روش‌های مدلسازی آلودگی هوا با استفاده از GIS می‌توان به درونیابی مکانی (جانسن ۱۹)؛ گوارتز (۱۳)، مدل‌های مربوط به انتشار و پراکندگی (اکسیون ۲۹)؛ البیر (۱۰)؛ ونجون (۲۷) و مدل رگرسیون کاربری (اسمیت و دیگران ۲۳)؛ برار (۴)؛ جرت (۲۰) اشاره نمود.

در تحقیقات انجام شده با شبکه عصبی - فازی تطبیقی برای پیش‌بینی پارامترهای کیفیت هوا، قوانین فازی در سیستم استنتاج فازی سوگنو ایجاد شده است. از آنجایی که قسمت نتیجه‌ی قوانین این سیستم یک فرمول ریاضی بوده و چارچوبی برای نمایش دانش بشری فراهم نمی‌کند، بنابراین در این

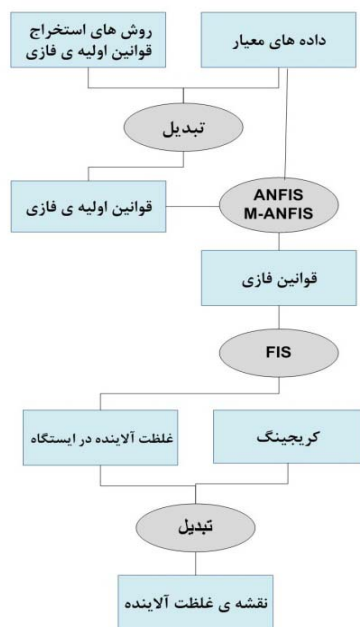
آلودگی هوا امروزه به عنوان یکی از مهم‌ترین مشکلات جوامع بشری مطرح می‌باشد. گسترش شهرنشینی، توسعه شهرها، افزایش جمعیت، توسعه فعالیت‌های صنعتی و افزایش مصرف سوخت‌های فسیلی، کمبود سیستم حمل‌ونقل عمومی کارا، کیفیت کم سوخت و تراکم ترافیک باعث شده که روزانه حجم وسیعی از آلاینده‌های غیر سازگار با مکانیسم‌های طبیعی در هوا تخلیه گردد (۱۶). آلودگی هوا پیامدهای زیان‌باری بر محیط زیست و سلامتی انسان‌ها دارد.

کیفیت هوا به طور روزانه در تغییر است؛ حتی در مواقعی که مقدار ورود آلاینده‌ها به هوا ثابت است عوامل تعیین کننده تغییرات آب‌وهوایی مانند سرعت باد، جهت باد، نیمرخ حرارتی توده‌های هوا، مقدار انرژی خورشیدی به منظور انجام واکنش‌های فتوشیمیایی، مدت زمان دوام باد یا بارندگی به طور ویژه‌ی کیفیت هوا را تغییر می‌دهند (۱).

امروزه با پیشرفت سریع علم و فناوری هوش محاسباتی از اهمیت روزافزونی برخوردار گشته‌اند. هوش محاسباتی سعی در شبیه‌سازی و بازسازی مشخصات هوش از قبیل یادگیری و تطبیق آن دارد. شاخه‌های اصلی آن منطق فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های تکاملی می‌باشد. تحقیقات در الگوریتم‌های ترکیبی از موضوعات مهم در مطالعات هوش محاسباتی می‌باشد. امکانات زیادی برای ترکیب تکنولوژی‌های ذکر شده وجود دارد (۵ و ۹). با ترکیب منطق فازی و شبکه‌ی عصبی به علت خاصیت تکمیل‌پذیری این دو سیستم، می‌توان از مزایای دو سیستم توأم استفاده نمود (۳۱). منطق فازی مکانیسم استنتاج را تحت عدم قطعیت شناخت انجام می‌دهد و شبکه عصبی نیز قابلیت‌هایی از قبیل یادگیری، انطباق، پردازش موازی را دارا می‌باشد. سیستم ترکیبی شبکه فازی - عصبی نامیده می‌شود (۱۲). از مزایای سیستم فازی - عصبی می‌توان به استفاده از هر نوع اطلاعات (عددی، منطقی، متغیر زبانی و...)، مدیریت اطلاعات غیر دقیق، ناقص و مبهم، توانایی یادگیری، تقلید از فرآیند تصمیم‌گیری بشر اشاره نمود (۱۶ و ۱۷). می‌توان سیستم فازی - عصبی ترکیبی (Neuro-Fuzzy Hybrid Systems) را به عنوان مهم‌ترین سیستم فازی - عصبی معرفی نمود که کاربردهای زیادی در زمینه‌های مختلف دارد. در این

روش تحقیق

در شکل ۱ چارچوب کلی مدل مورد استفاده نمایش داده شده است. که در ادامه چگونگی آن تشریح می شود.



شکل ۱. مراحل انجام تحقیق

اخذ و آماده سازی داده

ایستگاه های پایش پارامترهای کیفیت هوا واقع در شهر تهران زیر نظر سازمان حفاظت محیط زیست و شرکت کنترل کیفیت هوا وابسته به شهرداری تهران می باشد. ایستگاه های سازمان حفاظت محیط زیست علاوه بر پارامترهای کیفیت هوا به طور همزمان پارامترهای هواشناسی را نیز پایش می کنند. از آنجایی که غلظت آلاینده های موجود در هوا به پارامترهای هواشناسی بستگی دارد و میزان این پارامترها در فصول مختلف متفاوت است، برای نمونه فصل تابستان در نظر گرفته شد. داده های هواشناسی (دما، رطوبت، فشار، سرعت باد، جهت باد) و غلظت آلاینده مونوکسید کربن ایستگاه های واقع در شهر تهران برای فصل تابستان برای چهار سال متوالی (۸۶-۸۹) از سازمان حفاظت محیط زیست که شامل ۶ ایستگاه پایش ثابت آلودگی هوا و همچنین داده های غلظت آلاینده مونوکسید کربن از شرکت کنترل کیفیت هوا که شامل ۱۸ ایستگاه ثابت سنجش آلودگی هوا که در سطح شهر پراکنده می باشد، تهیه شد. شکل ۲ محل ایستگاه ها را نشان می دهد.

تحقیق علاوه بر قوانین فازی سوگنو، قوانین در سیستم استنتاج فازی ممدانی نیز ایجاد گردید که درک و تفسیر پذیری آن آسان باشد. همچنین در این تحقیقات غلظت آلاینده در یک یا چند ایستگاه به شکل گسسته پیش بینی شده است که در این تحقیق با انجام لاگ کریجینگ، نقشه پیش بینی غلظت آلاینده در محدوده مورد مطالعه به دست آمد.

مونوکسید کربن گازی بی رنگ، بی بو و بی طعم است. مطالعات نشان می دهد که بیش از ۷۰ درصد از مونوکسید کربن منتشر شده در هوا در جریان عملیات حمل و نقل و حرکت خودروها تولید می شود (۱). این گاز باعث ایجاد اختلال در تهیه اکسیژن مورد نیاز بافت های بدن می شود. گاز مونوکسید کربن در هوای آزاد و به مقدار کم، زندگی بیماران قلبی و ریوی را به خطر می اندازد و در افراد سالم باعث سردرد، سرگیجه، خستگی زیاد و تحریک اعصاب می شود.

به علت اهمیت پیش بینی و مدل سازی مکانی پارامترهای کیفیت هوا، در این تحقیق با بهره گیری از شبکه فازی-عصبی تطبیقی و GIS، قوانین موجود بر ایستگاه های پایش، بر اساس پارامترهای هواشناسی از داده ها استخراج نموده و با استفاده از این قوانین، غلظت مونوکسید کربن، پیش بینی و مدل سازی شد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

شهر تهران از آلوده ترین شهرهای جهان به شمار می رود. این شهر دارای مساحتی حدود ۷۳۰ کیلومتر مربع است که در $51^{\circ} 06'$ تا $51^{\circ} 38'$ طول شرقی و $35^{\circ} 34'$ تا $35^{\circ} 51'$ عرض شمالی قرار گرفته است. عوامل متعددی در آلودگی شهر تهران مؤثرند که در بین آنها عوامل جغرافیایی و هواشناسی حائز اهمیت اند. کوه های اطراف به خصوص کوه های البرز در شمال که تهران را احاطه کرده اند مانند سدی عمل می کنند و باعث تجمع آلاینده ها در سطح شهر می شوند. همچنین عوامل هواشناسی از جمله وارونگی های دمایی و استقرار مداوم سامانه های پر فشار همراه با هوای پایدار در دوره های سرد سال باعث افزایش آلاینده های هوا می شوند (۳). همچنین در تهران آلودگی هوا تحت تأثیر از تردد وسایل نقلیه می باشد (۱).

روش‌های متفاوتی وجود دارد که در این تحقیق از روش خوشه‌بندی کاهشی، تقسیم‌بندی گریدی و تقسیم‌بندی فضای ورودی - خروجی استفاده شده است. همچنین در روش‌های خوشه‌بندی امکان ایجاد توابع عضویت با همپوشانی زیاد وجود دارد که با استفاده از روش کاهش تعداد توابع عضویت برای هر متغیر، تفسیرپذیری قوانین بهبود یافت. در ادامه هر یک از موارد فوق به اختصار تشریح می‌شود.

روش خوشه‌بندی کاهشی

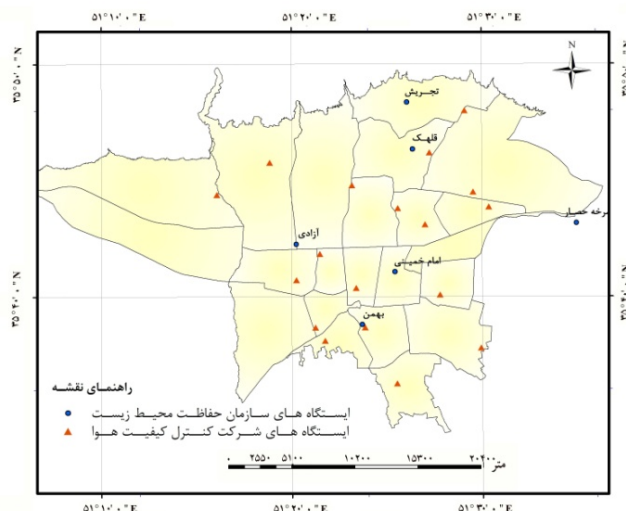
خوشه‌بندی کاهشی یکی از روش‌های معمول ایجاد قوانین فازی اولیه می‌باشد. این الگوریتم فرم تغییر یافته الگوریتم Mountain است. در این الگوریتم هر نقطه به عنوان یک پتانسیل برای مرکز خوشه در نظر گرفته می‌شود. پتانسیل تخصیص داده شده به مرکز هر خوشه به فاصله آن از نقاط دیگر وابسته است. بعد از محاسبه پتانسیل برای هر نقطه، نقطه‌ای که دارای بالاترین پتانسیل است به عنوان مرکز خوشه انتخاب می‌شود. پس از آن اندازه‌ی پتانسیل هر نقطه تصحیح می‌شود، به طوری که پتانسیل داده‌هایی که نزدیک اولین مرکز خوشه هستند به طور چشمگیری کاهش می‌یابد (۱۴).

پس از تصحیح پتانسیل، مرکز خوشه بعدی با دارا بودن بیشترین پتانسیل انتخاب می‌شود. روند اخذ خوشه جدید و تصحیح پتانسیل تا وقتی ادامه پیدا می‌کند که پتانسیل تمام نقاط زیر کسری از پتانسیل مرکز اولین خوشه باشد. حاصل خوشه‌بندی فازی k مرکز خوشه به ابعاد مجموع تعداد متغیرهای ورودی و خروجی است. برای هر خوشه یک قانون تعریف می‌شود که رفتار سیستم را نشان می‌دهد (۷).

روش تقسیم‌بندی گریدی

روش تقسیم‌بندی گریدی دارای ساختار گریدی می‌باشد. تفسیرپذیری آن آسان است و به طور گسترده برای ایجاد قوانین فازی استفاده می‌شود. این روش برای تقسیم‌بندی فضای ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد که در سیستم فازی سوگنو کاربرد دارد.

مشکل اساسی آن این است که با افزایش تعداد متغیرهای ورودی، تعداد قوانین به صورت نمایی افزایش می‌یابد. برای



شکل ۲. موقعیت ایستگاه‌های پایش واقع در شهر تهران

داده‌های جمع‌آوری شده با فاصله‌ی زمانی یک ساعته بودند و به علت اینکه در این تحقیق متوسط غلظت ۸ ساعته مونوکسید کربن تخمین زده می‌شود، میانگین ۸ ساعته داده‌ها محاسبه شد، بدین ترتیب که هر روز سه نوبت ۸ ساعته از ۱۲ شب تا ۸ صبح، از ۸ صبح تا ساعت ۱۶ بعد از ظهر و از ساعت ۱۶ تا ۲۴ در نظر گرفته شد. داده‌های ایستگاه‌های سازمان حفاظت محیط زیست برای آموزش شبکه و داده‌های شرکت کنترل کیفیت هوا برای ارزیابی دقت مدل پیاده‌سازی شده، مورد استفاده قرار گرفت.

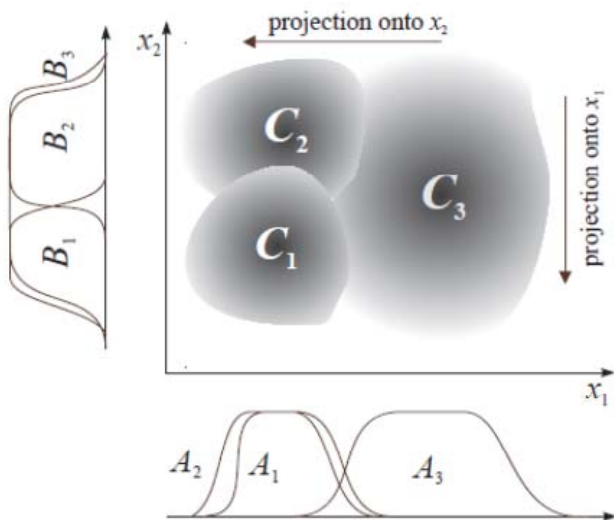
انتخاب پارامترهای ورودی

به علت اینکه در شبکه عصبی - فازی، تعداد زیاد ورودی‌ها باعث کاهش شفافیت مدل و افزایش پیچیدگی محاسبات می‌شود (۱۸)، پارامترهایی که تأثیرپذیری بیشتری بر غلظت آلاینده مورد نظر دارند، انتخاب گردید. برای انتخاب پارامترهای مناسب با توجه به پارامترهای موجود برای هر ایستگاه و با استفاده از ماتریس همبستگی، میزان همبستگی مونوکسید کربن به پارامترهای هواشناسی سنجیده شد.

روش‌های استخراج قوانین اولیه فازی

در سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی قانون‌ها و توابع عضویت اولیه باید مشخص باشد و این سیستم فقط پارامترهای توابع عضویت را بهینه می‌کند. برای تعیین قانون‌ها و توابع عضویت اولیه از داده‌ها (بدون دانش کارشناسی)

در این رابطه λ نشان دهنده هر متغیر، i و k نشان دهنده تابع عضویت آن متغیر و نمایانگر داده های آن متغیر می باشد. اگر مقدار $\lambda > 0$ باشد، آن دو تابع عضویت دارای همپوشانی زیادی هستند و تابع عضویت جدیدی با میانگین گیری پارامترهای آن دو تابع عضویت، جایگزین آن دو مجموعه فازی می کنیم. λ را مقداری بین $0/6$ تا $0/8$ تعریف می کنند. بدین ترتیب بدون اینکه دقت تغییر محسوسی کند، تفسیرپذیری قانون افزایش می یابد (۶).



شکل ۳. توابع عضویت اضافی که به وسیله خوشه بندی به وجود می آید (۲۲).

شبکه عصبی - فازی

تمام تکنیک های ترکیبی شبکه عصبی و سیستم های فازی، شبکه عصبی - فازی نامیده می شود. ترکیب های مختلف این تکنیک ها، سیستم های متفاوتی از قبیل سیستم های عصبی فازی Concurrent, Cooperative و ترکیبی را به وجود آورده است. روش های مختلفی برای توسعه سیستم های عصبی فازی ترکیبی وجود دارد، بر اساس تحقیقات اخیر هر محقق مدل های خاص خود را تعریف کرده است (۲۵). دو روش معمول توسعه سیستم های عصبی فازی ترکیبی که در این تحقیق مورد استفاده قرار می گیرند، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی ممدانی (M-ANFIS) می باشد.

هر قانون تعدادی پارامتر باید بهینه شود که با افزایش تعداد متغیرها تعداد پارامترهای زیادی در الگوریتم های یادگیری باید بهینه شود. تعداد زیاد قوانین فازی تفسیرپذیری سیستم را کاهش می دهد. بنابراین این روش برای مجموعه داده ها با ابعاد کم و پوشش خوب مناسب است (۲۸).

روش تقسیم بندی فضای ورودی و خروجی

این روش که توسط ونگ و مندل (۲۶) در سال ۱۹۹۲ ارائه گردیده است، با تقسیم بندی فضای ورودی و خروجی به استخراج توابع عضویت و قوانین فازی می پردازد. مراحل انجام این روش به طور مختصر عبارت است از:

- تقسیم دامنه متغیرها به m (می تواند از یک متغیر به متغیر دیگر متفاوت باشد) ناحیه فازی.
- تعیین درجه عضویت هر داده آموزشی به ناحیه های مختلف و سپس برای هر متغیر تابع عضویتی که دارای درجه عضویت ماکزیمم است انتخاب می شود. بنابراین برای هر داده آموزشی یک قانون ایجاد می شود.
- نسبت دادن درجه به هر قانون که از ضرب درجه عضویت متغیرهای ورودی و خروجی هر قانون به دست می آید.

- انتخاب قانون با ماکزیمم درجه از بین قوانینی که دارای ناسازگاری با یکدیگر می باشند. (منظور از قوانین ناسازگار قوانینی است که دارای مقدمه یکسان ولی نتیجه متفاوت است) بدین ترتیب قوانین فازی ایجاد می شود (۲ و ۲۵).

کاهش تعداد توابع عضویت برای هر متغیر و ساده سازی قوانین

در روش های خوشه بندی امکان ایجاد توابع عضویت با همپوشانی زیاد برای یک متغیر وجود دارد که این توابع عضویت تفسیرپذیری قوانین را کاهش می دهد (شکل ۳) بنابراین برای حذف این توابع عضویت از رابطه ۱ استفاده می شود (۶ و ۲۲):

$$S(A_{ij}, A_{kj}) = \frac{\sum_{j=1}^L \min\{u_{ij}(x_{ji}), u_{kj}(x_{ji})\}}{\sum_{j=1}^L \max\{u_{ij}(x_{ji}), u_{kj}(x_{ji})\}} \quad [1]$$

خوشه‌بندی k-means برای انتخاب داده‌های آموزشی

از آنجایی که داده‌هایی که برای آموزش شبکه به کار می‌رود، باید نمونه‌ای از کل جامعه باشند و تمام مشخصه‌های جامعه را دارا باشند، برای انتخاب داده‌های آموزشی از روش خوشه‌بندی k-means استفاده شد تا بتوان به طور اتوماتیک داده‌های مورد نیاز را از بین مجموعه داده‌ها انتخاب کرد. روند انجام این کار در زیر شرح داده شده است.

پس از استاندارد نمودن داده‌ها الگوریتم خوشه‌بندی بر روی داده‌ها اعمال می‌شود. تعداد داده‌های هر خوشه متفاوت است بنابراین با توجه به تعداد داده‌های هر خوشه آن‌ها را به عنوان داده آموزشی، چک و تست انتخاب می‌کنیم.

برای انتخاب داده‌های آموزشی ماتریس فاصله به دست آمده برای داده‌های هر خوشه نسبت به مرکز آن را به صورت نزولی مرتب نموده و سپس اولین عدد که بیشترین فاصله را از مرکز خوشه دارد به عنوان داده آموزشی انتخاب می‌شود، اگر فاصله عدد دوم از عدد اول از آستانه از پیش تعریف شده کمتر بود عدد دوم انتخاب نمی‌شود و اگر بیشتر بود انتخاب می‌شود. انتخاب داده آموزشی تا جایی ادامه می‌یابد که به تعداد مورد نظر، داده آموزشی برای آن خوشه در نظر گرفته شود. اگر تمام داده‌ها بررسی شد و تعداد داده مورد نیاز حاصل نشد (یعنی فاصله بقیه داده‌ها از داده‌های آموزشی کوچک‌تر از حد آستانه انتخاب شده بود) به تعداد مورد نیاز، به صورت تصادفی از بین مجموعه داده باقیمانده، داده انتخاب می‌شود. پس از انتخاب داده‌های آموزشی، باقیمانده‌ی داده‌ها به صورت تصادفی به داده‌های چک و تست تقسیم می‌گردد. این کار برای تمام خوشه‌ها انجام شد. حد آستانه تعریف شده برای هر خوشه متفاوت است و از رابطه‌ی ۲ به دست می‌آید.

$$\varepsilon = \frac{\text{Max}_{X \in C_i} (\text{dist}(X, C_i))}{10} \quad [2]$$

که در این رابطه C_i مرکز خوشه i ام و C_i خوشه i ام را نمایش می‌دهد (۱۱).

مدلسازی غلظت آلایند

غلظت مونوکسید کربن در ایستگاه‌ها، با استفاده از قوانین ممدانی و فازی تولید شده برای فاصله زمانی ۸ ساعته در فصل

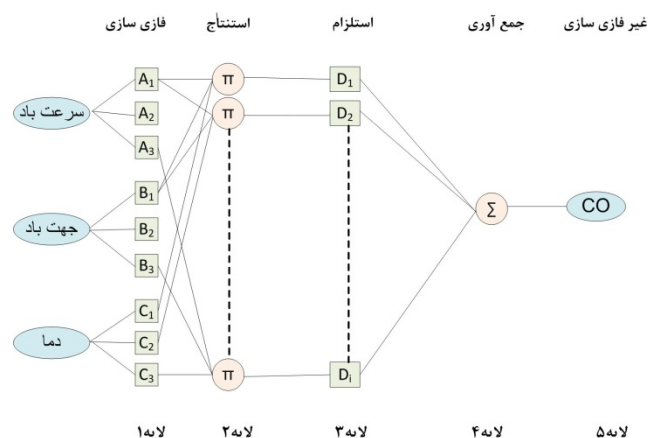
سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) در سال ۱۹۹۳ توسط جنگ (۱۷) معرفی شد. به عنوان یک ساختار قاعده‌مند و مناسب برای شناسایی سیستم‌ها و مدلسازی غیر خطی آن‌ها به فرم فازی توجه زیادی را به خود جلب کرده است. این سیستم برای اجرای سیستم فازی سوگنو در ساختار شبکه عصبی استفاده می‌شود.

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی ممدانی (M-ANFIS) در سال ۲۰۰۹ توسط چا و همکاران معرفی شد. این مدل تعمیمی از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی است که برای اجرای سیستم فازی ممدانی در ساختار شبکه عصبی استفاده می‌شود (۵).

قانون‌های فازی در این شبکه‌ها باید مشخص باشد، این مدل‌ها تنها توابع عضویت را برای مقدم و مؤخر قانون را مشخص می‌کنند.

روش‌های مختلفی برای تغییر و بهینه کردن پارامترها این مدل‌ها وجود دارد مثلاً استفاده از روش پس انتشار خطا برای برآورد کلیه پارامترها، روش پس انتشار خطا و یک عبور روش کمترین مربعات، ترکیب روش پس انتشار خطا و کمترین مربعات و همچنین روش کمترین مربعات ترکیبی. انتخاب روش مناسب بستگی به رابطه بین پیچیدگی محاسبات و عملکرد نتایج دارد (۵).

به طور کلی ساختار عمومی سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی را می‌توان به صورت شکل ۴ نمایش داد. این ساختار برای سه متغیر ورودی و برای هر متغیر، سه تابع عضویت رسم شده است.



شکل ۴. ساختار کلی سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (۵)

ارزیابی دقت مدل

برای ارزیابی مدل پیشنهادی به دو طریق عمل شد:

• قوانین تولید شده در هر ایستگاه با داده های تست همان ایستگاه با روش های آماری ارزیابی شد. دقت هر ایستگاه به طور جداگانه بررسی شد.

• دقت پیش بینی غلظت آلاینده تمام ایستگاه ها به طور همزمان، برای چند روز متفاوت در محل ایستگاه های شرکت کنترل کیفیت هوا با روش های آماری بررسی شد.

به علت نداشتن داده در نقاط بیشتری، برای ارزیابی دقت آن به همین نقاط بسنده می کنیم. در زیر روش های آماری استفاده شده برای ارزیابی دقت را به طور مختصر شرح داده می شود.

روش های آماری ارزیابی دقت

از روش های آماری می توان به جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، index of agreement (IA)، میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین بایاس خطا (MBE)، Fractional bias اشاره نمود. در زیر به توضیح این روش ها می پردازیم:

روش IA با استفاده از فرمول ۷ به دست می آید:

$$d=1-\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad [7]$$

که در آن P_i مقدار پیش بینی شده و O_i مقدار مشاهده شده و \bar{O} میانگین مشاهدات است. مقدار آن بین صفر (عدم پذیرش) و یک (پذیرش کامل سری زمانی) است (۱۶). جذر میانگین مربع خطا اندازه واقعی خطای تولید شده را نشان می دهد. از فرمول ۸ به دست می آید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad [8]$$

یک مدل خوب باید جذر میانگین مربع خطا متمایل به صفر داشته باشد (۱۶).

میانگین خطای بایاس درجه تطابق بین میانگین پیش بینی و میانگین مشاهدات را نشان می دهد. هر چه مقدار آن کمتر باشد بهتر است. رابطه ۹ آن را بیان می کند (۱۶).

تابستان پیش بینی می شود و سپس با استفاده از لاگ کریجینگ، نقشه مکانی غلظت مونوکسید کربن به دست می آید. که در زیر توضیح مختصری از لاگ کریجینگ بیان شده است.

لاگ کریجینگ

کریجینگ تخمین زمین آماری که طی آن می توان مقدار یک کمیت در نقاطی با مختصات معلوم را با استفاده از مقدار همان کمیت در نقاط دیگری با مختصات معلوم به دست آورد. از مهم ترین ویژگی های کریجینگ آن است که به ازای هر تخمینی خطای مرتبط با آن را می توان محاسبه کرد. به دلیل اینکه داده ها توزیع نرمال ندارند، نمی توان از روش های کریجینگ خطی استفاده کرد. در چنین حالتی بهتر است که داده ها را با به کارگیری یک روش تبدیل مناسب نرمال کرد تا بتوان از روش های خطی برای تخمین استفاده نمود. روش تبدیل لگاریتمی یکی از روش های معمول می باشد که در بسیاری از موارد کاربرد دارد. که در این تحقیق برای نرمال سازی داده ها از روش لاگ نرمال استفاده گردید که برای به دست آوردن مقدار تخمین حقیقی نقاط و واریانس آن نقطه به روش کریجینگ از فرمول های ۳ و ۴ و ۵ استفاده شد.

$$Y(x) = \ln[Z(x)] \quad [3]$$

$$Z_{OLK}^*(x_0) = \exp\left(Y^*(x_0) + \frac{\sigma_{OK}^2}{2} - \psi\right) \quad [4]$$

$$\sigma_{OLK}^2 = M^2 e^{\sigma^2} \left[1 + e^{-\sigma_{OK}^2 + \psi} (e^\psi - 2)\right] \quad [5]$$

که در این رابطه ها $Z(x)$ مقدار واقعی داده، $Y(x)$ مقدار تبدیل یافته ی داده با نرمال سازی به روش لاگ نرمال، ψ ضریب لاگرانژ، σ_{OK}^2 واریانس به دست آمده از کریجینگ معمولی با داده های نرمال است. $Y^*(x_0)$ مقدار تخمین زده شده به وسیله کریجینگ معمولی با داده های نرمال است. M از رابطه ۶ که در آن σ^2 واریانس و m میانگین داده های تبدیل یافته (نرمال شده) هستند (۸).

$$E(Z(x)) = \exp\left(m + \frac{\sigma^2}{2}\right) = M \quad [6]$$

$H_0 =$ بین مونوکسید کربن و دما همبستگی وجود دارد
($p=0$).

$H_1 =$ بین مونوکسید کربن و دما همبستگی وجود ندارد
($p \neq 0$).

به همین ترتیب برای پارامترهای دیگر، فرض در نظر گرفته شد. با توجه به مقدار P-value، چون مقدار این آماره برای دما، جهت باد و سرعت باد کمتر از ۰/۰۵ است، فرض H_0 برای هر سه آزمون رد می‌شود. بنابراین نشان می‌دهد که سه پارامتر دما، سرعت باد و جهت باد به آلاینده مونوکسید کربن همبستگی دارد. همان طور که مشاهده می‌شود P-value برای رطوبت هم در این ایستگاه مقدار کمی است که همبستگی به مونوکسید کربن را نشان می‌دهد ولی چون تعداد زیاد پارامترها محاسبات را پیچیده می‌کند و در همه ایستگاه‌ها صادق نبود، از آن صرف نظر شد.

آموزش و تست شبکه ANFIS و M-ANFIS

به منظور آموزش شبکه ANFIS و M-ANFIS از داده‌های هر ایستگاه به طور جداگانه استفاده شد. برای این کار در هر ایستگاه داده‌ها با استفاده از روش خوشه‌بندی K-means به سه دسته داده‌های آموزشی (۷۰٪ داده‌ها)، داده‌ی چک (۲۰٪ داده‌ها) و داده‌های تست (۱۰٪ داده‌ها) تقسیم شدند. برای آموزش شبکه از نرم افزار متلب (Matlab) استفاده گردید. در شبکه ANFIS آموزش در دو روش پس‌انتشارخطا و روش ترکیبی پس‌انتشارخطا و کمترین مربعات انجام شد. برای ایجاد قوانین اولیه از دو روش تقسیم‌بندی گرییدی و خوشه‌بندی کاهشی استفاده شد، که در روش اول تعداد توابع عضویت و نوع آن برای پارامترهای دما، سرعت باد و جهت باد از روش سعی و خطا به دست آمد. نتیجه نشان داد که با در نظر گرفتن دو تابع عضویت برای پارامتر سرعت باد و سه تابع عضویت برای پارامترهای دما و جهت باد و استفاده از تابع عضویت گوسین بهترین حالت ایجاد می‌شود. در خوشه‌بندی کاهشی فاصله مؤثر را ۰/۴۵ در نظر گرفته شد. همان طور که ذکر شد قوانین فازی سوگنو برای به کار بردن در این شبکه ایجاد می‌شود. در شبکه M-ANFIS از روش پس انتشار خطا برای بهبود قوانین فازی استفاده شد. قوانین فازی اولیه از روش خوشه‌بندی کاهشی با فاصله تأثیر ۰/۴۵ و روش تقسیم‌بندی

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i) \quad [9]$$

میانگین خطای مطلق (MAE) به وسیله‌ی معادله ۱۰ محاسبه می‌شود (۱۶).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| \quad [10]$$

FB مقدار کم و زیاد پیش‌بینی را نشان می‌دهد. مقدار مثبت FB نشان‌دهنده مقدار پیش‌بینی شده کمتر از مشاهده شده است و مقدار منفی آن نشان‌دهنده این است که مقدار پیش‌بینی شده بیشتر از مشاهده شده است. $FB=0$ نشان‌دهنده وضعیت مطلوب است. رابطه ۱۱ آن را بیان می‌کند.

$$FB = \frac{2(\bar{P} - \bar{O})}{(\bar{O} + \bar{P})} \quad [11]$$

که در این رابطه \bar{O} میانگین مشاهدات و \bar{P} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده است (۱۶).

نتایج

پارامترهای ورودی انتخاب شده

ضرایب همبستگی، مونوکسید کربن به پارامترهای دما، سرعت باد، جهت باد، رطوبت نسبی و فشار در ایستگاه‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت، که جدول ۱ این مقادیر را برای ایستگاه امام خمینی نشان می‌دهد.

جدول ۱. همبستگی مونوکسید کربن به پارامترهای هواشناسی

	مونوکسید کربن	p-value
دما	۰/۱۸۰	۰/۰۰۰
جهت باد	-۰/۲۱۱	۰/۰۰۰
سرعت باد	-۰/۴۷۵	۰/۰۰۰
فشار	۰/۰۱۹	۰/۶۳۵
رطوبت	-۰/۱۲۳	۰/۰۰۲

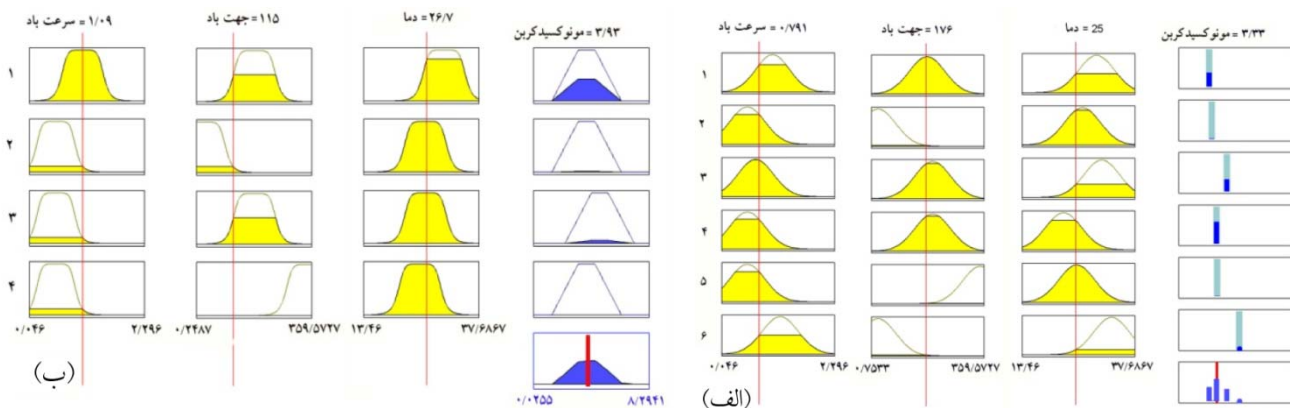
پس از محاسبه ضرایب همبستگی، برای بررسی همبستگی بین پارامترها، فرض‌های زیر در سطح معنی‌دار ۰/۰۵ مورد آزمون قرار گرفت.

قوانین فازی ایجاد شده و ارزیابی دقت آن‌ها

قوانین فازی در هر دو سیستم سوگنو و ممدانی ایجاد گردید. شکل ۵ توابع عضویت و قوانین ایجاد شده در هر دو سیستم را به عنوان نمونه برای ایستگاه قلهک نشان می‌دهد، که قوانین ممدانی نشان داده شده با روش خوشه‌بندی کاهشی و توابع عضویت ورودی زنگوله‌ای و خروجی دوزنقه و قوانین سوگنو با روش خوشه‌بندی کاهشی و توابع عضویت ورودی گوسین و با استفاده از روش آموزش پس انتشار خطا شده است. قوانین ممدانی ایجاد شده به فرم شکل ۶ می‌باشد. حالت‌های مختلف ایجاد قوانین اولیه فازی و آموزش شبکه بررسی شد. برای هر ایستگاه مدلی که بهترین جواب را می‌دهد، انتخاب شد. جدول ۲ و ۳ مقادیر RMSE، J.A، MBE، FB و MAE برای حالت‌های انتخاب شده برای هر ایستگاه را به دو روش ANFIS و M-ANFIS برای داده‌های تست نمایش می‌دهد.

فضای ورودی- خروجی ایجاد شد. در تقسیم‌بندی فضای ورودی - خروجی ۳ تابع عضویت برای هر متغیر در نظر گرفته شد. پیاده‌سازی این روش نیز در نرم افزار متلب انجام گردید. مدل‌های مختلفی با توابع عضویت متفاوت قابل بررسی است که ۳ مدل زیر در نظر گرفته شد:

- پارامترهای توابع عضویت مقدم و نتیجه گوسین
 - پارامترهای توابع عضویت مقدم گوسین و پارامترهای نتیجه دوزنقه‌ای
 - پارامترهای توابع عضویت مقدم زنگوله‌ای و پارامترهای نتیجه دوزنقه‌ای
- پس از به دست آوردن قوانین برای افزایش تفسیرپذیری قوانین از روش کاهش تعداد توابع عضویت فازی با در نظر گرفتن $\lambda = 0.8$ استفاده شد.



شکل ۵. توابع عضویت و قوانین ایجاد شده (الف) قوانین سوگنو، (ب) قوانین ممدانی

- | | |
|-----------------------------------------------------|------------------|
| 1. If (WS is mf1) and (WD is mf1) and (Temp is mf1) | then (CO is mf1) |
| 2. If (WS is mf2) and (WD is mf2) and (Temp is mf2) | then (CO is mf1) |
| 3. If (WS is mf2) and (WD is mf1) and (Temp is mf2) | then (CO is mf2) |
| 4. If (WS is mf2) and (WD is mf3) and (Temp is mf2) | then (CO is mf3) |

شکل ۶. قوانین ممدانی ایجاد شده در ایستگاه قلهک با روش ذکر شده

جدول ۲. دقت روش های انتخاب شده برای ایجاد قانون های سوگنو هر ایستگاه

ایستگاه	بهمن	قلهک	تجریش	آزادی	سرخه حصار	امام خمینی
روش	Hyb ^a -sub ^b	BP ^c -sub	Hyb-gridp ^d	Bp-sub	Hyb-gridp	Hyb-sub
RMSE (ppm)	۰/۸۳۱	۰/۹۷۴	۰/۹۰۹	۱/۵۶۴	۰/۳۷۲	۰/۸۱۹
IA	۰/۸۳۲	۰/۵۹۳	۰/۶۹۴	۰/۵۹۷	۰/۵۳۵	۰/۸۴۷
FB	-۰/۰۰۲	۰/۰۲۳	۰/۰۱۱	-۰/۰۲۸	-۰/۰۳۳	-۰/۰۱۴
MBE (ppm)	۰/۰۰۷	-۰/۰۸۲	-۰/۰۳۳	۰/۱۲۵	۰/۰۳۴	۰/۰۵۶
MAE (ppm)	۰/۶۱۵	۰/۷۸۲	۰/۷۱۲	۱/۲۳۲	۰/۲۸۴	۰/۶۳۹

Hyb^a آموزش با استفاده از روش ترکیبی
 BP^c آموزش با استفاده از روش پس انتشار خطا
 Sub^b ایجاد قانون ها با استفاده از روش خوشه بندی کاهش
 gridp^d ایجاد قانون ها با استفاده از روش تقسیم بندی گریدی

جدول ۳. دقت روش های انتخاب شده برای ایجاد قانون های ممدانی هر ایستگاه

ایستگاه	بهمن	قلهک	تجریش	آزادی	سرخه حصار	امام خمینی
روش	Mandel ^a -bell ^b -trap ^c	Sub ^d -bell-trap	Mandel-gauss ^e -gauss	Sub-gauss-trap	Sub-gauss-gauss	Sub-gauss-gauss
RMSE (ppm)	۱/۰۴۸	۱/۲۵۴	۰/۹۵۳	۱/۷۱۹	۰/۴۱۷	۱/۰۰۴
IA	۰/۶۰۶	۰/۴۱۴	۰/۵۰۲	۰/۴۸۸	۰/۴۸۳	۰/۶۰۸
FB	-۰/۰۴۵	-۰/۱۰۸	-۰/۰۳۴	-۰/۰۳۶	-۰/۰۲۹	۰/۰۱۷
MBE (ppm)	۰/۱۳۸	۰/۳۸۱	۰/۱۱۱	۰/۱۶۱	۰/۰۳۱	-۰/۰۶۷
MAE (ppm)	۰/۷۹۰	۰/۹۵۹	۰/۷۷۵	۱/۳۹۴	۰/۳۰۳	۰/۷۸۳

Mandel^a ایجاد قانون ها با استفاده از روش تقسیم بندی فضای ورودی و خروجی
 Trap^c تابع عضویت دوزنقه ای
 Bell^b تابع عضویت زنگوله ای
 Sub^d ایجاد قانون ها با استفاده از روش خوشه بندی کاهش
 Gauss^e تابع عضویت گوسین

می باشد. برای ارزیابی دقت مدل سازی انجام شده از داده های ایستگاه های سازمان کنترل کیفیت هوا برای ۱۰ روز که به طور تصادفی انتخاب شده است، استفاده شد. بدین صورت که از با استفاده از داده های هواشناسی ۶ ایستگاه سازمان محیط زیست، مقدار غلظت مونوکسید کربن را در این ایستگاه ها با استفاده از قوانین فازی مربوطه پیش بینی نموده و سپس با استفاده از روش کریجینگ، مقدار غلظت مونوکسید کربن، برای ایستگاه های شرکت کنترل کیفیت هوا به دست می آید. این مقدار پیش بینی شده با مقدار واقعی غلظت مونوکسید کربن در آن نقطه از طریق روش های ارزیابی دقت ذکر شده، مقایسه می شود. برای بیان بهتر میزان خطا، ناحیه ای برای ۶ ایستگاه با استفاده از چندضلعی های تیسسن (Thiessen polygon) ایجاد

برای نمونه همان طور که در جداول ۲ و ۳ مشاهده می شود برای ایستگاه بهمین در سیستم ANFIS، روش ایجاد قوانین اولیه با روش خوشه بندی کاهش و آموزش شبکه به روش ترکیبی و در سیستم M-ANFIS، ایجاد قوانین اولیه با استفاده از روش تقسیم بندی فضای ورودی- خروجی و توابع عضویت متغیرهای ورودی زنگوله ای و متغیر خروجی دوزنقه با آموزش شبکه به روش پس انتشار خطا انتخاب گردید. اکنون برای نمونه تاریخ ۲۰ مرداد ۱۳۸۹ در نظر گرفته شد. غلظت مونوکسید کربن در نقاط ایستگاه ها با استفاده از قوانین ممدانی و فازی تولید شده برای فاصله زمانی ۸ ساعته پیش بینی کرده و سپس با انجام کریجینگ نقشه مکانی غلظت آلاینده به دست آمد (شکل ۷). شکل نشان داده شده برای فاصله زمانی ۸-۱۶

از شبکه های ANFIS و M-ANFIS به منظور ایجاد قوانین مناسب برای هر ایستگاه پایش استفاده گردید. برای مدل سازی مکانی از روش درونیابی کریجینگ استفاده شد و چون تعداد نقاط ایستگاه ها کم می باشد (۶ ایستگاه) و مساحت ناحیه مورد مطالعه زیاد است، در حالتی که تعداد نقاط پایش بیشتر باشد، با استفاده از قابلیت های سیستم فازی- عصبی و کریجینگ قادر به مدل سازی مناسب تر نقشه ی پیش بینی غلظت آلاینده می باشیم. با بررسی نتایج ارزیابی آماری دقت به دست آمده با استفاده از روش ANFIS و M-ANFIS مشاهده می شود که تقریباً هر دو روش دارای دقت یکسان و مطلوبی است. متوسط جذر میانگین مربع خطا (RMSE) در ارزیابی مدل انجام شده با روش ANFIS، ۱/۴۴۵ ppm و با روش M-ANFIS، ۱/۳۷۴ ppm به دست آمد.

در تحقیقات انجام شده برای آلودگی هوا با استفاده از شبکه فازی - عصبی، قوانین فازی با استفاده از سیستم استنتاج فازی سوگنو توسعه داده شده است. نتایج این تحقیقات نشان داد که استفاده از شبکه عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) روشی مناسب برای پیش بینی غلظت آلاینده های هوا می باشد (۱۵، ۱۶، ۲۱، ۲۴ و ۳۰). نتایج این تحقیق نیز مؤید این موضوع می باشد. همچنین در این تحقیق برای هر ایستگاه پایش علاوه بر قوانین سوگنو، قوانین در سیستم استنتاج ممدانی نیز ایجاد شد که درک آن آسان و برای کارشناسان محیط زیست قابل استفاده باشد و نتایج نشان داد که استفاده از M-ANFIS نیز روشی مناسب برای پیش بینی آلاینده هوا و به علت تفسیر پذیری و قابل درک بودن آن کارا تر می باشد و مناسب برای مدل سازی رفتار سیستم معرفی می گردد.

تشکر و قدردانی

از سازمان حفاظت محیط زیست استان تهران و شرکت کنترل کیفیت هوا وابسته به شهرداری تهران، که داده های مورد نیاز برای این تحقیق را در اختیار ما قرار دادند، متشکریم.

گردید. چند ضلعی های تیسن، پلیگونی حول هر ایستگاه تعریف می کنند که نقاط موجود در هر پلیگون به ایستگاه مربوطه نسبت به بقیه ایستگاه ها، نزدیکتر است. خطاهای غلظت مونوکسید کربن تخمین زده شده برای ایستگاه های شرکت کنترل کیفیت هوا موجود در هر ناحیه، به طور جداگانه محاسبه گردید. این مقادیر در جدول ۴ برای روش ANFIS و در جدول ۵ برای M-ANFIS نشان داده شده است.

جدول ۴. ارزیابی دقت قوانین به دست آمده از روش ANFIS برای ناحیه هر ایستگاه (واحد اعداد ppm است)

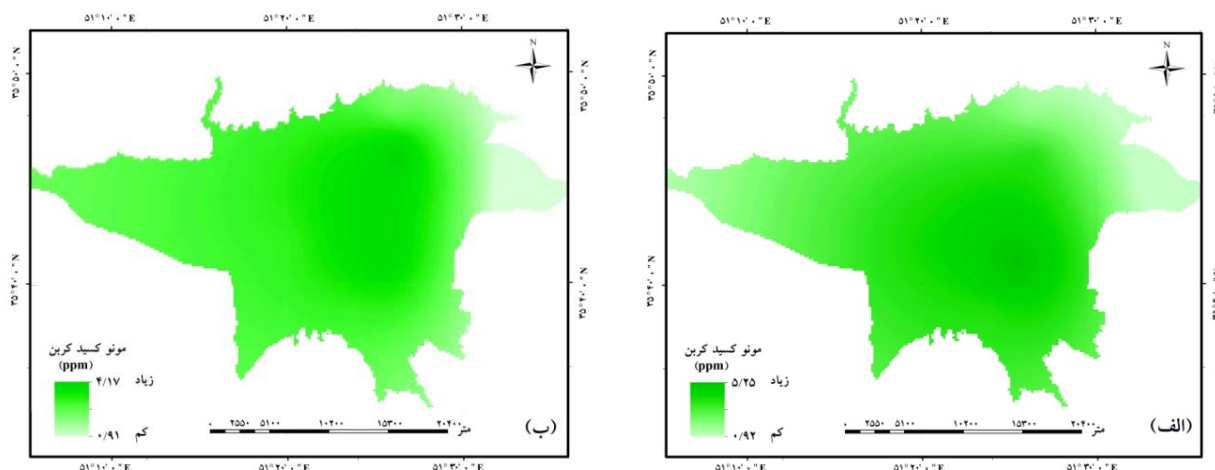
ایستگاه	بهمن	قلهک	تجریش	آزادی	سرخه- امام	حصار خمینی
RMSE	۱/۷۹۱	۱/۹۲۵	۰/۸۷۵	۱/۱۷۰	۱/۴۳۳	۱/۰۵۶
MBE	-۰/۲۰۵	-۰/۲۸۲	۰/۴۶۹	۰/۵۹۹	۱/۳۳۶	۰/۶۵۰
MAE	۱/۴۹۵	۱/۵۱۲	۰/۶۷۵	۰/۹۷۴	۱/۳۳۶	۰/۹۱۷

جدول ۵. ارزیابی دقت قوانین به دست آمده از روش M-ANFIS برای ناحیه هر ایستگاه (واحد اعداد ppm است)

ایستگاه	بهمن	قلهک	تجریش	آزادی	سرخه- امام	حصار خمینی
RMSE	۱/۸۴۵	۱/۷۷۴	۱/۱۰۲	۱/۱۲۶	۱/۵۸۳	۱/۲۴۳
MBE	-۰/۰۶۸	-۰/۰۰۸	۰/۴۲۷	۰/۶۸۲	۱/۳۸۲	۰/۸۰۰
MAE	۱/۵۰۵	۱/۲۹۶	۰/۷۵۴	۰/۹۱۷	۱/۳۸۲	۰/۹۵۷

بحث و نتیجه گیری

پیش بینی آلودگی هوا یکی از راهکارهای مدیریتی برای جلوگیری، و یا کاهش پیامدهای مخرب آن است. در این تحقیق با بهره گیری از شبکه عصبی- فازی و GIS، قوانین ممدانی و سوگنو حاکم بر ۶ ایستگاه پایش آلودگی هوا، برای پیش بینی ۸ ساعته غلظت مونوکسید کربن در فصل تابستان با استفاده از پارامترهای هواشناسی به دست آمد و نقشه پیش بینی غلظت مونوکسید کربن مدل سازی شد.



شکل ۷. مدلسازی با (الف) قوانین سوگنو، (ب) قوانین ممدانی

منابع مورد استفاده

10. Elbir T, Mangir N, Kara M, Simsir S, Eren T, Ozdemir S. 2010. Development of a GIS-based decision support system for urban air quality management in the city of Istanbul. *Atmospheric Environment*, 44(4): 441-454.
11. Faraoun K, Boukelif A. 2006. Neural networks learning improvement using the K-means clustering algorithm to detect network intrusions. *International Journal of Computational Intelligence*, 3(2): 161-168.
12. Fullér R. 1995. *Neural fuzzy systems*. Åbo Akademi. pp. 320.
13. Goovaerts P, Auchincloss A, Diez-Roux A (2006) Performance comparison of spatial and space-time interpolation techniques for prediction of air pollutant concentrations in the Los Angeles area, XIth international congress of the society for mathematical geology, pp. 3-8.
14. Hammouda K, Karray F. 2000. A comparative study of data clustering techniques. *Tools of Intelligent Systems Design*. Course Project SYDE, 625: 1-20.
15. Heo J-S, Kim D-S. 2004. A new method of ozone forecasting using fuzzy expert and neural network systems. *Science of the Total Environment*, 325(1): 221-237.
16. Jain S, Khare M. 2010. Adaptive neuro-fuzzy modeling for prediction of ambient CO concentration at urban intersections and roadways. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 3(4): 203-212.
17. Jang J-S. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 23(3): 665-685.
18. Jang J-S. 1996. Input selection for ANFIS learning, *Fuzzy Systems, 1996, Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on*. IEEE, pp. 1493-1499.
19. Janssen S, Dumont G, Fierens F, Mensink C. 2008. Spatial interpolation of air pollution measurements using CORINE land cover data. *Atmospheric Environment*, 42(20): 4884-4903.
20. Jerrett M, Arain A, Kanaroglou P, Beckerman B, Potoglou D, Sahuvaroglu T, Morrison J, Giovis C. 2004. A review and evaluation of interurban air pollution exposure models. *Journal of Exposure*
1. افیونی، م. و م. عرفان منش، ۱۳۸۸. آلودگی محیط زیست: آب، خاک و هوا. انتشارات ارکان دانش. چاپ ششم، ۳۳۰ صفحه.
2. تشنه لب، م. ۱۳۸۸. سیستم‌های فازی و کنترل فازی. انتشارات دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی. ۲۲۰ صفحه.
3. صفوی، ی. و ب. علیجانی. ۱۳۸۵. بررسی عوامل جغرافیایی در آلودگی هوای تهران. پژوهش‌های جغرافیایی. ۵۸: ۹۹-۱۱۲.
4. Brauer M, Hoek G, van Vliet P, Meliefste K, Fischer P, Gehring U, Heinrich J, Cyrus J, Bellander T, Lewne M. 2003. Estimating long-term average particulate air pollution concentrations: application of traffic indicators and geographic information systems. *Epidemiology*, 14(2): 228-239.
5. Chai Y, Jia L, Zhang Z. 2009. Mamdani model based adaptive neural fuzzy inference system and its application. *International Journal of Computational Intelligence*, 5(1): 22-29.
6. Chen M-Y, Linkens DA. 2001. A systematic neuro-fuzzy modeling framework with application to material property prediction. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, 31(5): 781-790.
7. Chiu SL. 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of intelligent and Fuzzy systems*, 2(3): 267-278.
8. David M. 1988. *Handbook of applied advanced geostatistical ore reserve evaluation*. Elsevier, Amsterdam. 340 pp.
9. Eberhart R. 1998. Overview of computational intelligence [and biomedical engineering applications], *Engineering in Medicine and Biology Society, 1998. Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE*. IEEE, pp. 1125-1129.

- Science and Environmental Epidemiology, 15(2): 185-204.
21. Morabito FC, Versaci M. 2003. Fuzzy neural identification and forecasting techniques to process experimental urban air pollution data. Neural Networks, 16(3): 493-506.
 22. Setnes M, Babuska R, Kaymak U, van Nauta Lemke HR. 1998. Similarity measures in fuzzy rule base simplification. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 28(3): 376-386.
 23. Smith L, Mukerjee S, Gonzales M, Stallings C, Neas L, Norris G, Özkaynak H. 2006. Use of GIS and ancillary variables to predict volatile organic compound and nitrogen dioxide levels at unmonitored locations. Atmospheric Environment, 40(20): 3773-3787.
 24. Tomić Mladen A, Ćirić Ivan T, Živković Predrag M, Marković Dušan J. 2012. Neuro-fuzzy estimation of traffic induced air Quality. Proceedings Of Ecos 2012: The 25th International Conference On Efficiency, Cost, Optimization, Simulation and Environmental Impact Of Energy Systems June 26-29, Perugia, Italy. Neural Networks and Applications, 3: 414-419.
 25. Vieira J, Dias FM, Mota A. 2004. Neuro-fuzzy systems: a survey, 5th WSEAS NNA International Conference on Neural Networks and Applications, Udine, Italia, pp. 414-419.
 26. Wang L-X, Mendel JM. 1992. Generating fuzzy rules by learning from examples. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, 22(6): 1414-1427.
 27. Wenjun C, Suozhong C. 2010. Application of GIS technology in the emergency monitoring of sudden air pollution accident, Information Science and Engineering (ICISE), 2010 2nd International Conference on. IEEE, pp. 3550-3555.
 28. Wu Y, Zhang B, Lu J, Du K. 2011. Fuzzy logic and neuro-fuzzy systems: a systematic introduction. International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems (IJAE), 2(2): 47-80.
 29. Xiwen W. 2010. The research of urban air pollution forecast base on GIS technology, Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), 2010 3rd International Conference on. IEEE, pp. V4-200-V4-202.
 30. Yildirim Y, Bayramoglu M. 2006. Adaptive neuro-fuzzy based modelling for prediction of air pollution daily levels in city of Zonguldak. Chemosphere, 63(9): 1575-1582.
 31. Zadeh LA. 1994. Soft computing and fuzzy logic. Software, IEEE, 11(6): 48-56.



Prediction and modeling of carbon monoxide concentration with the combination of an adaptive neuro-fuzzy network and GIS

E. Khazaei ^{1*}, A. A. Alesheikh ², M. Karimi ³, M. H. Vahidnia ⁴

1. Graduated MSc. of Geographic Information System, College of Geodesy and Geomatics Engineering, Khajeh Nasir ad-Din Toosi University of Technology

2. Assoc. Prof. College of Geodesy and Geomatics Engineering, Khajeh Nasir ad-Din Toosi University of Technology

3. Assis. Prof. College of Geodesy and Geomatics Engineering, Khajeh Nasir ad-Din Toosi University of Technology

4. Ph.D. Student of Geographic Information System, College of Geodesy and Geomatics Engineering, Khajeh Nasir ad-Din Toosi University of Technology

ARTICLE INFO

Article history:

Received 6 October 2011

Accepted 25 April 2012

Available online 9 January 2013

Keywords:

Air pollution

Adaptive neuro-fuzzy network

Fuzzy system

Kriging

GIS

ABSTRACT

Nowadays, air pollution is the main environmental challenge in metropolises. Therefore, it is essential to monitor and forecast air quality parameters in urban areas. It depends upon various factors, including topography, climate, population and transportation network. The relationship between these special factors has been considered as a dynamic, the nonlinear and ambiguous phenomenon. In this study, an adaptive Neuro – fuzzy system and GIS have been used to extract knowledge of environment from data, in terms of fuzzy rules. These rules were used to predict and model carbon monoxide (CO) pollutant concentration. Tehran has been selected as the case study. The data gathered from six meteorological stations, for four consecutive years in summer, in this city were used separately to train the neural network. Fuzzy rules (Sugeno and Mamdani) were extracted for each station and then, using these rules; pollutant concentration was estimated. Having concentration predictions at station points, log- Kriging was used to model the spatial concentration in the area selected as the case study. The results showed that average RMSE of all stations using Sugeno rules is 1.445 and using Mamdani rules is 1.374.

* Corresponding author e-mail address: Ekhknt@yahoo.com