

ارزیابی اثر مؤلفه‌های مکان و دما در بهبود برآورد مقدار محتوای الکترونی یونسفر در چند ایستگاه کشور

سیده سمیرا جعفری پور^۱

نازیلا محمدی^۲

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۰۷/۱۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۰۴/۰۸

چکیده

یونسفر یکی از پدیده‌های پیچیده است که شامل مولکول‌های یونیزه شده توسط خورشید می‌باشد. ضرورت مطالعه یونسفر و مدل‌سازی آن از این حقیقت ناشی می‌شود که محتوای الکترونی یونسفر به پارامترهای زیادی بستگی دارند که دائماً در حال تغییر هستند. انتشار امواج الکترومغناطیس در لایه یونسفر تحت تأثیر الکترون‌های آزاد این محیط بوده، بنابراین مدل‌سازی یونسفر در بسیاری از زمینه‌ها از قبیل ارتباطات مخابراتی، ناوبری و تعیین موقعیت ماهواره‌ای، سیستم‌های راداری و سایر فناوری‌های فضایی مورد توجه می‌باشد. طبیعت پیچیده یونسفر باعث شده مدل‌ها و روش‌های مختلف دو بعدی و سه بعدی جهت رسیدن به یک برآورد مناسب از مقدار محتوای الکترون یونسفر پایه‌گذاری، ارزیابی و مقایسه شوند. در این مقاله از شبکه‌های عصبی موجک جهت مدل‌سازی مقدار محتوای الکترون لایه یونسفر (TEC) در ایستگاه‌های چهار شهر اهواز، ساری، کرمان و سقز در ۳۶۵ روز از سال ۲۰۱۴ استفاده شده است. نتایج مدل‌سازی با روش‌های مذکور برای داده‌های مکانی و دماهای مختلف در ایران ارزیابی و مقایسه شده و به صورت کمی ارائه گردید. داده‌های مورد استفاده، نقشه‌های یونسفری می‌باشند که نمایشگر میزان محتوای مجموع الکترونی هستند. نتایج این تحقیق نشان‌دهنده تأثیر مؤلفه‌های مکانی و دما در کارایی شبکه عصبی موجک در برآورد محتوای الکترونی یونسفر می‌باشد. میانگین خطای نسبی به دست آمده برای حالت تلفیقی پارامترهای مکان، زمان و دما با استفاده از شبکه‌های عصبی موجک برابر ۱۱/۵۲ درصد بوده است. این مقدار برای حالت تلفیقی دو پارامتر به طور میانگین برابر ۱۵/۰۵ درصد به دست آمده است. مقایسه صورت گرفته در مورد خطا نشان‌دهنده برتری حالت تلفیقی سه پارامتر دما، مکان و زمان نسبت به سایر حالت‌ها در برآورد محتوای الکترونی یونسفر بوده است. همچنین در این مقایسه، بهترین مدل مربوط به حالت‌های مکان-دما-زمان، مکان-زمان و دما-زمان به ترتیب مربوط به شبکه‌های عصبی RBF, MLP و B-spline با تلفیق موجک مورلت بوده است.

واژه‌های کلیدی: یونسفر، شبکه‌های عصبی مصنوعی، TEC، موجک، نقشه‌های یونسفری

۱- کارشناس ارشد ژئودزی، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز samirajafaripour@rocketmail.com

۲- استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز (نویسنده مسئول) nazila.mohamadi@gmail.com

۱- مقدمه

مقدار چگالی الکترونی لایه یونسفر، اطلاعات با ارزشی از شرایط فیزیکی این لایه از اتمسفر را فراهم می‌کند (خوندزاده، ۱۳۹۳: ۱۹۲). این لایه به دلیل وجود الکترون‌های آزاد باعث شکست امواج الکترومغناطیسی ارسال شده از ماهواره‌ها می‌گردد و اطلاعات رادیویی را از گیرنده به فرستنده مخا‌بره می‌کند.

بنابراین با مدلسازی چگالی الکترونی لایه یونسفر می‌توان به ارتباطات مخا‌براتی، ناوبری و تعیین موقعیت ماهواره‌ای، سیستم‌های راداری و سایر فناوری‌های فضایی دست پیدا کرد (باعت، ۱۳۹۰). چگالی الکترونی در یونسفر دارای تغییرات مکان، زمان و دما است. این تغییرات ممکن است ناشی از تغییرات روزانه، تغییرات فصلی، زاویه ساعتی خورشید و تغییرات فعالیت‌های خورشیدی باشد (عامریان، ۱۳۹۱). کمیتی که با استفاده از آن می‌توان چگونگی فعالیت‌های یونسفری و تغییرات مکان، زمان و دمای چگالی الکترونی در این لایه از جو را مورد بررسی قرار داد، محتوای الکترونی کلی^۱ TEC نامیده می‌شود. TEC انتگرال خطی چگالی الکترونی در مسیر بین ماهواره تا گیرنده است.^۲ TECU واحد اندازه‌گیری TEC بوده و یک TECU معادل ۱۰ به توان ۱۶ الکترون بر متر مربع است (غفاری رزین، ۱۳۹۳: ۵۱).

طبیعت پیچیده یونسفر، روش‌های متنوعی برای مدل کردن یونسفر به وجود آورده است. مدلسازی‌های انجام شده برای یونسفر را می‌توان به دو دسته مدلسازی دوبعدی^۳ و مدلسازی سه‌بعدی^۴ تقسیم‌بندی کرد. هرکدام از مدل‌های دوبعدی و سه‌بعدی می‌توانند شبکه‌ای یا غیر شبکه‌ای باشند (کیایی، ۱۳۹۱).

در مدلسازی دو بعدی از ضخامت لایه یونسفر صرف‌نظر شده و الکترون‌های آزاد این لایه در پوسته‌ای به ضخامت بسیار کم و در ارتفاعی ثابت (معمولاً ۴۵۰

کیلومتر) که در محدوده ارتفاع حداکثر تراکم الکترونی بوده، متمرکز فرض می‌شود. در روش‌های مدلسازی سه بعدی تغییرات افقی و ارتفاعی چگالی الکترونی یونسفر قابل بررسی است (کیایی، ۱۳۹۱). در مدل‌های شبکه‌ای مقدار TEC در محل تعداد محدودی از نقاط روی پوسته کروی محاسبه و تعیین می‌شود. این نقاط محل برخورد امواج GPS^۵ با پوسته کروی هستند. مدل‌های غیرشبکه‌ای که در آن مقدار TEC به صورت پیوسته روی پوسته کروی محاسبه و تعیین می‌شود نیز شامل سه دسته مدل‌های محلی براساس توابع چندجمله‌ای، مدل‌های منطقه‌ای براساس توابع پایه موجک^۶ و مدل‌های جهانی براساس توابع پایه هارمونیک کروی می‌باشند (کیایی، ۱۳۹۱).

مدل‌های سه‌بعدی در دسته مدل‌های غیرشبکه‌ای می‌توانند مدل‌های مبتنی بر توابع پایه^۷ و مدل‌های مبتنی بر عناصر حجمی^۸ باشند. تووموگرافی یکی از تکنیک‌های موجود جهت مدلسازی سه بعدی لایه یونسفر بوده که مبتنی بر توابع پایه می‌باشد. تووموگرافی بازسازی دانسیته الکترونی در یونسفر به کمک امواج رادیویی عبوری از این لایه اتمسفر می‌باشد. در مدل‌های مبتنی بر عناصر حجمی، یونسفر به عناصر کوچکتر تقسیم شده و با این فرض که چگالی الکترونی یونسفر در هر یک از این احجام همگن می‌باشد، مدلسازی انجام می‌شود. مدل‌های مبتنی بر عناصر حجمی را مدل‌های ریاضی طبقه‌بندی نمود (Amiri, 2012:77). از تحقیقات انجام شده در زمینه مدل‌های تجربی می‌توان به استفاده از توابع متعامد تجربی^۹ IRI اشاره کرد. مقادیر حاصل از این نوع مدل‌سازی شامل تغییرات کلی بوده و از طرفی در مناطقی مانند ایران به دلیل عدم وجود ایستگاه‌های یونوسوند تغذیه‌کننده این مدل، دقت پارامترهای استخراج شده به مراتب کاهش می‌یابد (Anghel, 2009). مدل‌های جهانی مانند GAIM مدل‌های سه‌بعدی یونسفر و وابسته به زمان هستند.

5 - Global Positioning System

6- Function Based Wavelet

7- Function Based

8- Voxel Based

9- International Reference Ionosphere

1- Total Electron Content

2 - Total Electron Content Unit

3 - Single Layer Model: SLM

4- Multiple Layer Global Navigation System

هر منطقه، مقدار TEC یونسفر برای هر کدام از پارامترهای مکان و دما به صورت جداگانه و همچنین برای تلفیق این دو پارامتر با استفاده از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک برآورد می‌شود. هدف از این مقاله، بررسی تأثیر تغییرات مکان و دما در مقدار محتوای الکترون کلی لایه یونسفر بوده تا بتوان مقدار TEC را به درستی برآورد کرد. برای این منظور تغییرات دمای هر شهر برای یک محدوده زمانی مشخص، با استفاده از تبدیل موجک به مؤلفه‌های فرکانسی تجزیه شده و با استفاده از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی می‌شوند.

در بخش دوم بعد از تعریف یونسفر به بیان ضرورت شناخت آن و روش‌های مورد استفاده در این تحقیق پرداخته می‌شود. در بخش سوم روش انجام تحقیق بیان شده و مراحل آن مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد. بخش چهارم مربوط به ارزیابی داده‌ها و نتایج بوده و در نهایت بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادات این مقاله را در بر می‌گیرد.

۲- مفاهیم، دیدگاه‌ها و مبانی نظری

اتمسفر به معنی جو، مجموعه‌ای از گازها می‌باشد که دور یک جرم آسمانی مانند یک سیاره را اشغال می‌کنند. یونسفر لایه بالایی اتمسفر است که حاوی گازهای یونیزه شده و الکترون‌های آزاد می‌باشد. این لایه در حدود ۸۰ تا ۱۰۰۰ کیلومتر بالاتر از سطح زمین قرار دارد (Ghaffari et al., 2015). یونسفر از الکترون‌های آزاد و یون‌هایی که در طی فعل و انفعالات ناشی از فرآیند یونیزاسیون تولید شده‌اند، تشکیل شده است.

یونیزاسیون در مناطق مختلف موجب تفاوت غلظت تراکم الکترونی در لایه‌های مختلف الکترونی می‌شود. این لایه‌های متمایز شده در یونسفر با توجه به مقادیر متفاوت در چگالی الکترون در زمان خاص، مشخص شده‌اند. مرز بین لایه‌ها به درستی قابل تشخیص نبوده و هر لایه به تدریج به لایه بعدی تغییر پیدا می‌کند (Seeber, 2003).

مقدار کل محتوای الکترونی یونسفر که TEC نامیده

مدل^۱ GAIM بر پایه نخستین اصل فیزیکی یونسفر و تلفیق پیشرفته‌ترین روش‌های بهینه‌سازی که قابلیت بالایی در یکسان‌سازی مشاهدات گوناگون یونسفری دارند، بنا شده است (El-neggar, 2011: 237).

وجود آنومالی‌های مختلف و نیز تأثیر سایر پدیده‌ها در رفتار یونسفر، مدل‌سازی تحلیلی این لایه از اتمسفر را بسیار دشوار کرده است. به نظر می‌رسد ارائه مدل تحلیلی که بتواند تمام ویژگی‌های مؤثر موجود بر رفتار یونسفر را دربرگیرد، کاری دشوار است. بنابراین لزوم استفاده از سیستم‌هایی که در عین کارآمد بودن، بتواند پردازش‌های موازی را برای سیستم‌هایی با رفتار غیرخطی و پیچیده همانند لایه یونسفر انجام دهد، کاملاً احساس می‌شود.

قابلیت و کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک در مباحث ژئودزی و ژئودینامیکی مورد توجه و استفاده محققان قرار گرفته است. تحقیقات اولیه انجام شده در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی یونسفر، با یک شبکه عصبی مصنوعی دولایه برای محاسبه مقدار TEC شکل گرفته است (Cander, 2007). در تحقیقات بعدی، شبکه‌های عصبی مصنوعی با پیچیدگی و لایه‌های بیشتر به منظور تعیین مقدار چگالی الکترونی گسترش یافته است (Mckinnell, 2002).

در زمینه مدل‌سازی یونسفر با بهره‌گیری از قابلیت‌های تبدیل موجک نیز تحقیقات ارزشمندی انجام شده است که از میان آن‌ها می‌توان به استفاده از روش درونیابی تبدیل موجک برای برآورد چگالی الکترونی یونسفر (Amerian et al., 2014: 19) و به کارگیری تبدیل موجک برای تفکیک فرکانسی محتوای الکترونی یونسفر (Amerian et al., 2010) اشاره کرد. همچنین در تحقیقاتی از تلفیق شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک به منظور مدل‌سازی و برآورد مقادیر TEC (Ghazoly, 2013) و همچنین بررسی تأثیر دما بر روی مدل‌سازی یونسفر استفاده شده است (Plamen and Dora, 2015: 136).

در این مقاله پس از تفکیک پارامترهای مکان، زمان و دمای

ای برای یونسفر و همچنین، سبب افزایش درجه حرارت آن می شود (Kurihara et al., 2010: 37).

با توجه به تغییرات و پراکندگی دمای یونسفر در نقاط مختلف، تغییرات مکانی TEC نیز بررسی می شود. تغییرات مکانی یونسفر متأثر از میدان مغناطیسی زمین است. میدان مغناطیسی دوقطبی زمین، ذرات باردار به خصوص الکترون های سبک را تحت تأثیر قرار می دهد. معمولاً زمین براساس فریم مرجع ژئومغناطیس، به نواحی استوایی، عرض های میانی و قطبی تقسیم می شود. عموماً در نواحی استوایی و قطبی اندازه و تغییرات چگالی الکترون نسبتاً بزرگتر است (Leonardo, 2004).

در مطالعه تغییرات مکانی یونسفر، یونسفر را می توان به سه منطقه براساس عرض جغرافیایی تقسیم کرد. این سه منطقه مربوط به ناحیه کم عرض (استوایی)، ناحیه متوسط و ناحیه با عرض جغرافیایی بالا (قطب ها) هستند. در عرض های متوسط تغییرات منظم تر است. در عرض های جغرافیایی بالا و پایین بیشتر تغییرات غیرقابل پیش بینی بوده و اغلب تحت تأثیر میدان مغناطیس زمین است (Leonardo, 2007). همچنین در منطقه ایران تغییرات زیاد مقدار TEC با تغییر عرض جغرافیایی به خوبی مشهود است. به عبارت دیگر بیشترین و کمترین مقدار TEC در ایران به ترتیب مربوط به پایین ترین و بالاترین عرض جغرافیایی هستند (Leonardo, 2007).

۳- مواد و روش ها

در این بخش چارچوب پیشنهادی برای تعیین مقدار محتوای الکترون یونسفر براساس تغییرات مکان و دما ارائه می شود. به این صورت که ورودی ها شامل مقادیر TEC، پس از تفکیک مکانی و زمانی با استفاده از تبدیل موجک به مؤلفه های فرکانسی خود تجزیه شده و نتایج آن با استفاده از تحلیل طیفی تفکیک می شوند و به عنوان ورودی به شبکه های عصبی مصنوعی معرفی می شوند. مقایسه مدل های مکان، دما و مکان- دما، تأثیر تغییرات مکان و دما را بر برآورد محتوای الکترونی یونسفر با استفاده از انواع شبکه های

می شود با خصوصیات فیزیکی زمین و خورشید مانند تغییرات روزانه، تغییرات فصلی، زاویه ساعتی خورشید، میدان مغناطیسی زمین، تغییرات عرض جغرافیایی و فعالیت های خورشیدی در ارتباط بوده که باعث تغییرات شدید چگالی الکترون می شود (Leandro and Santos, 2004).

در ارتفاع بالای ۸۰ کیلومتری زمین، باقی مانده گازهای اتمسفری بر طبق جرم مولکولی به لایه هایی تقسیم می شوند. دمای یونسفر با افزایش ارتفاع به دلیل جذب بالای پرتوهای فعال خورشید توسط مقدار اکسیژن باقی مانده موجود در یونسفر افزایش می یابد.

دمای یونسفر به شدت فعالیت خورشید وابسته است. به طور کلی یونسفر تمام گرمای خود را به طور مستقیم و یا غیر مستقیم از خورشید دریافت می کند که این امر توسط عوامل زیر صورت می پذیرد (Pancheva and Mukhtarov, 2012: 168).

اولین عامل گرم شدن یونسفر انرژی تابشی دریافت شده از خورشید است. گرمای قسمت اعظمی از یونسفر توسط سطح زیرین آن (اتمسفر)، پس از گرم شدن توسط تابش خورشیدی تأمین می شود.

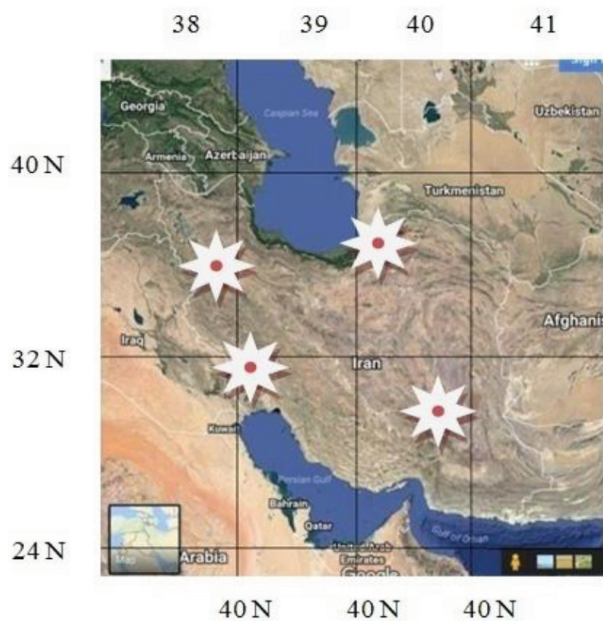
از سوی دیگر، انتقال گرما از طریق تابش، انتقال و همرفت به همراه گرمای نهان تبخیر در هم آمیخته، یونسفر را گرم می کنند (Pancheva and Mukhtarov, 2012: 168). دومین عامل مهم گرم شدن یونسفر، انتقال گرما از سطح زمین به یونسفر است. هوا هادی خیلی ضعیف انرژی گرمایی است، چرا که فقط پایین ترین قسمت اتمسفر به وسیله آن گرم می شود اما به محض گرم شدن، هوا صعود کرده و از طریق همرفت، گرمای هدایت شده را به یونسفر انتقال می دهد. ترکیب اعمال هدایت و همرفت در گرم کردن جو را تبادل گرمایی آشفته می نامند (Kurihara et al., 2010: 37).

عامل سوم گرم شدن یونسفر، دمای برگشتی از پدیده گلخانه است. یونسفر زمین همانند شیشه گلخانه، با جلوگیری از اتلاف انرژی، بخش اعظم انرژی تابش از خورشید را محبوس می کند زیرا جو زمین باعث عدم خروج تشعشع زمین شده که این امر باعث ایجاد پدیده گلخانه-

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (مهر)
ارزیابی اثر مؤلفه‌های مکان و دما در بهبود برآورد ... / ۱۲۳

می‌باشد، می‌توان برای مکان‌های مختلف، تفکیک مکانی انجام داد. پارامترهای ورودی شامل مقادیر TEC مشاهده شده، طول و عرض جغرافیایی و دما بوده که پس از طی مرحله سوم، مقدار TEC محاسبه شده به عنوان خروجی در اختیار قرار می‌گیرد.

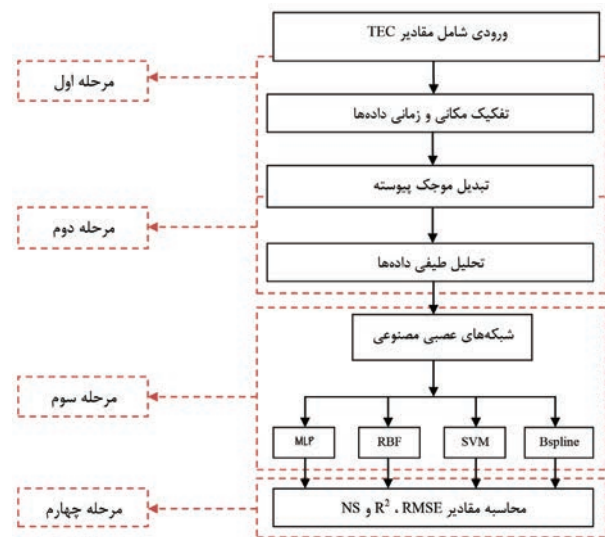
برای بررسی اثر مکان، داده‌ها از لحاظ مکانی تفکیک شدند. برای این منظور داده‌های مربوط به چهار موقعیت مکانی مختلف مورد بررسی قرار گرفتند. شهر اهواز با آب و هوای گرم و مرطوب در طول جغرافیایی 30° 48° درجه شرقی، و عرض جغرافیایی 00° 31° درجه شمالی، شهر ساری با آب و هوای معتدل و مرطوب در طول جغرافیایی 05° 53° درجه شرقی و عرض جغرافیایی 04° 36° درجه شمالی، شهر سقز با آب و هوای سرد و خشک در طول جغرافیایی 27° 46° درجه شرقی و عرض جغرافیایی 22° 36° درجه شمالی و شهر کرمان با آب و هوای گرم و خشک در طول جغرافیایی 08° 57° درجه شرقی و عرض جغرافیایی 28° 30° درجه شمالی به عنوان موقعیت مورد مطالعه انتخاب شدند. نگاره ۲ موقعیت مکان‌های انتخابی را نشان می‌دهد.



نگاره ۲: موقعیت داده‌های مورد استفاده

عصبی مصنوعی (MLP, B-spline, SVM و RBF) و تبدیل موجک نشان می‌دهد. نگاره ۱ روند انجام تحقیق را در قالب یک نمودار نشان می‌دهد.

همانطور که ملاحظه می‌شود روند انجام تحقیق شامل چهار مرحله است. مرحله اول شامل آماده‌سازی ورودی‌ها و تفکیک مکانی و زمانی ورودی‌ها می‌باشد. در مرحله دوم تبدیل موجک پیوسته بر روی داده‌های تفکیک شده اعمال می‌شود و به منظور تفسیر نتایج، تحلیل طیفی داده‌ها صورت می‌گیرد. در مرحله سوم شبکه‌های عصبی مصنوعی به ورودی‌های تفکیک شده اعمال شده و مقادیر NS^3 ، R^2 و $RMSE^2$ در مرحله چهارم برای هر کدام از خروجی‌ها محاسبه می‌شود. در ادامه هر یک از مراحل انجام کار تشریح می‌شود.



نگاره ۱: نمودار مربوط به مراحل انجام تحقیق

۱-۳- ورودی‌ها و تفکیک مکانی و زمانی داده‌ها

ورودی‌های مورد استفاده در روش پیشنهادی شامل مقادیر TEC برای موقعیت‌ها و دماهای مختلف بوده که از نقشه‌های یونسفری به دست می‌آیند. این نقشه‌ها، نمایشگر میزان محتوای مجموع الکترونی هستند. با توجه به این که طول و عرض جغرافیایی مقدار TEC در هر نقطه مشخص

- 1- Explanation factor
- 2- Root Mean Square Error
- 3- Nash coefficient

برچسب داشته باشند و خروجی مطلوب به ازای داده‌ها مشخص باشد. در این روش داده‌های ورودی و خروجی وارد شبکه شده و خروجی متناسب حاصل می‌شود. در یادگیری بدون نظارت دسترسی به خروجی مطلوب مقدور نبوده و داده‌ها برچسب ندارند. اگر تعداد داده‌های برچسب‌دار کم باشد از روش نیمه نظارتی استفاده می‌شود (Tulumay et al., 2006).

در این تحقیق از شبکه‌هایی استفاده می‌شود که دارای برچسب باشند تا بتوان خروجی مطلوب را تولید کرد. پارامترهای ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی مکانی، طول و عرض جغرافیایی ایستگاه‌های موجود در شبکه بوده و در مدلسازی دما علاوه بر طول و عرض جغرافیایی، فرکانس بدست آمده از تحلیل طیفی برای دمای هر شهر نیز لحاظ می‌شود. مقادیر TEC به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته می‌شوند. معمولاً در شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت به دست آوردن بهترین ساختار شبکه، داده‌های ورودی به سه دسته مجزا از هم شامل مجموعه آموزش، مجموعه تست و مجموعه ارزیابی تقسیم می‌شوند (Xenos et al., 2003: 585).

۳-۴- ارزیابی نتایج

معیار ارزیابی، مقادیر R^2 ، RMSE و NS می‌باشد. در این تحقیق چهار نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای داده‌های موجود مورد آزمون قرار گرفت، که از بین آنها بهترین شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به معیار مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب تبیین و ضریب نش- ساتکلیف مشخص می‌شود (رابطه ۲، ۳ و ۴).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (TEC_{1,t} - TEC_{2,t})^2}{n}} \quad (2)$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (TEC_{1,t} - \overline{TEC_{1,t}})(TEC_{2,t} - \overline{TEC_{2,t}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (TEC_{1,t} - \overline{TEC_{1,t}})^2 \sum_{i=1}^n (TEC_{2,t} - \overline{TEC_{2,t}})^2}} \right)^2 \quad (3)$$

۳-۲- تبدیل موجک پیوسته و تحلیل طیفی داده‌ها

هدف از این مرحله، توصیف توزیع توان یک سیگنال بر پایه مجموعه محدود از داده‌های TEC می‌باشد. تبدیل موجک پیوسته، تابع مقادیر TEC پیوسته در زمان را به فضای زمان-فرکانس می‌برد. پایه‌های فضای جدید توابع موجک هستند. در ریاضیات تبدیل موجک پیوسته برای تابع موجک پیوسته مورد نظر $x(t)$ که مربع آن انتگرال پذیر باشد، در مقیاس $a > 0$ و مکان $b \in R$ به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود (Potts et al., 2003).

$$X_w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi^*(t) dt \quad (1)$$

$\varphi(t)$ تابع پیوسته‌ای در زمان t و در فرکانس است و با نام موجک مادر شناخته می‌شود. در این مرحله، دامنه (طیف) فرکانس‌های گوناگون برای سری زمانی TEC، یک نقطه محاسبه و ترسیم شده و طیف‌های آن استخراج می‌شوند (Salamonowicz, 2001: 85). سپس با توجه به تغییر رفتار یونسفر در طول و عرض جغرافیایی و دما، طیف سری زمانی برای هر کدام از فرکانس‌های بالا و پایین به صورت جداگانه ترسیم می‌گردد تا بتوان رفتار طیف‌های انتخاب شده را بررسی نمود. همچنین می‌توان با ترسیم فرکانس‌های مدنظر در یک شکل به مقایسه هم زمان دو فرکانس و اثر آنها در یک منطقه پی برد (Schaffrin et al., 2003: 369).

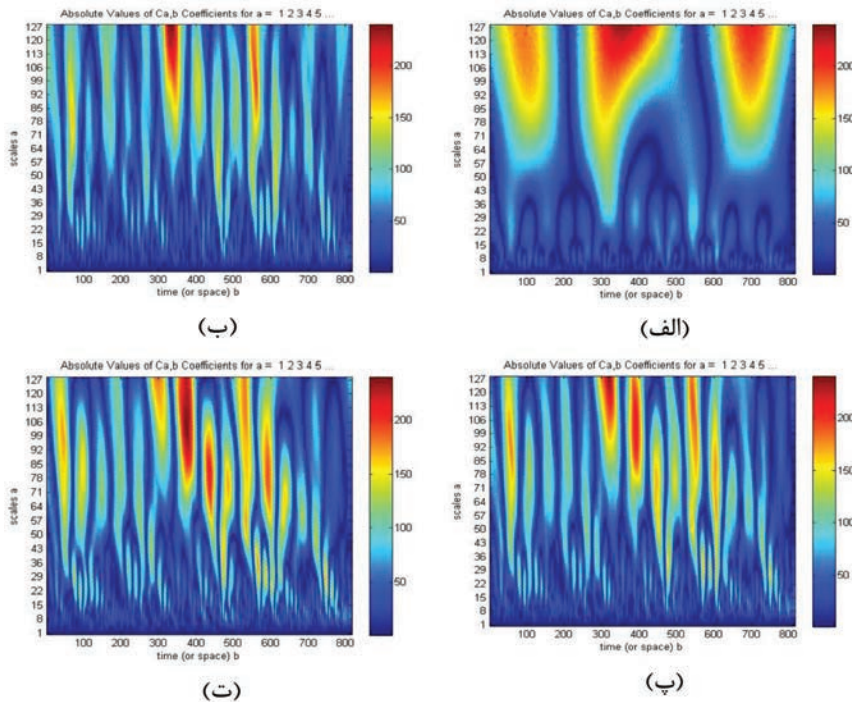
۳-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

خروجی مرحله دوم که شامل سری زمانی TEC با فرکانس‌های مختلف بوده به عنوان ورودی در این مرحله به کار گرفته می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی از لحاظ الگوریتم یادگیری به سه دسته یادگیری با نظارت مانند MLP^۱ و RBF^۲، یادگیری بدون نظارت مانند SOM^۳ و یادگیری نیمه نظارتی مانند SVM تقسیم می‌شوند (Mckinnell, 2002). یادگیری با نظارت روشی است که در آن داده‌ها باید

1- Multi-Layer Perceptron

2- Radial Basis Functions

3- Self-Organizing Maps



نگاره ۳: موجک مورلت
 برای سری مکان-زمان،
 ساعت ۲ بعد از ظهر در
 شهرهای الف (سقز، ب)
 ساری، پ (اهواز، ت)
 کرمان

شبکه‌ای منظم از نقاط ارائه می‌شوند. هر فایل IONEX شامل ۲۵ نقشه است که آخرین نقشه هر روز و اولین نقشه روز بعد همزمان هستند.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (TEC_{2,t} - TEC_{1,t})^2}{\sum_{i=1}^n (TEC_{1,t} - \overline{TEC}_{1,t})^2} \quad (۴)$$

که $TEC_{1,t}$ مقدار مشاهده شده و $TEC_{2,t}$ مقدار محاسبه

شده از مدل می‌باشد (Liu et al, 2006: 63).

۴-۲- تبدیل موجک پیوسته و تحلیل طیفی داده‌ها

پس از تفکیک داده‌ها، به منظور تجزیه آنها به مؤلفه‌های فرکانسی خود تبدیل موجک به کار می‌رود. تحقیقات نشان می‌دهد که نوع موجک به کار رفته در لایه مخفی شبکه تأثیر چشمگیری در کارایی شبکه عصبی موجک دارد. از همین رو، در این تحقیق از میان انواع تبدیل موجک، موجک مورلت به دلیل کارایی بهتر در تخمین تابع تکه‌ای به کار رفته است (Potts et al., 2003). موجک‌ها در فضا به صورت موضعی بررسی می‌شوند. موجک‌های مورلت خواص مطلوبی را برآورده می‌سازند. آنها دارای محمل فشرده و خواص متعامد بودن، پیوستگی و منظم بودن هستند.

موجک مورلت یک تابع موجی می‌باشد که گراف آن حول صفر برای مدت کوتاهی نوسان می‌کند و سپس از بین می‌رود. موجک مورلت با تابع ϕ به شکل رابطه (۴)

تعریف می‌شود (Potts et al., 2003).

۴- بحث و نتایج

بر اساس ساختار ارائه شده در بخش سوم، پیاده‌سازی مرحله به مرحله انجام می‌شود تا مقدار TEC یونسفر برای هر کدام از حالت‌های مکان و دما به صورت جداگانه و همچنین برای تلفیق این دو حالت برآورد شود.

۴-۱- ورودی‌ها و تفکیک مکانی و زمانی داده‌ها

ورودی‌ها شامل مقادیر TEC مربوط به سال ۲۰۱۴ بوده که در فایل IONEX ذخیره شده‌اند. این فایل‌ها از سایت سازمان نقشه برداری کشور دریافت شده است. به طور کلی هر فایل IONEX به سه بخش سربرگ و توضیحات، نقشه‌های TEC و انحراف معیار نقشه‌ها تقسیم می‌شود. مقادیر TEC در

شهرهای سقز، کرمان، ساری و اهواز برای بازه زمانی مذکور نشان می‌دهد.

با توجه به نگاره‌های ۴ و ۵ تغییرات فرکانسی در تبدیل موجک مورلت سری‌های دما- زمان و مکان- دما به دلیل تغییرات دمای یونسفر در نقاط مکانی مختلف جو است.

همان‌طور که پیشتر اشاره شد، برای تفسیر نتایج حاصل از تبدیل موجک پیوسته تحلیل طیفی به کار می‌رود. با استفاده از تحلیل طیفی غیر پارامتری سیگنال‌های فرکانس بالا و پایین به صورت جداگانه استفاده می‌شوند.

فرکانس‌های بالا در مرحله بعد به عنوان ورودی شبکه-های عصبی مصنوعی به کار می‌روند. به منظور مقایسه بهتر نتایج تحلیل طیفی بر روی سری مکان و دما به طور مجزا فرکانس‌های یکسان بدست آمده از تحلیل طیفی برای هر دو سری در نظر گرفته شدند. در جدول ۱ و ۲ به ترتیب نتایج تحلیل طیفی بر روی سری مکان و دما داده‌های TEC مشاهده می‌شود.

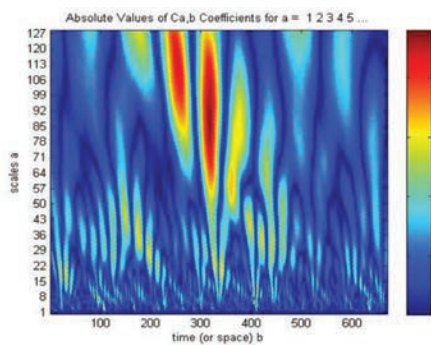
$$\varphi(x) = \cos(5x) \cdot \exp\left(\frac{-x^2}{2}\right) \quad (5)$$

نگاره ۳ تبدیل موجک مورلت برای سیگنال مکان- زمان تغییرات TEC شهرهای سقز، ساری، اهواز و کرمان در ۳۶۵ روز از سال ۲۰۱۴ را نشان می‌دهد.

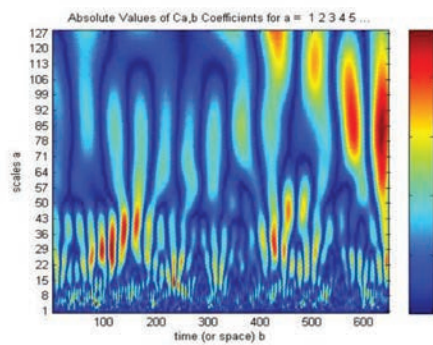
همان‌طور که در نگاره ۳ مشاهده می‌شود، تبدیل موجک مورلت سری‌های مکان- زمان در شهرهای ساری، اهواز و کرمان برای زمان‌های خاصی دارای تغییرات فرکانسی بالایی هستند.

این تغییرات غیرقابل پیش‌بینی ناشی از فعالیت‌های خورشیدی هستند که با زمان تغییر می‌کنند.

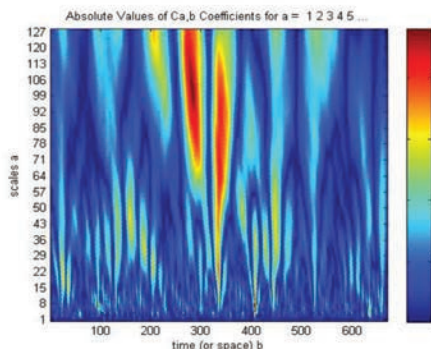
نگاره ۴ تبدیل موجک مورلت برای سیگنال دما- زمان تغییرات TEC را در دماهای -2°C , $+1^{\circ}\text{C}$, $+4^{\circ}\text{C}$ و $+7^{\circ}\text{C}$ را در ۳۶۵ روز از سال ۲۰۱۴ نشان می‌دهد. نگاره ۵ تبدیل موجک مورلت برای سیگنال دما- زمان تغییرات TEC را در



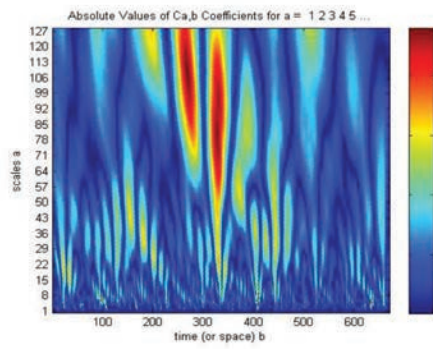
(ب)



(الف)



(ت)



(پ)

نگاره ۴: موجک مورلت برای سری دما- زمان شهر اهواز در دماهای الف) -2°C ، ب) $+1^{\circ}\text{C}$ ، پ) $+4^{\circ}\text{C}$ ، ت) $+7^{\circ}\text{C}$

و مکان - دما به عنوان ورودی به شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شده و مقدار TEC به عنوان خروجی محاسبه می‌شود.

۴-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

همانطور که در بخش قبل بیان شد، بعد از تفکیک داده‌ها از نظر مکان و زمان، ورودی‌ها به انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی دسته‌بندی شده از لحاظ الگوریتم یادگیری معرفی شده و مقدار TEC به عنوان خروجی محاسبه می‌شود. داده‌های آموزش ۶۰٪ از کل داده‌ها، داده‌های اعتبار سنجی ۱۵٪ و داده‌های آزمون ۲۵٪ از کل داده‌ها را شامل می‌شود.

برای بررسی اثر مکان و دما بر روی داده‌های TEC، با استفاده از شبکه عصبی موجک ابتدا با تفکیک مکانی داده‌ها و سپس با تفکیک دمایی داده‌ها و در نهایت با تفکیک مکان - دما داده‌ها مدل‌سازی می‌شود. یک بار با استفاده از داده‌های مکان-زمان، سپس با استفاده از داده‌های دما - زمان و در نهایت با استفاده از داده‌های مکان-دما-زمان مدل‌سازی انجام می‌گیرد.

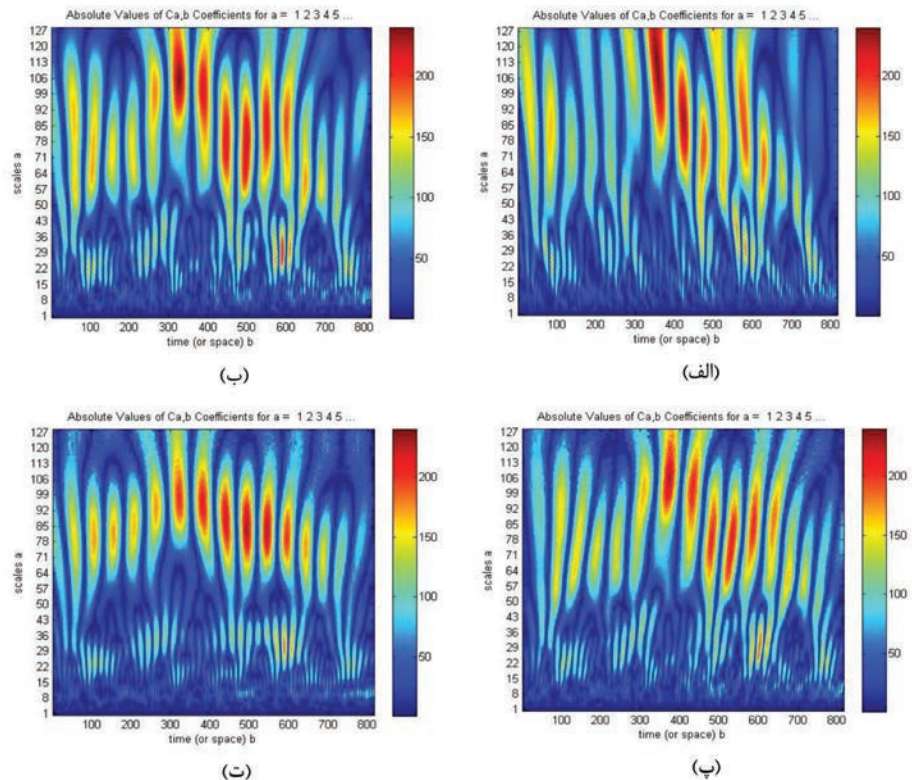
جدول ۱: نتایج تحلیل طیفی بر روی سری مکان داده‌های

TEC			
مکان	اندازه طیف	پریود (روز)	فرکانس (روز/۱)
سقز	۰/۰۰۰۰۸۶۸۶	۹/۲۲۵	۰/۱۰۸۴
ساری	۰/۰۰۰۰۵۲۴۱	۴/۱۴۳	۰/۲۴۱۴
اهواز	۰/۰۰۰۰۲۵۱۵	۱/۲۳	۰/۸۱۲۹
کرمان	۰/۰۰۱۱۹۷	۰/۳۳	۳

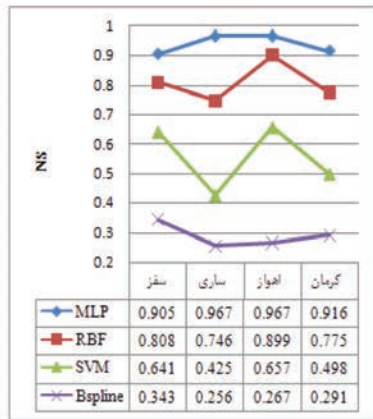
جدول ۲: نتایج تحلیل طیفی بر روی سری دما داده‌های

TEC			
دما	اندازه طیف	پریود (روز)	فرکانس (روز/۱)
-۲°C	۰/۰۰۳۸۴	۹/۲۲۵	۰/۱۰۸۴
+۱°C	۰/۰۶۰۱۵	۴/۱۴۳	۰/۲۴۱۴
+۴°C	۰/۰۸۲۵۱۵	۱/۲۳	۰/۸۱۲۹
+۷°C	۰/۰۱۱۹۷	۰/۳۳	۳

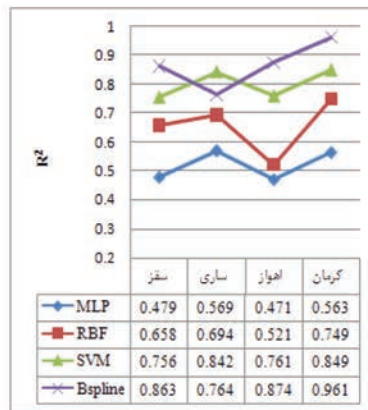
با انتخاب سری زمانی یک نقطه و اعمال روش تحلیل طیفی کمترین مربعات بر روی آن فرکانس‌های یونسفر بدست می‌آید. این فرکانس‌ها برای هر یک از سری‌های مکان، دما



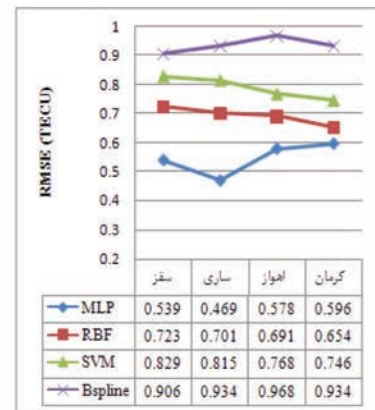
نگاره ۵: موجک مورلت برای سری مکان-دما-زمان در شهرهای الف) سقز، ب) ساری، پ) اهواز، ت) کرمان



(پ)

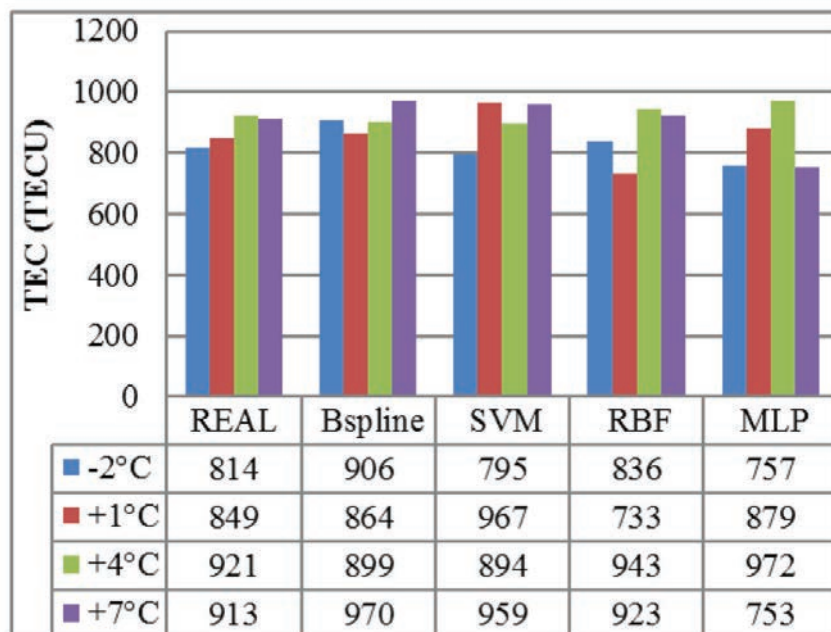


(ب)



(الف)

نگاره ۶: مقادیر میانگین الف (RMSE، ب (R²، پ) NS برای تلفیق انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی و موجک مورلت



نگاره ۷: نمودار مکان-دما مقادیر واقعی (Real) و مقادیر به دست آمده از مدل‌های شبکه عصبی موجک برای شهر کرمان

میانگین R²، RMSE، و NS برای تلفیق شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP، RBF، SVM و Bspline و موجک مورلت نسبت به مکان-دما-زمان بررسی شده است.

با توجه به نگاره ۶، مقادیر میانگین R²، RMSE، و NS در حالت مکان-دما-زمان برای شبکه عصبی مصنوعی MLP و موجک مورلت نتایج بهتری نسبت به دیگر شبکه‌های عصبی موجک دارد.

بنابراین نتایج نشان می‌دهد که در برآورد TEC با

نحوه عملکرد مدل‌ها با مقادیر R²، RMSE، و NS حاصل از شبکه عصبی موجک ارزیابی می‌شود. در نهایت بهترین حالت از نظر معیار ارزیابی انتخاب شده و در نگاره ۶ مقادیر میانگین R²، RMSE، و NS برای تلفیق انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی و موجک مورلت رسم شده است.

بهترین حالت مربوط به تلفیق مکان-دما-زمان بوده و مقدار TEC برای تمام دماها در چهار شهر سقز، کرمان، ساری و اهواز به عنوان خروجی محاسبه شده و مقادیر

از شبکه عصبی موجک می‌تواند در ارتباطات مخابراتی، ناوبری و تعیین موقعیت ماهواره‌ای، سیستم‌های راداری و سایر فناوری‌های فضایی نقش مهمی را ایفا کند. هدف این مطالعه ارزیابی تأثیر مؤلفه‌های مکان و دما بر روی عملکرد شبکه عصبی موجک در برآورد مقدار محتوای الکترونی یونسفر بود.

نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی در قالب نمودارهای $RMSE$ ، R^2 و NS داده‌های آزمون شبکه عصبی موجک ارائه شدند. برای این کار پارامترهایی از قبیل طول و عرض جغرافیایی و دما در نظر گرفته شد. پس از تفکیک داده‌ها، به منظور تجزیه آنها به مؤلفه‌های فرکانسی خود تبدیل موجک به کار گرفته شد. نوع موجک به کار رفته در لایه مخفی شبکه تأثیر چشمگیری در کارایی شبکه عصبی موجک دارد. از همین رو، در این تحقیق از میان انواع تبدیل موجک، موجک مورلت به دلیل کارایی بهتر در تخمین تابع تکه‌ای استفاده شد.

برای تفسیر نتایج حاصل از تبدیل موجک پیوسته، با استفاده از تحلیل طیفی غیر پارامتری سیگنال‌های فرکانس به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شدند. برای ارزیابی اثر پارامترهای مکان، زمان و دما حالت‌های مختلف، برای محدوده مطالعاتی مورد نظر و با یک روش ترکیبی مورد بررسی قرار گرفتند. با توجه به این که در این مقاله هر سه پارامتر در مدل‌سازی بررسی شد، نتایج نشان داد که به دلیل تأثیر مستقیم دما بر روی محتوای چگالی الکترونی یونسفر، اعمال اطلاعات دمای هر منطقه موجب بهبود عملکرد شبکه عصبی موجک در مدلسازی یونسفر می‌شود. میانگین خطای نسبی به دست آمده برای حالت تلفیقی سه پارامتر برابر ۱۱/۵۲ درصد بوده است. این مقدار برای حالت تلفیقی دو پارامتر به طور میانگین برابر ۱۵/۰۵ درصد به دست آمده است.

مقایسه صورت گرفته در مورد خطا نشان‌دهنده برتری حالت تلفیقی سه پارامتر دما، مکان و زمان نسبت به سایر حالت‌ها در برآورد محتوای الکترونی یونسفر بوده است.

استفاده از شبکه عصبی موجک، زمانی که پارامترهای مکان، دما و زمان با هم تلفیق شوند دقت بهتری نسبت به سایر حالت‌ها حاصل می‌شود. همچنین به منظور بررسی میزان نزدیکی مدل‌ها به داده‌های واقعی مقادیر خطای نسبی و خطای مطلق برای هر سه حالت مکان- زمان، دما- زمان و مکان- دما- زمان محاسبه شده و در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳: میانگین خطای مطلق و نسبی برآورد TEC با

استفاده از شبکه عصبی موجک			
حالت	میانگین خطای نسبی	میانگین خطای مطلق	بهترین شبکه عصبی
مکان- زمان	۱۵/۳۴	۳۱/۰۲	RBF
دما- زمان	۱۴/۷۶	۲۸/۶۷	B-spline
مکان- دما- زمان	۱۱/۵۲	۲۰/۳۵	MLP

همان طور که در جدول ۳ نیز مشاهده می‌شود، از نظر میانگین خطای نسبی و میانگین خطای مطلق، بهترین حالت مربوط به مکان- دما- زمان بوده و MLP بهترین نوع شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد مقدار محتوای الکترونی یونسفر می‌باشد. نمودار نگاره ۷ برای مقایسه مقادیر واقعی (Real) یونسفر با مقادیر حاصل از شبکه عصبی موجک در شهر کرمان برای چهار دمای $7^{\circ}C$ ، $4^{\circ}C$ ، $1^{\circ}C$ ، $2^{\circ}C$ ترسیم شده است.

۵- نتایج و پیشنهادات

مقدار محتوای الکترونی یونسفر یک کمیت توصیفی مهم برای لایه یونسفر است. این لایه باعث انحراف امواج الکترومغناطیسی می‌شود. خاصیت یونیزه بودن این لایه باعث می‌گردد امواج رادیویی ارسال شده از فرستنده‌های موجود در زمین، به سمت لایه یونسفر منتشر شده و توسط الکترون‌های آزاد موجود در این لایه به سمت گیرنده‌های سطح زمین برگردند. بنابراین مدلسازی چگالی الکترونی لایه یونسفر با استفاده

در ایران، نشریه علمی پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، دوره چهارم شماره ۳، صفحه ۵۱-۶۰.

۵. کیایی، سینا، ۱۳۹۱، آنالیز اطلاعات جهانی یونسفر حاصل از GPS و مقایسه مدل‌ها با IRI و GAIM، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه زنجان، دانشکده مهندسی نقشه برداری.

6. A. R. Amiri-Simkooei et al., 2012, Harmonic analysis of total electron contents time series: methodology and results. GPS Solution, pages 77-88.

7. Amerian, Y., MashhadiHossainali, M., and Voosoghi, B., Ghafari, M.R "Tomographic Reconstruction of the Ionospheric Electron Density in term of Wavelets." Iranian Aerospace Society 7 (1): 19-29.

8. Amerian Yazdan, 2010, behzad voosoghi and masoud m. hossainali. Regional Ionosphere Modeling in Support of IRI and Wavelet Using GPS Observations. Tehran, Iran: K.N. Toosi University of Technology.

9. Anghel, A. F., 2009, studies of the thermosphere, ionosphere, and plasma sphere using wavelet analysis, neural networks, and kalman filters, Electrical and Computer Engineering. Colorado, University of Colorado at Boulder, Doctor of Philosophy.

10. Cander. R, 2007, Artificial neural network applications in ionospheric studies, Annali di Geofisica, Vol.5-6, 1998 Leandro, R. F. A New Technique to TEC Regional Modeling using a Neural Network. Fredericton, Canada, Department of Geodesy and Geomatics Engineering,

11. El-naggar .A. 2011, Enhancing the accuracy of GPS point positioning by converting the single frequency data to dual frequency data, Alexandria Engineering Journal 50, 237-243.

12. GhaffariRazin, M.R., Voosoghi, B., Mohammadzadeh, A "Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over Iran." Acta Geod Geophys.

13. Ghazouly, A. A. 2013, Multi-Resolution Spectral Techniques for Static DGPS Error Analysis and Mitigation, geomatics engineering, calgary, alberta. Doctor of philosophy.

14. Kurihara, J., Ogawa, Y., Oyama, S., Nozawa, S., Tsutsumi, M., Hall, C.M., Tomikawa, Y., Fujii, R., 2010. Links between a stratospheric sudden warming and thermal structures and dynamics in the high-latitude

همچنین نتایج نشان داد که در این مقایسه، بهترین مدل مربوط به حالت‌های مکان-دما-زمان، مکان-زمان و دما-زمان به ترتیب شبکه‌های عصبی RBF, MLP و B-spline با تلفیق موجک مورلت مشاهده شده است. داده‌های مناطق مختلف آب و هوایی تأثیر چندانی بر روی عملکرد شبکه عصبی موجک در این مدل‌سازی ندارد.

لایه یونسفر به دلیل وجود الکترون‌های آزاد می‌تواند برای انتقال اطلاعات توسط امواج رادیویی در فاصله‌های طولانی مورد استفاده قرار گیرد. آگاهی از میزان محتوای الکترونی یونسفر در مناطق مختلف جوی در هواشناسی، ارتباطات مخابراتی و تعیین موقعیت ماهواره‌ای اهمیت بسیار زیادی دارد. نتایج این تحقیق بصورت عددی نشان می‌دهد که دقت مدل‌سازی چگالی الکترونی یونسفر با در نظر گرفتن تفکیک سه پارامتر مکان، زمان و دما نسبت به حالت عدم تفکیک داده و همچنین سایر حالت‌ها بالاتر بوده، بنابراین مدل تفکیکی ارائه شده می‌تواند برای تعیین دقیق‌تر محتوای الکترونی یونسفر برای کاربردهای مذکور مورد استفاده قرار گیرد.

منابع و مأخذ

۱. آخوندزاده، مهدی، ۱۳۹۳، مدل‌سازی محلی محتوای چگالی الکترون قائم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجموعه مقالات شانزدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران، اردیبهشت ماه ۱۳۹۳، صفحه ۱۹۲-۱۹۶.

۲. باعث، مرضیه، ۱۳۹۰، بررسی و مدل‌سازی خطای یونسفر به کمک مشاهدات ایستگاه‌های دائمی جی پی اس، رساله دکتری، دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی نقشه برداری.

۳. عامریان، یزدان، ۱۳۹۱، مدل‌سازی منطقه‌ای توزیع چگالی الکترونی در لایه یونسفر با استفاده از آنالیز موجک و مشاهدات جی پی اس، رساله دکتری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه برداری.

۴. غفاری رزین، میررضا، ۱۳۹۳، مدل‌سازی منطقه‌ای TEC با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل چند جمله‌ای

Time-dependent prediction degradation assessment of neural-networks- based TEC forecasting models, *Nonlinear Proc. Geophys.*, 10, 585-587.

26. Z. Liu, S. Skone, Y. Gao, A. 2006 , Komjathy, Ionospheric modeling using GPS data, *GPS Solutions* 9 ,63-66.

mesosphere, lower thermosphere, and ionosphere. *Geophys. Res. Lett.* 37, L13806.

15. Leandro, R. F. 2007, A New Technique to TEC Regional Modeling using a Neural Network. Fredericton, Canada, Department of Geodesy and Geomatics Engineering.

16. McKinnell, L, A neural network based ionospheric model for the Bottomside electron density profile over Grahamstown South Africa, 2002, Ph.D. Thesis, Rhodes Université.

17. Pancheva, D., Mukhtarov, P., 2012a. Global response of the ionosphere to atmospheric tides forced from below: Recent progress based on satellite measurements. *Space Sci. Rev.* 168 (1-4), 175-209.

18. Plamen Mukhtarov, Dora Pancheva, 2015, Winter-time dependence of the global TEC on the stratospheric temperature and solar radiation, 2015, *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics* 136, 134-149.

19. Potts L, Schmidt M, Shum CK, Ge S, 2003, Wavelet based regional multi-resolution TEC model. (abstract), Europe and Geophysical Society-American Geophysical Union-European Union of Geosciences Joint Assembly, Nice, April.

20. R. Leandro, M. Santos, 2004. Regional Computation of TEC using a Neural Network Model. University of New Brunswick, Department of Geodesy and Geomatics Engineering, Fredericton, N.B., E3B 5A3, Canada

21. Salamonowicz PH, 2001, A wavelet-based gravity model with an application to the evaluation of Stokes' integral. In: Sideris MG(ed) Gravity, geoid and geodynamics 2000. Springer, Berlin Heidelberg NewYork, pp 85-90

22. Schaffrin B, Mautz R, Shum CK, Tseng H, 2003, Towards a spherical pseudo-wavelet basis for geodetic applications. *Comput Aided Civ Inf* 18(5):369-378.

23. Seeber, G. 2003, *Satellite Geodesy*, Berlin, Die Deutsche Bibliothek.

24. Tulunay, E., Senalp, E. T., Radicella, S. M. and Tulunay, Y., 2006, Forecasting total electron content maps by neural network technique, *Radio Sci.* 41, doi: 10.1029/2005RS003285.

25. Xenos, T. D., Kouris, S. S. and Casimiro, A., 2003,

