

مدیریت شهری

شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳

No.36 Autumn 2014

۱۴۵-۱۵۴

زمان پذیرش نهایی: ۱۳۹۳/۲/۳

زمان دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۶/۱۷

به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای قیمت‌گذاری شناور مجوز طرح ترافیک تهران جهت مدیریت بهینه شهر با هدف کاهش آلودگی هوا

احسان الله اشتهداریان* - استاد دیارگروه مدیریت پژوهش و ساخت، دانشکده هنر و معماری دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
محمدعلی فائضی راد - دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و حسابداری دانشگاه علامه طباطبائی (ره)،
تهران، ایران.

Using Artificial Neural Network for float pricing of Tehran traffic tolls to improve urban management focused on decreasing air pollution

Abstract

Air pollution of Tehran is one the main urban concerns of the municipality and daily statistics of this pollution confirm the hazardous and unhealthy state of air contaminants of the city. A temporary tool of reliving air pollution through decreasing traffic jam is to develop traffic zones which their licenses may be sold for yearly, monthly or weekly periods. Currently, the prices are fixed whole throughout the period and this needs to be modified in order to take into account the varying prices in accordance with the varying level of air pollution.

So, this paper suggests a multi-price model for non-annual traffic toll by clustering months based on statistics of air contaminants of Tehran from 1390 to 1392. This clustering by SOM method is based on contaminants such as nitrogen dioxide (NO_2), sulfur dioxide (CO_2), carbon monoxide (CO), ozone (O_3) and suspended particulate matters (PMs). Exploiting this pricing method results in increase of the toll price during periods that level of pollution is high. This leads to decrease of traffic jam in that period which in turn decreases the level of air pollution.

Keywords: Artificial Neural Network (ANN), Clustering, Self-Organizing Map (SOM), Air Pollutant, Pricing

آلودگی هوای شهر تهران، از معضلات اصلی این شهر به حساب آمده و آمار روزانه این آلودگی نشان می‌دهد که در بسیاری از شرایط، میزان آلاینده‌های هوای تهران در وضعیت ناسالم یا مخاطره‌آمیز به سر می‌برند. به عنوان ابزاری برای مدیریت شهری تهران، یکی از مهم‌ترین راهکارهای مقطعي برای جلوگیری از آلودگی هوای همراه کاهش حجم ترافیک، ایجاد منطقه طرح ترافیک بوده که با فروش مجوز این طرح به صورت سالانه، هفتگی و ماهانه همراه است. از آنجاکه در هرسال، فقط یک قیمت ثابت برای این طرح وجود دارد، ضروری است که این قیمت بر اساس داده‌های آلودگی هوامعطف شده واقعیت موجود آلودگی را بر روی خود منعکس کند. از این‌رو در این مقاله با خوشبندی ماههای سال بر اساس آمار وضعیت آلاینده‌های هوای تهران در سال‌های ۹۰ تا ۹۲، یک مدل چند قیمتی برای طرح ترافیک غیرسالیانه در سال جدید پیشنهاد شده است. این خوشبندی با شبکه عصبی SOM بر اساس آلاینده‌های نیتروژن دی اکسید، سولفور دی اکسید، کربن مونو اکسید، ازن و ذرات معلق در هوا (PM) انجام شده و نتایج آن گردآوری شده است. استفاده از این روش قیمت‌گذاری سبب افزایش قیمت طرح ترافیک در ماههایی که شاخص آلاینده‌گی بالاتر است، شده و در نهایت منجر به کاهش حجم ترافیک و روی به منطقه طرح ترافیک و نهایتاً کاهش آلودگی می‌شود.

وازگان کلیدی: طرح ترافیک، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، خوشبندی، نگاشت خودسازمان ده (SOM)، آلاینده هوای، قیمت‌گذاری.

۱- مقدمه

۲۰۰۷ در پایتخت سوئد اجرا بی شد، علاوه بر بهبود ۲۰ درصدی ترافیک شهری، ۱۰ تا ۱۴ درصد آلودگی را نیز کاهش داده است (آرنولد و همکاران، ۲۰۱۰). بنابراین، موضوع طرح ترافیک رابطه تنگاتنگی با آلودگی هوا داشته و دارد؛ چه اینکه با شدت گرفتن آلودگی هوا در فصل سرما، طرح های ترافیک از محدوده مرکزی نیز فراتر رفته و گاهی سراسری می شود. این موضوع از آنجا ناشی می شود که علت اصلی آلودگی هوا در بسیاری از شهرهای بزرگ ایران، به ویژه ابرشهری چون تهران، اغلب احتراق سوخت های وسایل حمل و نقل است که موجب پراکنده شدن آلودگی در هوا می شود (عربان، ۱۳۸۸).

به نظر می رسد ارائه یک قیمت یکسان برای مجوز طرح ترافیک غیرسالیانه (هفتگی یا روزانه) طی تمامی طول سال، چندان با معیارهای زیست سازگار نیست. در این مقاله، با دخالت دادن تأثیر آلاینده های هوای تهران بر قیمت مجوز طرح ترافیک عملاً بر اساس رویکردی سخت گیرانه برای توسعه پایداری زیست محیطی در شهر تهران به مدل سازی ریاضی قیمت های چندگانه پرداخته شده است. به منظور ارائه هرچه دقیق تر این قیمت های چندگانه و همچنین با توجه به اینکه قیمت ها باید ثبات مشخصی داشته باشند، به خوشبندی داده های ماهانه روی آورده شده است.

از آنجا که میزان آلودگی هوا عموماً بر اساس غلظت آلاینده هایی نظیر کربن مونوکسید، ازن، نیتروژن دی اکسید، سولفور دی اکسید و ذرات معلق در هوا (PM) محاسبه می شود (چان و جیان، ۲۰۱۳)، لذا در این پژوهش نیز داده های گردآوری شده بر اساس آلاینده های CO، O₃، NO₂، SO₂، PM_{۰/۵}، PM_{۲/۵} دسته بندی شده است که توسط شرکت کنترل کیفیت هوای تهران جمع آوری می گردد.

به منظور فرآیند خوشبندی و تحلیل خوشبندی ایجاد شده در این پژوهش از شبکه عصبی بهره گرفته شده است. شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، رویکرد متداولی هستند که برای تخمین و پیش بینی و ارزیابی سطوح آلاینده هایی هوا مورد استفاده قرار می گیرند. این شبکه ها یک روش یادگیری بدون نظارت هستند که با

یکی از چالش های مهم شهرهای بزرگ در دنیا امروز، آلودگی های زیست محیطی به ویژه تراکم آلاینده های هواست. این چالش اگرچه امروز بسیار مورد توجه و بررسی واقع شده است، اما همچنان در گسترش بوده و روزانه گروه های مختلفی را با خود درگیر می کند. غلظت های با آلودگی زیاد، تأثیرات سوء و مرگ زودرس گروه های حساس و آسیب پذیر جامعه را به دنبال دارد (تیتان، ۱۹۹۹). از همین روی، آلودگی هوارامی توان یک ریسک بزرگ محیط زیستی برای سلامتی افراد در شهرهای توسعه یافته یا در حال توسعه جهان نامید. (چان و جیان، ۲۰۱۳). آلاینده های هوا از دو منشاء طبیعی و فعالیت های انسانی سرچشمه می گیرند. شماری از آلاینده های جوی، آلاینده های اولیه به شمار می روند زیرا مستقیماً از دودکش ها، اگزوژنا و غیره وارد جو می شوند و دسته دیگر که آلاینده های ثانویه نام دارند از برهم کنش شیمیابی یک آلاینده اولیه با بعضی از اجزای هوا از قبیل بخار آب و یا آلاینده های دیگر ایجاد می شوند (اهرنس، ۱۹۹۸).

مدیریت شهری

فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

۱۴۶

شلوغی و ازدحام بیش از حد مراکز شهری همراه با آلودگی هوا از بیامدهای مستقیم استفاده از وسائل نقلیه موتوری در شهرهاست. در بلندمدت، تداوم و افزایش شلوغی و ازدحام ترافیک شهرها از لحاظ اقتصادی، اجتماعی، سیاسی و به ویژه زیست محیطی قابل توجیه نیست (عسگری و همکاران، ۱۳۹۱). از این رو، یکی از طرح هایی که هم از بعد سهولت حمل و نقل شهری و هم از بعد آلودگی هوا قابل تأمل است، طرح ترافیک شهری و محدودیت های عبور و مرور خودروها در برخی مناطق شهر است. این در حالی است که در محدوده مرکزی شهر به دلیل تمرکز سازمانها و ادارات دولتی، بازار و کاربری های عمده جذب سفر، این مشکلات حادتر است (حبیبیان و همکاران، ۱۳۹۱).

پرداخت مالیات یا عوارض ورود به مناطق شلوغ مرکزی شهر، یکی از راه های مدیریت ترافیک برشمرده می شود که در بلندمدت علاوه بر ایجاد شرایط مطلوب ترافیکی، در بهبود شرایط زیست محیطی نیز می تواند چاره ساز گردد. به عنوان نمونه، محدوده طرح ترافیکی که از سال

یکی از مهم‌ترین فرآورده‌های شبکه عصبی مصنوعی، تحلیل خوش‌های و خوش‌بندی با منطق تحت آن است. اگرچه دوروش مرسوم دیگر نیز برای خوش‌بندی وجود دارند؛ یکی روش‌های سلسله‌مراتبی (مانند حداقل-واریانس) و روش‌های غیرسلسله‌مراتبی (مانند روش K-میانگین) است (حسنقلی پور و همکاران، ۱۳۸۶) که مادر ادامه به بحث با محور شبکه‌های عصبی می‌پردازیم. تحلیل خوش‌های سنتی هنوز کاربردهای متعددی در عمل دارد اما یک شبکه عصبی خودسازمان‌ده (SOM) برتری‌های ویژه‌ای نسبت به خوش‌بندی سنتی دارد (مازنیک، ۱۹۹۲). مازنیک، بیان می‌کند که توپولوژی حاصل از ویژگی‌های این شبکه، آن را از روش‌های سنتی خوش‌بندی متمایز می‌سازد (جاناتان، ۲۰۰۵).

۲-۲- الگوریتم نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) همان‌طور که ذکر شد، یکی از روش‌هایی که به منظور خوش‌بندی با شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد، الگوریتم SOM است. این الگوریتم به طور معمول، مشکل از یک یا دو لایه نرون‌های ورودی و خروجی است (تیسان و کیرستیا، ۲۰۱۳). نگاشت خودسازمانده روابط غیرخطی و پیچیده‌ی اطلاعات با ابعاد زیاد را به رابطه‌ی ساده‌ی هندسی با ابعاد کم تبدیل می‌کند. با وجود آنکه در این روش، فشرده‌سازی اطلاعات انجام می‌شود، اما روابط مهم متریک و

فراهم آوردن داده‌های آلودگی هوا می‌توانند فرآیند یادگیری را برای ایجاد یک جعبه سیاه به منظور تخمین و ارزیابی آلاینده‌های هوا صورت دهند (چان و جیان، ۲۰۱۳).

۲- ادبیات و پیشینه پژوهش

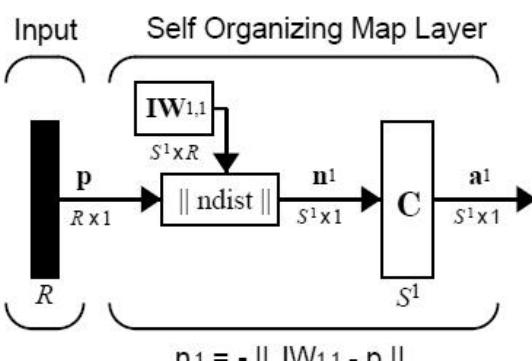
۱-۲- شبکه عصبی مصنوعی و آلودگی هوا

در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری برای خوش‌بندی داده‌های آلودگی هوا استفاده شده است. شبکه عصبی مصنوعی، ابزاری ریاضی است که با تقلید از سیستم بیولوژیک ساخته شده است (فولاپ و همکاران، ۱۹۹۸). شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی بیولوژیک پیچیده نیستند، بلکه دو شباهت ساده به آنها دارند. نخست شباهت ساختمان کلی هردو بوده و دیگر اینکه ارتباط بین نرون‌ها تعیین کننده شیوه کار شبکه است (هاگان و همکاران، ۲۰۰۲). به طور کلی، می‌توان گفت که شبکه‌های عصبی از لایه‌های نرونی تشکیل شده به طوری که این نرون‌ها از طریق ورودی‌های خود با جهان واقعی در ارتباط هستند و از طریق خروجی‌های خویش جهان واقعی را می‌سازند (تسای، ۲۰۰۹).

استفاده از شبکه‌های عصبی در مطالعات آلاینده‌های هوا سوابق متعددی دارد. پاره‌ای از این سوابق بر اساس آلاینده مورد نظر در جدول (۱) گردآوری شده است.

جدول ۱. گاربرد شبکه‌های عصبی در مجموعه داده‌های آلاینده‌های هوا

آلاینده	پژوهش
سولفور دی اکسید	کاسترو و همکاران، ۲۰۰۳
کربن مونواکسید	ناگنده و خاری، ۲۰۰۴ نیسکا و همکاران، ۲۰۰۴
(PM)	گریواس و چالولاکو، ۲۰۰۶ پوب و داکری، ۲۰۰۶ اسلینی و همکاران، ۲۰۰۶ ووو و همکاران، ۲۰۱۱
اُزن	کوبورن و همکاران، ۲۰۰۰ دوتُت و همکاران، ۲۰۰۷
نیتروژن دی اکسید	چان و جیان، ۲۰۱۳



شکل ۱. معماری یک شبکه SOM

بنابراین، مسئله خوشبندی داده‌های یک جستجوبرای یافتن مراکز Z_1 و Z_2 و ... و Z_k تبدیل می‌شود که این جستجو به منظور کمینه‌سازی فواصل بین هریک از داده‌هایی و مرکز خوش نظریش صورت می‌پذیرد. این مسئله می‌تواند به عنوان موضوع یک تابع بهینه‌سازی در نظر گرفته شود که تابع هدف آن همان SSE است (وان و همکاران، ۲۰۱۲).

توپولوژیک بین اطلاعات حفظ می‌شود. SOM معمولاً شبکه‌ای منظم و دو بعدی از نرون‌ها است که هر نرون تبیین کننده مدلی از مشاهدات محسوب می‌شود (کوهون، ۲۰۰۱). اصل اساسی در آموزش شبکه SOM تنظیم وزن‌های نرون‌های داریک همسایگی خاص است با استفاده از تابع همسایگی (گوسین یا کلاه مکزیکی) به دست می‌آید (اومندی و راجاپاکس، ۲۰۰۶).

۳- مدل سازی و گردآوری داده‌ها

۱-۳- مدل سازی صورت مسئله با توجه به تغییرات وضعیت آلودگی هوا در شهر تهران در ماه‌های مختلف، وجود یک نرخ چندگانه به منظور افزایش سختگیری در صدور مجوز طرح ترافیک به ویژه در شرایط بد آب و هوایی می‌تواند موضوعیت بیشتری یابد. از این رو در مدل سازی فوق ابتدا با جمع‌آوری داده‌های مربوط به آلاینده‌های هوای تهران در سال ۹۲ و پردازش اولیه آنها، بر اساس منطق SSE بهترین خوشبندی ماهیانه ارائه می‌گردد. پس از آن، در هریک از خوشبندی‌های بر اساس میزان آلاینده‌گی ایجاد شده توسط آنها، می‌توان نرخ متفاوتی را برای ارائه مجوز طرح ترافیک ارائه نمود.

مدلی که در شکل (۲) ارائه شده است، مراحل مدل سازی و خوشبندی ارائه شده را به تفکیک نمایش می‌دهد. مدل چند قیمتی به صورت پارامتری در قالب فرمول (۲)

۱-۲-۲ معیار ارزیابی SSE

برای تعیین تعداد بهینه خوشبندی از روش مجموع مربعات خطای (SSE) استفاده می‌شود. این روش، ابتدا مراکز خوشبندی گیرد و سپس فاصله نقاط مورد نظر را از مراکز خوشبندی محاسبه می‌کند. در نهایت، تعداد خوشبندی که پایین‌ترین مقدار SSE را داشته باشد، به عنوان تعداد بهینه مورد تایید قرار می‌گیرد (افسر و همکاران، ۱۳۹۲). فرمول (۱) نمایش دهنده روش محاسبه این مجموع مربعات خطای است (تان و همکاران، ۲۰۰۶).

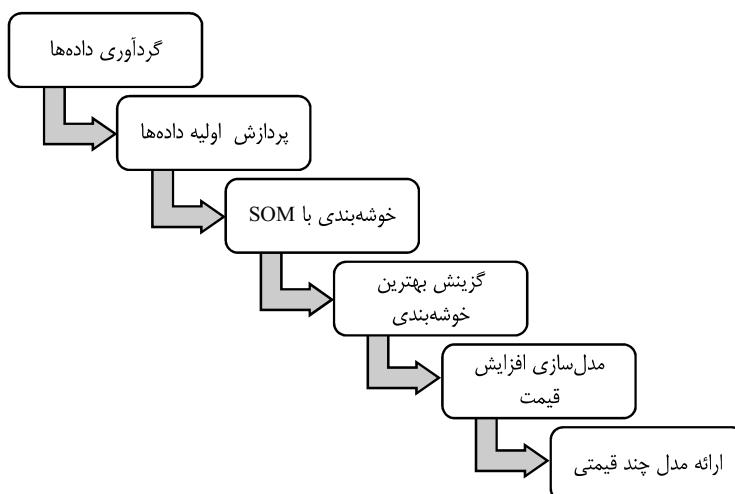
$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - z_j\|^2 \quad (1)$$

در فرمول (۱)، X یک داده در خوشبندی C_i بوده و x_j ویژگی i ام از داده X است. z_j ویژگی از مرکز خوشبندی C_i بوده و K بیان‌گر تعداد خوشبندی‌هاست.

مدیریت شهری

فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

۱۴۸



شکل ۲. مدل کلی ارائه شده؛ مأخذ: یافته‌های تحقیق.

رانندگی و β به عنوان تفاوت این میزان با حداکثر جریمه تلقی می‌شود. اگرچه می‌توان این میزان را نیز منعطف دانست و بر همین اساس جریمه خودروهای مختلف از طرح ترافیک را بر اساس خوشبازی که در آن قرارگرفته بررسی نمود:

$$F_k = \beta_k + P_k \quad (4)$$

ارائه شده است. اجزای این مدل بر اساس خوشبندی و مقادیر متعلق به خوشبازی محاسبه شده و وزن‌ها نیز بر اساس نظرات خبرگان لحاظ می‌گردد.

$$P_k = P_+ + \sum_{i=1}^n \left(\alpha_i \sum_{j=1}^{12} w_{ijk} \cdot \bar{x}_{ijk} \right) \quad (2)$$

که در آن α_i نمایش دهنده ضرایب اهمیت آلاینده‌های ۱ تا n است که بر پایه نظرات خبرگان تعیین می‌گردد.

همچنین w_{ijk} یک متغیر ۰/۱ بوده که بر اساس قرارگیری ماه زام در خوشبازم، برابر با ۱ می‌شود. \bar{x}_{ijk} نیز مقدار متوسط آلاینده‌را در ماه زو در خوشبازم نشان می‌دهد. این مقدار متوسط، بر اساس میانگین مقدار ایستگاه‌های مختلف مورد بررسی به دست می‌آید.

به منظور آنکه جریمه راهنمایی و رانندگی برای خودروهایی که بدون مجوز طرح ترافیک در محدوده مشخص شده تردد می‌کند بی معنا نباشد، این جریمه باید از حداکثر میزان قیمت طرح ترافیک بالاتر بوده که این میزان با توجه به نظر خبرگان و عرف همیشگی قابل تعیین است. این مورد، در فرمول (۳) لحاظ شده است.

$$F = \beta + \max(P_k) \quad (3)$$

که در این عبارت F بیان‌گر مقدار جریمه راهنمایی و

دریس شهری

فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

۱۴۹



شکل ۳. ایستگاه‌های مورد بررسی برای وضعیت آلاینده‌های هوای تهران

جدول ۲. میانگین آلاینده‌ها بر اساس هریک از ایستگاه‌های مورد مطالعه

CO	O _۳	NO _۲	SO _۲	PM _{۱۰}	PM _{۲/۵}	تاریخ
۲,۲۰	۳۳,۸۰	۳۵,۵۰	۲۱,۰۰	۵۸,۳۳	۲۶,۰۰	فروردین
۲,۱۲	۲۶,۶۰	۳۵,۳۳	۲۶,۰۰	۴۹,۶۷	۲۲,۲۰	اردیبهشت
۵,۴۸	۲۵,۴۰	۴۲,۰۰	۱۹,۰۰	۷۵,۱۷	۳۳,۶۰	خرداد
۳,۵۷	۲۹,۴۰	۵۲,۸۳	۱۷,۵۰	۸۵,۳۳	۳۸,۸۰	تیر
۲,۸۰	۲۶,۰۰	۴۸,۸۳	۱۸,۰۰	۸۹,۵۰	۴۱,۲۰	مرداد
۲,۸۸	۲۲,۸۰	۴۲,۵۰	۱۷,۰۰	۷۳,۳۳	۳۸,۲۵	شهریور
۳,۰۵	۲۸,۶۰	۴۲,۸۳	۱۶,۲۰	۸۷,۴۰	۴۰,۷۵	مهر
۳,۱۵	۱۷,۲۰	۴۹,۳۳	۱۷,۲۰	۶۷,۲۰	۳۲,۰۰	آبان
۳,۱۵	۱۷,۷۵	۴۸,۶۷	۱۸,۱۷	۶۲,۱۷	۲۷,۶۰	آذر
۳,۲۳	۲۸,۲۵	۵۴,۰۰	۲۰,۳۳	۶۷,۰۰	۳۵,۸۳	دی
۳,۳۸	۱۴,۵۰	۵۱,۸۰	۱۷,۱۷	۷۴,۵۰	۳۴,۰۰	بهمن
۲,۹۳	۲۰,۵۰	۴۸,۴۰	۱۵,۶۷	۶۷,۱۷	۲۸,۱۷	اسفند

و همین ماه‌ها وارد فرآیند خوشبندی با استفاده از

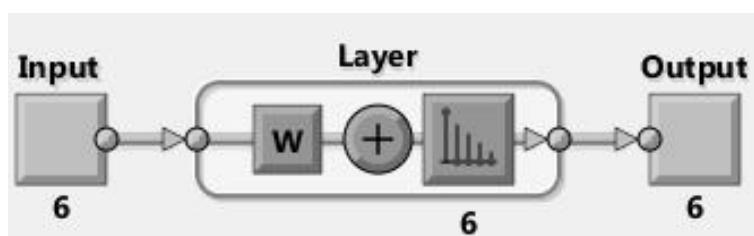
هریک از آلاینده‌های شش‌گانه در طول ماه‌های سه سال الگوریتم SOM در شبکه عصبی می‌شوند. لازم به ذکر ۹۱، ۹۲ و ۹۳ برای شش ایستگاه فوق الذکر مورد بررسی قرار است که در این پژوهش، فرآیند محاسبات و گرفته و میانگین مقادیر این ایستگاه‌ها در جدول (۲) پیش‌پردازش با استفاده از نرم‌افزار Excel ۲۰۱۳ و عملیات مربوط به تشکیل و اجرای شبکه عصبی SOM با نرم‌افزار

۴- یافته‌های پژوهش

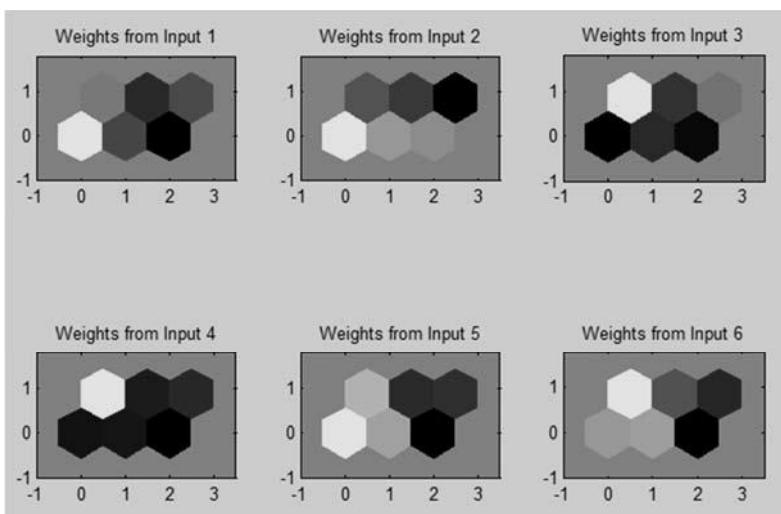


فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

۱۵۰



شکل ۴. معماری کلی SOM ایجاد شده با ۶ نوروون



شکل ۵. صفحه وزن‌های ورودی‌های شش‌گانه

آلاینده‌های $PM_{1/5}$ ، PM_1 هستند، شباهت زیادی به یکدیگر داشته و همین موضوع همبستگی بالای این دو آلاینده را نشان می‌دهد که منطقاً نیز همین طور است. در شکل (۶)، خروجی نهایی خوشبندی با ۶ نرون ارائه شده است. این شکل خروجی را بر مبنای روابط بین نرون‌ها و میزان فاصله بین آنها نشان می‌دهد. شش ضلعی‌های آبی رنگ، نرون‌ها را نشان می‌دهد و خطوط قرمز، بیان‌گر اتصال بین نرون‌های همسایه است. رنگ نواحی متصل‌کننده همسایه به هم، میزان فاصله را نشان می‌دهد. هرچه این فاصله بیشتر باشد، رنگ به کار رفته بین نرون‌ها تیره‌تر می‌شود و هرچه این فاصله کمتر باشد، این رنگ روشن‌تر نشان داده می‌شود. فاصله‌های کمتر به معنای شدنی تربودن ترکیب نرون‌ها با یکدیگر به منظور ایجاد خوشه‌های واحد است.

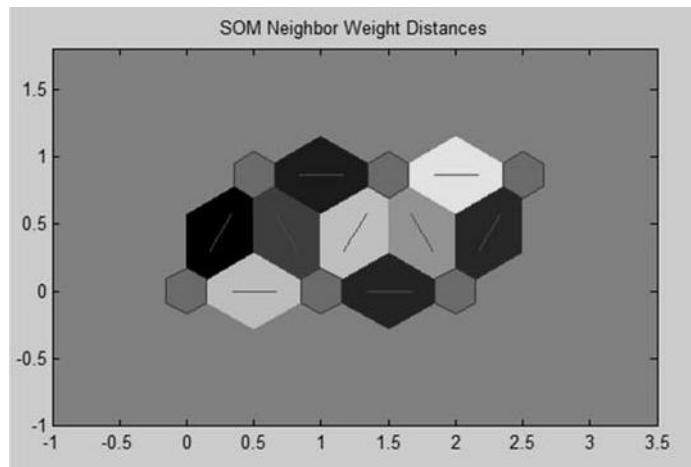
MATLAB ۲۰۱۳ شبکه‌ای که برای این تحلیل خوشه این داده‌ها ساختار بندی شده یک شبکه ۶ نورونی است که مدل کلی آن در زیر مشهود است. لازم به ذکر است که این مدل شش نورونی با استفاده از تعریف ابعاد با اندازه 2×3 درتابع selforgmap ایجاد شده است.

شکل (۵)، ورودی‌های خوشبندی را نشان می‌دهد. این نمودار که به صفحه وزن‌ها معروف است، وزن‌های اتصالی بین نرون‌ها را نشان می‌دهد. رنگ‌های تیره، وزن‌های بالاتر را نشان می‌دهد. در صورتی که در برخی ورودی‌ها الگوهای اتصالی بین وزن‌ها بسیار شبیه باشند، می‌توان نتیجه گرفت که آنها دارای همبستگی بالایی با یکدیگر هستند. کما اینکه در این شکل، صفحه وزن‌های حاصل از ورودی ۵ و ۶ که به ترتیب نمایش دهنده

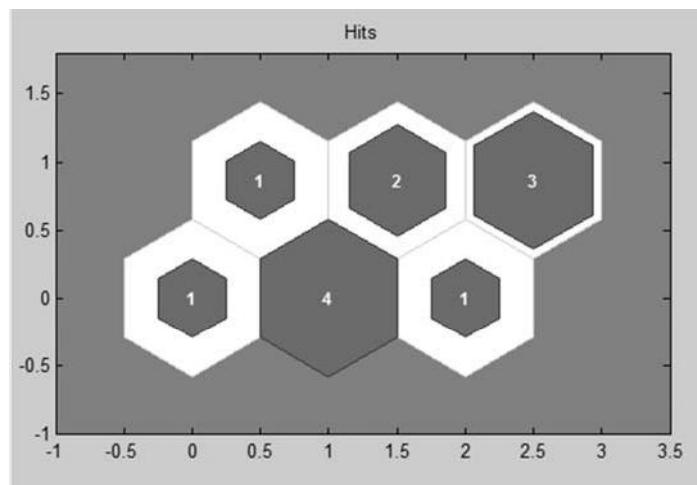
مدیریت شهری

فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

■ ۱۵۱ ■



شکل ۶. فواصل بین نرون‌ها



شکل ۷. تعداد نمونه‌های هر نرون بر اساس خروجی الگوریتم SOM

جدول ۳. مقادیر SSE به ازای مقادیر مختلف تعداد خوشها

تعداد خوشة‌ها	SSE
۶	7.757×10^{-3}
۵	1.146×10^{-3}
۴	1.0522×10^{-3}
۳	2.229×10^{-3}

بنابراین با استفاده از میانگین آلاینده‌های هر خوشکه در جدول (۵) گردآوری شده است، می‌توان قیمت‌گذاری چندگانه را برای مجوزهای طرح ترافیک تهران مدل‌سازی نمود. این مدل‌سازی در بخش قبلی ارائه شده و فرمول (۲) کلیات آن را نشان می‌دهد.

پس با استناد به داده‌های خوشبندی شده در جدول (۵) و همچنین با کمک فرمول (۲) و (۴) می‌توان قیمت‌گذاری منعطف را هم در طرح ترافیک و هم در جریمه‌های راهنمایی و رانندگی فرموله نمود. البته باید تاکید نمود که ضرایب α_k و β_k که به ترتیب در فرمول (۲) و (۴) ذکر شد، نیازمند نظرات خبرگان است؛ به ویژه که باید با محوریت زیستمحیطی و سلامت نیز مورد بررسی قرار گیرد.

۴. خوشبندی، نهاد، بمنای دادوهای سه ساله

```
>> net.IW{ : }
```

| ans =

0.1001	0.0999	0.0733	0.0805	0.0954	0.0893
0.0834	0.0917	0.0802	0.0809	0.0897	0.0899
0.0692	0.0905	0.0749	0.0776	0.0693	0.0667
0.0893	0.0841	0.0991	0.1021	0.0912	0.0967
0.0776	0.0792	0.0818	0.0820	0.0766	0.0823
0.0842	0.0667	0.0894	0.0840	0.0774	0.0743

شکل ۸. خروجی متلب در نمایش وزن‌های خوشبندی شش تایی

شکل (۷)، تعداد داده‌های مرتبط با هر نزون را در ترکیب خوشبندی نشان می‌دهد.

با توجه به شکل (۶)، می‌توان تحلیلی بر مبنای ترکیب نزون‌های برای ایجاد خوشبندی‌های متفاوت رائیه داد. بر همین اساس با استفاده از فرمول (۱) که منطق مجموع مریعات خطا را نمایش می‌دهد، می‌توان هریک از این تعداد خوشبندی‌ها را ارزیابی نموده و در نهایت بهترین تعداد را به عنوان برترین نوع خوشبندی برگزید. از همین روی، جدول (۳) مقدار SSE را برای تعداد مختلف خوشبندی نشان می‌دهد. همچنین برای استفاده از فرمول (۱)، مقادیر مربوط به مراکز خوشبندی‌ها با استفاده از دستور IW.net در نرم‌افزار متلب به دست آمده که خروجی این دستور در شکل (۸) نمایش داده شده است. با توجه به مقادیر SSE در جدول (۳)، کمترین مقدار مربوط به خوشبندی با شش خوشبندی است. لذا الگوی نهایی برای خوشبندی ماههای سال بر مبنای آلاینده‌های هوای تهران، در جدول زیر مشهود است. جدول (۴) عضویت هریک از ماههای دوازده‌گانه را در یک از خوشبندی‌های مورد نظر نمایش می‌دهد.

مدرسہ شری

فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

١٥٢

جدول ۵. میانگین مقادیر آلاینده‌های هر خوشه

خوشه	PM _{۲/۵}	PM _{۱.۰}	SO _۲	NO _۲	O _۳	CO
یکم	۳۹,۲۰	۸۳,۹۴	۲۰,۹۸	۳۴,۲۸	۲۹,۸۱	۳,۴۵
دوم	۳۹,۴۸	۷۸,۹۶	۲۱,۰۸	۳۷,۵۰	۲۷,۳۶	۲,۸۷
سوم	۲۹,۳۰	۶۰,۹۸	۲۰,۲۰	۳۵,۰۲	۲۷,۰۰	۲,۳۹
چهارم	۴۲,۴۷	۸۰,۲۷	۲۶,۵۹	۴۶,۳۴	۲۵,۰۹	۳,۰۸
پنجم	۳۶,۱۳	۶۷,۳۹	۲۱,۳۷	۳۸,۲۸	۲۳,۶۳	۲,۶۸
ششم	۳۲,۶۴	۶۸,۱۱	۲۱,۸۷	۴۱,۸۲	۱۹,۹۱	۲,۹۰

قوی تری در قیمت‌گذاری مجوز طرح ترافیک دخیل نماید. استفاده از این روش قیمت‌گذاری سبب افزایش قیمت طرح ترافیک در ماه‌هایی که شاخص آلاینده‌گی بالاتر است شده و درنهایت منجر به کاهش حجم ترافیک ورودی به منطقه طرح ترافیک و نهایتاً کاهش آلودگی می‌شود. به منظور توسعه این پژوهش، پیشنهادات زیر به طور اجمالی ارائه می‌گردد:

۱. تلاش برای غنی و گستردگی‌سازی داده‌ها برای ترکیب رویکرد پیش‌بینی و خوشبندی با استفاده از شبکه

عصبی مصنوعی در حوزه قیمت‌گذاری سال آتی

۲. به کارگیری خوشبندی فازی به منظور افزایش انعطاف

تصمیم‌گیری

۳. استفاده از داده‌های روزانه به منظور گسترش و استحکام مدل فوق و خروج از پایه ماهانه

۴. بهره‌گیری از داده‌های لحظه‌ای آلاینده‌های هوا بر اساس به منظور ارائه طرح چند قیمتی در هر روز

منابع و مأخذ

۱. افسر، ا.، هوشدار محجوب، ر.، مینایی، ب. (۱۳۹۲)

خوشبندی اعتباری مشتریان برای ارائه تسهیلات متناسب. پژوهش‌های مدیریت در ایران، ۱۷(۴)، ۲۴-۱۰.

۲. حبیبیان، م.، دیباچ، س.، رحمتی، ا. (۱۳۹۱) بررسی

سیاست‌های مدیریت تقاضای حملونقل در سفرهای کوتاه کاری به محدوده مرکزی شهر تهران. دوازدهمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی حمل و نقل و ترافیک (تهران).

۳. حسنقلی پور، ط.، میری، س.م.، مروتی شریف

آبادی، ع. (۱۳۸۶) تقسیم بازار با استفاده از شبکه‌های

عصبی مصنوعی مطالعه موردي: فرآورده‌های گوشتی (سوسیس). مدرس علوم انسانی، ۵۵، ۵۹-۸۰.

۵- نتیجه‌گیری و جمعبندی

بر اساس یافته‌های این پژوهش، ماه‌های «اردیبهشت، تیر، مرداد و مهر»، در یک خوشه، ماه‌های «شهریور و اسفند» در یک خوشه و ماه‌های «آبان، آذر و بهمن» نیز در یک خوشه قرارگرفتند. برهمین پایه، سه ماه «فروردین»، «خرداد» و «دی» نیز هریک در خوشه‌ای جداگانه قرار گرفتند. بر اساس شبکه عصبی SOM و همچنین مجموع مربعات خط (SSE) تعداد بهینه برای خوشبندی، عدد ۶ به دست آمد که بر همین اساس، دوازده ماه در این شش خوشه قرارگرفتند.

با نگاهی به این شش خوشه و ماه‌های مندرج در هریک از آنها، شهود فردی نیز کاملاً بر این خوشبندی صحه می‌گذارد. به عنوان مثال، ششم ماهه دوم سال که عموماً در اواسط آن شرایط نامطلوب آلاینده‌های هوا اوج می‌گیرد، در این خوشبندی کاملاً منطقی به نظر می‌رسند. ماه‌های آبان و آذر و بهمن در یک خوشه قرار گرفته و ماه دی که اوج آلودگی هواست در خوشه‌ای جداگانه دسته‌بندی شده است. از سوی دیگر در

شهریورماه و اسفندماه نیز اگرچه شرایط سرمایی هوا کمتر حاکم است، اما حجم ترافیک پایانی تابستان و پیش از سال جدید تحصیلی و همچنین پیش از عید نوروز، حاکی از افزایش آلودگی هوا و تبیین منطق این خوشبندی است.

دسته‌بندی داده‌ها در این شش خوشه، می‌تواند ۶ پله قیمتی را برای کارشناسان ایجاد کند که همه این سطوح قیمتی بر اساس میزان متوسط آلاینده‌های موجود در این خوشه‌ها به دست می‌آیند؛ که این امر نیز در فرمول‌های (۲) تا (۴) تشریح شده است. این موضوع می‌تواند اثرات زیست محیطی را هرچه بیشتر و با منطق



فصلنامه مدیریت شهری
Urban Management
شماره ۳۶ پاییز ۱۳۹۳
No.36 Autumn 2014

- 3rd edition. Springer.
16. Mazanec, J. (1992). Classifying Tourist into Market Segments: A Neural Network Approach. *Journal of Travel and Tourism Marketing*, 1, 39-59.
 17. Niska., H., Hiltunen. T., Karppinen, A., Ruuskanen, J., Kolehmainen, M. (2003). Evolving the neural network model for forecasting air pollution time series. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17(2), 159-167.
 18. Omundi, A.R., Rajapakse, J.C. (2006). FPGA Implementations of Neural Networks. Springer.
 19. Pope., C.A., Dockery., D.W. (2006). Health effects of fine particulate air pollution: lines that connect. *Journal of the Air and Waste Management Association*, 56(6), 709-742.
 20. Shiva Nagendra, S.M., Khare, M. (2004). Artificial neural network based line source models for vehicular exhaust emission predictions of an urban roadway. *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 9(3), 199-208.
 21. Slini, T. (2006). A Kaprara, K Karatzas. N. Moussiopoulos. PM(10) forecasting for Thessaloniki. Greece. *Environmental Modelling and Software*, 21(4), 559-565.
 22. Tan, P-N., Steinbach, M., Kumar, V. (2006). *Introduction to Data Mining*. Pearson Addison-Wesley.
 23. Tiittanen, P., Timonen, K.L., Ruuskanen, J., Mirme, A., Pekkanen, J. (1999). Fine particulate air pollution, resuspended road dust and respiratory health among symptomatic children. *European Respiratory Journal*, 13, 266-273.
 24. Tisan, A., Cirstea, M. (2013). SOM neural network design -A new Simulink library based approach targeting FPGA implementation. *Mathematics and Computers in Simulation*, 91, 134-149.
 25. Tsai, L. (2009). Customer churn prediction by hybrid neural networks. *Expert Systems with Applications*, 36, 12547-12553.
 26. Wan, M., Wang, C., Li, L., Yang, Y. (2012). Chaotic ant swarm approach for data clustering. *Applied Soft Computing*, 12, 2387-2393.
 27. Wu, S.J., Feng, Q., Du, Y., Li, X.D. (2001). Artificial neural network models for daily PM(10) air pollution index prediction in the urban area of Wuhan, China. *Environmental Engineering Science*, 28(5), 357-363.
٤. عربان، م. (۱۳۸۸) مهندسی ترافیک. گیلان: انتشارات دانشگاه گیلان.
۵. عسگری، ع.، معینی، س.م.، گلی، ع. (۱۳۹۱) بررسی ایجاد محدوده پیشنهادی طرح ترافیک شیراز از منظر ساکنین شهر. *مدیریت شهری و روستایی*, ۱۰(۲۹): ۱۶۵-۱۷۸.
6. Arnold, R., Smith Vance, C., Doan John, Q., Barry Rodney, N., Blakesley Jayme, L., DeCorla-Souza Patrick, T., Muriello Mark, F., Murthy Gummada, N., Rubstello Patty, K., Thompson Nick, A. (2010). Reducing Congestion and Funding Transportation Using Road Pricing in Europe and Singapore, report No. FHWA-PL-10-030.
7. Bloom Jonathan, Z. (2005). Market Segmentation, A Neural Network Application. *Annals of Tourism Research*, 32, 93-111.
8. Castro, B.M.F., Sanchez, J.M.P., Manteiga, W.G., Bande, M.F., Cela, J.L.B., Fernandez, J.J.H., (2003). Prediction of SO₂ levels using neural networks. *Journal of the Air and Waste Management Association*, 53, 532-539.
9. Chan, K.Y., Jian, L. (2013). Identification of significant factors for air pollution levels using a neural network based knowledge discovery system. *Neurocomputing*, 99, 564-569.
10. Dutot, A.L., Rynkiewicz., J. Steiner., E.F., Rude, J. (2007). A 24-h forecast of ozone peaks and exceedance levels using neural classifiers and weather predictions. *Environmental Modelling & Software*, 22(9), 1261-1269.
11. Fulop, I. A., Jozsa, J., Karamer. T., 1998. A neural network application in estimating wind induced shallow lake motion, *Hydro informatics* 98, 2, 753-757.
12. Geoffrey Cobourn, W., Dolcine, L., French, M., Hubbard, M.C. (2000). A comparison of non- linear regression and neural network models for ground-level ozone forecasting. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 50(11), 1999-2009.
13. Grivas, G., Chaloulakou, A. (2006). Artificial neural network models for prediction of PM10 hourly concentrations, in the Greater Area of Athens Greece, *Atmos Environ*, 40(7), 1216-1229.
14. Hagan, M.T., Demuth, H.B., Beal, M. (2002). *Neural Network Design*. Singapore: Thomson Asia Pte Ltd.
15. Kohonen, T. (2001). *Self Organizing Map*,