

مقاله علمی - پژوهشی

مدل سازی سری زمانی تغییرات محتوای الکترون کلی یونوسفر با شبکه عصبی موجک سه لایه و الگوریتم آموزش هیبرید PSO

میررضا غفاری رزین^۱ و بهزاد وثوقی^۲

۱. گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران

۲. گروه ژئودزی، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

* mr.ghafari@arakut.ac.ir

در این مقاله از ترکیب شبکه های عصبی موجک سه لایه (WNNs) به همراه الگوریتم آموزش به روش بهینه سازی انبوه ذرات هیبرید (PSO-BP) جهت مدل سازی تغییرات زمانی- مکانی محتوای الکترون کلی (TEC) یونوسفر در منطقه شمال غرب ایران (N-W) استفاده شده است. مشاهدات ۳۰ روز ماه ژانویه سال ۲۰۱۸ جهت ارزیابی روش پیشنهادی بکار گرفته شده است. تعداد مشاهدات ورودی انتخاب شده جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP به ترتیب ۲۰ و ۱۰ ایستگاه از شبکه محلی آذربایجان می باشند. در هر ۲ حالت تعداد ۳ ایستگاه با توزیع مناسب به عنوان ایستگاه های آزمون در نظر گرفته شده اند. شاخص های آماری خطای نسبی، خطای $dVTEC$ ، انحراف معیار و ضریب همبستگی جهت ارزیابی مدل شبکه عصبی موجک مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از مدل پیشنهادی این مقاله با TEC حاصل از مشاهدات GPS به عنوان مرجع اصلی، مدل مرجع جهانی یونوسفر ۲۰۱۶ (IRI2016) و همچنین خروجی شبکه جهانی IGS (GIM) مقایسه شده است. همچنین، جهت ارزیابی دقیق تر مدل پیشنهادی، تأثیر TEC محاسبه شده در تعیین موقعیت نقطه ای دقیق (PPP) مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج این مقاله نشان می دهد که مدل شبکه عصبی موجک با الگوریتم آموزش PSO-BP یک مدل قابل اعتماد و دقیق جهت پیش بینی تغییرات زمانی یونوسفر و همچنین دارای کارایی بالا در تعیین موقعیت نقطه ای دقیق در منطقه شمال غرب ایران است.

واژه های کلیدی: TEC، شبکه عصبی موجک، الگوریتم آموزش PSO-BP، GPS، IRI2016، GIM

علائم و اختصارات

Wevlete Neural Networks
Hybreid Particle Swarm
Optimization
Global Ionosphere Map
(GIM)
Hybreid Particle Swarm
Optimization (PSO-BP)
Particle Swarm
Optimaization (PSO)
Back-Propagation (PB)
Precise Point Positioning
(PPP)

شبکه های عصبی موجک
بهینه سازی انبوه ذرات هیبرید
نقشه جهانی یونوسفر
بهینه سازی انبوه ذرات هیبرید
بهینه سازی انبوه ذرات
پس انتشار خطا
تعیین موقعیت مطلق دقیق

Slant Total Electron
Content (STEC)
Global Positing System (GPS)
Iranian Permanent GPS
Network (IPGN)
International Reference
Ionosphere Model

الکترون کلی یونوسفر در
راستای مایل
سیستم تعیین موقعیت جهانی
شبکه مبنای دائمی ژئودینامیک
کشور ایران
مدل مرجع جهانی یونوسفری

۱. استادیار (نویسنده مخاطب)
۲. دانشیار

مقدمه

در رفتار یونوسفر، مدل‌سازی تحلیلی این لایه از جو را بسیار دشوار نموده است.

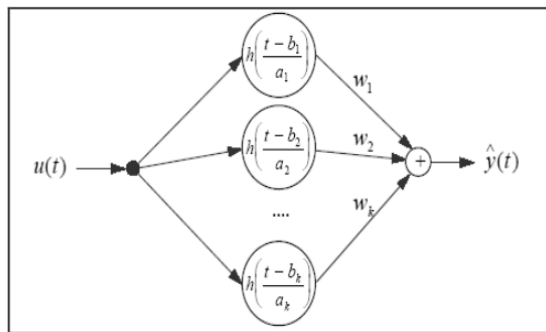
با توجه به اینکه تعداد ایستگاه‌های گیرنده‌های GPS در داخل کشور کافی نبوده، همچنین توزیع مکانی این گیرنده‌ها نامناسب می‌باشد و از طرفی ناپیوستگی مشاهداتی در حوزه زمان در مشاهدات این ایستگاه‌ها وجود دارد، محدودیت زمانی-مکانی در بررسی رفتار یونوسفر امری اجتناب‌ناپذیر است. بنابراین، لزوم ارائه مدل‌هایی با توانایی غلبه بر این محدودیت‌ها و برخوردار بودن دقت و صحت بالا کاملاً احساس می‌شود [۵]. تلاش‌های بسیار زیادی در این راستا در داخل و خارج کشور صورت گرفته است. غفاری رزین و همکاران با استفاده از مدل چندجمله‌ای^۸ به بررسی رفتار یونوسفر در منطقه ایران پرداختند. عیب اصلی این روش در عدم تناسب مناسب در انتخاب مرتبه چندجمله‌ای است [۶]. غفاری رزین و وثوقی کارایی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را همراه با الگوریتم آموزش PSO در مدل‌سازی سری زمانی یونوسفر مطالعه و نیز جهت ارزیابی، نتایج حاصل را با مدل کریجنگ^۹ مقایسه کردند [۷]. لیو و گائو با استفاده از مدل‌سازی به روش هارمونیک‌های کروی^{۱۰} سری زمانی TEC را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج کار ایشان به درجه و مرتبه هارمونیک‌های کروی وابسته است [۸]. عامریان و همکاران با استفاده از توابع اسپیلاین^{۱۱} مقدار TEC را برای منطقه ایران مدل‌سازی کردند. در این پژوهش روش پایدارسازی LSQR جهت حل مدل و برآورد ضرایب یونوسفری مورد استفاده قرار گرفت. عیب عمده این روش تولید بایاس در نتایج بدلیل پایدارسازی است [۹]. عبدی و همکاران با استفاده از تلفیق مشاهدات GPS و ارتفاع‌سنجی ماهواره‌ای به بررسی رفتار یونوسفر در منطقه ایران و مناطق دریایی پرداختند. نتایج تحقیق ایشان حاکی از بهبود دقت مدل یونوسفری ارائه شده نسبت به مدل GIM در منطقه ایران است [۱۰-۱۲]. شریفی، فرزانه، اعتمادفرد و حسینعلی با استفاده از تئوری اسلپین^{۱۳} به مدل‌سازی TEC در منطقه آمریکا و قطب شمال پرداختند. عیب عمده روش ایشان در چگونگی انتخاب ضرایب مدل اسلپین است [۱۳-۱۴]. آخوندزاده قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۱۳} را جهت تشخیص آنومالی‌های موجود در یونوسفر قبل از زمین‌لرزه‌های بزرگ مورد مطالعه و بررسی قرار داد [۱۵]. یلماز و همکاران از شبکه‌های عصبی با توابع پایه شعاعی جهت مدل‌سازی و تخمین مقدار TEC در کشور ترکیه استفاده نمودند [۱۶]. غفاری رزین و همکاران از ایده شبکه‌های عصبی^۳ لایه با استفاده از الگوریتم

یونوسفر^۳ لایه‌ای از جو زمین است که از ارتفاع تقریبی ۵۰ کیلومتر تا ارتفاع بیش از ۱۰۰۰ کیلومتر گسترش یافته است. الکترون‌های موجود در یونوسفر تأثیر بسزایی بر انتشار امواج الکترومغناطیسی عبوری از آن دارند [۱، ۲]. سیگنال‌های سیستم تعیین موقعیت جهانی نیز متأثر از خاصیت الکتریکی یونوسفر می‌باشند. با استفاده از دو فرکانس متفاوت در سیستم تعیین موقعیت جهانی می‌توان خواص فیزیکی لایه یونوسفر را مورد بررسی قرار داد. با کمک دو فرکانس می‌توان تعداد الکترون‌های آزاد لایه یونوسفر را در ستونی به مساحت ضلع یک متر مربع در راستای گیرنده تا ماهواره بدست آورد. کمیتی که از این روش محاسبه می‌شود محتوای الکترون کلی یونوسفر در راستای مایل نامیده می‌شود. جهت تعیین موقعیت با گیرنده‌های تک فرکانسه، می‌بایستی اثر لایه یونوسفر از روی سیگنال‌های عبوری از آن برداشته شود. این مرحله در تعیین موقعیت به مدل‌سازی یونوسفر معروف^۴ است [۳]. کمیتی که با استفاده از آن می‌توان چگونگی فعالیت‌های یونوسفری و نیز تغییرات زمان-مکان چگالی الکترونی در این لایه از جو را مورد مطالعه قرار داد، محتوای الکترون کلی (TEC) می‌باشد. در حقیقت TEC تعداد کل الکترون‌های آزاد در مسیر مابین ماهواره تا گیرنده در ستونی به مساحت ضلع یک مترمربع است. واحد اندازه‌گیری TEC، TECU بوده و یک TECU معادل 10^{16} (ele/m²) می‌باشد [۴].

جهت مطالعه در مورد ویژگی‌های فیزیکی و تغییرات عمده موجود در لایه یونوسفر می‌توان از پارامترهای مختلفی همانند مقدار چگالی الکترونی و نیز کمیت TEC استفاده نمود. وجود شبکه‌های ژئودینامیک محلی و منطقه‌ای با ایستگاه‌های متعدد موجود در آنها همانند شبکه مبنای دائمی ژئودینامیک کشور ایران (IPGN)، محاسبه و بررسی پارامترهای مورد نیاز جهت آنالیز رفتار یونوسفر را امکان‌پذیر می‌نمایند. این آنالیز می‌تواند به دو صورت پردازش‌های آنی^۵ و پردازش‌های دفتری^۶ صورت گیرد. کاربردهای آنی همانند ناوبری نیازمند پردازش‌های سریع و لحظه‌ای و ارسال تصحیحات به کاربر می‌باشد. بدلیل وجود تنها یک ایستگاه اندازه‌گیری مستقیم یونوسفر (یونوسوند^۷) و نیز محدودیت‌های موجود در مدل‌های مرجع یونوسفری همانند مدل IRI در منطقه ایران و همچنین معایب موجود در مدل‌های تحلیلی ارائه شده در این زمینه، لزوم ارائه مدلی که بتواند بر معایب و مشکلات مدل‌های قبلی غلبه کند کاملاً احساس می‌شود. وجود آنومالی‌های مختلف و نیز تأثیر سایر پدیده‌ها

8. Polynomial
9. Kriging
10. Spherical Harmonics
11. Spline Functions
12. Slepian Model
13. Artificial Neural Networks

3. Ionosphere
4. Ionosphere Modeling
5. Real Time
6. Post Process
7. Ionosonde



شکل ۱- ساختار یک شبکه عصبی موجک پیش‌سور [۲۲]

در تئوری تبدیل موجک^{۱۷}، رابطه زیر را می‌توان به عنوان یک فرم تحلیلی برای موجک‌ها در نظر گرفت [۲۳]:

$$\Psi = \left\{ \begin{array}{l} \Psi_i = \left| \mathbf{a}_i \right|^{-\frac{1}{2}} \psi \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{b}_i}{\mathbf{a}_i} \right) \\ \mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i \in R^n, i \in Z \end{array} \right\} \quad (1)$$

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in})$$

$$\mathbf{b}_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{in})$$

رابطه (۱) نشان‌دهنده یک کلاس از توابع می‌باشد که براساس اپراتورهای مقیاس^{۱۸} و انتقال^{۱۹} تولید می‌شوند. $\psi(x)$ موجک مادر^{۲۰} بوده که می‌تواند در دو حوزه زمان و فرکانس محلی شود. همچنین، پارامترهای a و b به ترتیب پارامترهای مقیاس و انتقال نامیده می‌شوند. خروجی شبکه عصبی موجک چندلایه با استفاده از عبارت زیر می‌تواند محاسبه شود:

$$g(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = \hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k \omega_j \cdot \Psi_j(\mathbf{x}) \quad (3)$$

$$= \sum_{j=1}^k \omega_j \left| \mathbf{a}_j \right|^{-\frac{1}{2}} \psi \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{a}_j}{\mathbf{b}_j} \right)$$

در این رابطه \mathbf{x} نشان‌دهنده بردار مشاهدات ورودی، $\Psi_j(\mathbf{x})$ موجک چندمتغیره که می‌تواند با استفاده از ضرب تنسوری^{۲۱} تابع پایه موجک واحد محاسبه شود، \mathcal{L} بیانگر تعداد نورون‌های لایه پنهان، m بیانگر تعداد مشاهدات ورودی شبکه و ω وزن مربوط به شبکه می‌باشند. موجک چند متغیره را می‌توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه کرد:

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij}) \quad (4)$$

آموزش پس انتشار خطا^{۱۴} (BP)، جهت مدل‌سازی و تخمین مقادیر VTEC در نقاط مختلف شبکه ژئودینامیک کشور ایران استفاده کردند [۱۷]. سبزه‌ای و همکاران از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه جهت مدل‌سازی TEC برای گیرنده‌های تک فرکانسه در منطقه ایران بهره بردند [۱۸]. فیضی و همکاران از مدل شبکه فازی^{۱۵} جهت پیش‌بینی مقدار TEC در منطقه ایران استفاده کردند [۱۹]. رم و همکاران با استفاده از یک شبکه عصبی دوبعدی به مدل‌سازی مقدار چگالی الکترونی مابین سال‌های ۱۹۹۷ تا ۲۰۱۶ پرداختند [۲۰]. تبابال و همکاران از یک شبکه عصبی پیش‌رو جهت مدل‌سازی مقدار TEC در منطقه آفریقای جنوبی استفاده کردند [۲۱].

هدف اساسی و نوآوری اصلی این مقاله استفاده از قابلیت شبکه‌های عصبی موجک سه لایه (WNNs) با الگوریتم آموزش بهینه‌سازی انبوه ذرات هیبرید (PSO-BP) جهت مدل‌سازی سری زمانی تغییرات یونوسفر در شمال غرب ایران است. جهت انجام اینکار از مشاهدات ورودی انتخاب شده جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP به ترتیب ۲۰ و ۱۰ ایستگاه از شبکه محلی آذربایجان می‌باشند. در هر ۲ حالت تعداد ۳ ایستگاه با توزیع مناسب به‌عنوان ایستگاه‌های آزمون در نظر گرفته شده‌اند. ارزیابی نتایج حاصل از این پژوهش با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف و همچنین مقایسه با مدل مرجع جهانی یونوسفر ۲۰۱۶ (IRI2016) و خروجی شبکه جهانی IGS^{۱۶} (GIM) صورت می‌گیرد.

شبکه‌های عصبی موجک چندلایه

ساختار شبکه‌های عصبی موجک تا حدود زیادی شبیه ساختار شبکه‌های عصبی پرسپترون می‌باشد. عمده‌ترین تفاوت این دو نوع از شبکه‌های عصبی، در لایه پنهان (لایه‌های پنهان) و نوع توابع فعالیت است. تعداد لایه‌های پنهان و همچنین نوع توابع فعالیت بر سرعت و دقت شبکه تأثیر مستقیمی دارند. در شبکه‌های عصبی موجک متغیره‌های مشاهداتی از طریق لایه ورودی به شبکه تزریق می‌شوند. لایه پنهان شامل واحدهای پنهان می‌باشد. متغیره‌های مشاهداتی در این لایه براساس نوع موجک بکار گرفته شده، در حوزه زمان و فرکانس تغییر می‌یابند. این تغییر مستقیماً به نوع تابع فعالیت تعریف شده مربوط می‌شود. سرانجام لایه خروجی شامل پارامترهای برآورد شده خواهد بود [۲۲]. شکل ۱ ساختار یک شبکه عصبی موجک پیش‌سو با یک لایه پنهان را نشان می‌دهد.

17. Wavelet transformation
18. Dilation
19. Translation
20. Mother wavelet
21. Tensorproduct

14. Back-propagation
15. Fuzzy Network
16. International GNSS service

۴. تابع برازش ذرات مجدداً ارزیابی می‌شود. در صورت بهبود تابع برازش، پارامترهای P_g و P_b بروز می‌شوند.
۵. اگر پارامتر P_g در طی دو مرحله متوالی تغییر نکرد یا تغییرات آن اندک بود، PSO در اینجا خاتمه می‌یابد.
۶. روش BP در اطراف آخرین P_g شروع به جستجو می‌کند.
۷. اگر پارامتر P_g براساس تابع برازش بهبود پیدا کرد، P_g نهایی انتخاب می‌شود. در غیر این صورت جستجو ادامه می‌یابد.
- در این پژوهش روش $PSO-BP$ جهت آموزش شبکه موجک مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مشاهدات STEC به عنوان خروجی شبکه

عصبی موجک

جهت بهره‌برداری از مزیت دقت بالای مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های فاز موج حامل و نیز مزیت عدم وجود مقدار ابهام فاز در مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد، می‌توان مشاهدات حاصل از دو مجموعه را جهت نرم‌سازی^{۲۶} مقدار STEC با همدیگر ترکیب نمود. در این تقریب مقادیر STEC حاصل از مشاهدات فاز در کمان‌های پیوسته توسط مقادیر میانگین مشاهدات STEC حاصل از اندازه‌گیری‌های کد تعدیل می‌شوند. مقدار میانگین برای هر کمان پیوسته به صورت زیر محاسبه می‌شود [۹]:

$$\langle P_4 + \Phi_4 \rangle_{arc} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_4 + \Phi_4)_i \quad (10)$$

در این رابطه، n تعداد اندازه‌گیری‌های پیوسته در هر دو فرکانس، λ_i طول موج سیگنال L_i بر حسب متر، N_i ابهام فاز، $br = c(\tau_{p1}^r - \tau_{p2}^r)$ و $Br = c(T_{L1}^r - T_{L2}^r)$ مقادیر بایاس داخل فرکانسی برای گیرنده، همچنین مقادیر $bs = c(\tau_{p1}^s - \tau_{p2}^s)$ و $BS = c(T_{L1}^s - T_{L2}^s)$ بایاس داخل فرکانسی برای ماهواره‌ها و \mathcal{E} نویز اندازه‌گیری‌ها بر حسب متر هستند. با انجام محاسبات ریاضی لازم می‌توان نوشت [۹]:

$$\tilde{P}_4 = \langle P_4 + \Phi_4 \rangle_{arc} - \Phi_4 \quad (11)$$

$$\approx I_1 - I_2 + br + bs + \langle \mathcal{E}_P \rangle_{arc} - \mathcal{E}_L$$

در رابطه (۱۱) \tilde{P}_4 مشاهده یونوسفری نرم شده با استفاده از مشاهدات یونوسفری فاز موج حامل می‌باشد. در نتیجه مقدار محتوای الکترونی در راستای مایل بصورت زیر حاصل می‌شود:

در رابطه (۴) ψ موجک مادر بوده و می‌تواند از رابطه زیر محاسبه شود:

$$z_{ij} = \frac{x_i - a_{ij}}{b_{ij}} \quad (5)$$

در رابطه بالا a_{ij} ، $i = 1, \dots, m$ ، $j = 1, \dots, \lambda + 1$ پارامتر انتقال و b_{ij} پارامتر مقیاس می‌باشند. جهت بهینه‌سازی و انتخاب پارامترهای انتقال و مقیاس راه‌حل‌های متفاوتی وجود دارد. در این پژوهش از دو رابطه زیر جهت انتخاب این پارامترها استفاده شده است [۲۰]:

$$a = 0.5(N_i + M_i) \quad (6)$$

$$b = 0.2(M_i - N_i) \quad (7)$$

در روابط بالا M_i و N_i نشان‌دهنده کمترین و بیشترین مقدار ورودی هستند و به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$M_i = \max_{p=1, \dots, n} (x_{ip}) \quad (8)$$

$$N_i = \min_{p=1, \dots, n} (x_{ip}) \quad (9)$$

آموزش به روش بهینه‌سازی انبوه ذرات هیبرید (PSO-BP)

روش بهینه‌سازی انبوه ذرات در مراحل اولیه جستجو دارای سرعت قابل قبولی است ولی زمانی که به نزدیکی‌های جواب بهینه می‌رسد سرعت همگرایی به شدت کاهش می‌یابد. در مقابل روش گرادینان نزولی^{۲۳} در مراحل اولیه جستجو دارای سرعت پایینی بوده و در اطراف جواب بهینه به سرعت همگرایی بالایی می‌رسد. جهت غلبه بر ایرادات دو الگوریتم آموزش، روش PSO با روش پس‌انتشار خطا^{۲۳} تلفیق شده و روش $PSO-BP$ ایجاد شده است. در روش جدید در مرحله اول از روش PSO جهت جستجوی سراسری^{۲۴} استفاده شده و در مرحله بعد با نزدیک شدن به جواب بهینه، روش BP جهت جستجوی محلی^{۲۵} بکار گرفته می‌شود. مراحل الگوریتم $PSO-BP$ به صورت زیر است [۲۴]:

۱. مقداردهی تصادفی موقعیت و سرعت ذرات در بازه صفر و یک.
۲. ارزیابی تابع برازش هر ذره با در نظر گرفتن پارامتر P_b به عنوان موقعیت‌های اخیر ذرات و P_g بهترین موقعیت ذرات.
۳. بهترین ذره از ذرات جاری ذخیره می‌شود. سرعت و موقعیت ذرات بهینه می‌شوند.

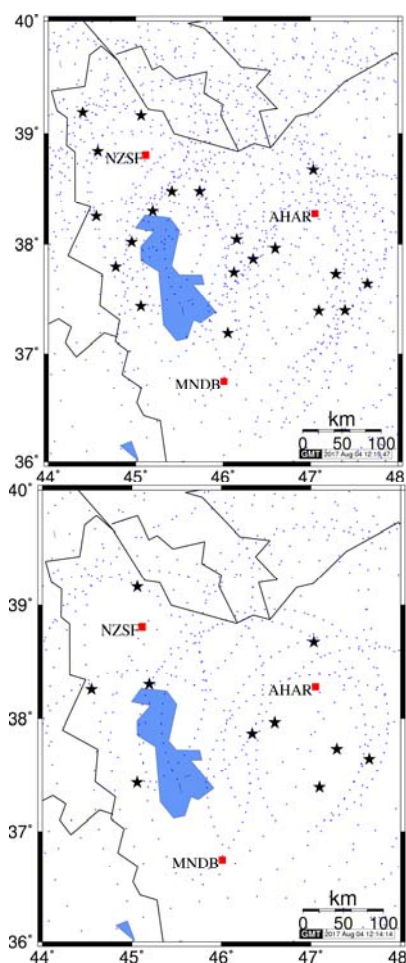
22. Gradient Descending Method

23. Back-propagation (PB)

24. Global Search

25. Local Search

26. Smoothing



شکل ۲- چگونگی توزیع مکانی ایستگاه‌های مورد استفاده در این پژوهش، ستاره‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های آموزش، مربع‌ها نشان‌دهنده ایستگاه‌های آزمون و دایره‌های قرمز رنگ بیانگر چگونگی توزیع مشاهدات یونوسفری بالای شبکه، شکل بالا ۲۰ ایستگاه و شکل پایین ۱۰ ایستگاه آموزش

دو ترکیب متفاوت از مشاهدات ورودی در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است. در این ترکیبات تعداد مشاهدات ورودی کاهش پیدا کرده و مقادیر خطا در ایستگاه‌های آزمون محاسبه می‌شوند. با مقایسه صورت گرفته می‌توان ارزیابی نمود که شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP تا چه حد می‌تواند در مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار یونوسفر مدل موفق باشد. تعداد مشاهدات ورودی انتخاب شده جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم PSO-BP به ترتیب ۲۰ و ۱۰ ایستگاه از شبکه محلی آذربایجان (شمال غرب ایران) می‌باشند. با استفاده از الگوریتم نرم‌سازی ارائه شده در بخش قبل، مشاهدات STEC در بازه‌های زمانی ۱ ساعته از اندازه‌گیری‌های ایستگاه‌های GPS محاسبه شده و مقادیر VTEC تعیین می‌شوند. به عبارت دیگر، در هر شبانه‌روز و برای هر ایستگاه تعداد ۲۴ عدد برای TEC در نظر گرفته می‌شود. جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم PSO-BP، TEC‌های محاسبه شده

$$STEC = \left(\tilde{P}_4 - br - bs - \langle \varepsilon_p \rangle_{arc} + \varepsilon_L \right) \frac{f_1^2 f_2^2}{40.3(f_2^2 - f_1^2)} \quad (12)$$

با استفاده از یک تابع تصویر می‌توان مقدار TEC را در راستای زینت (VTEC^{TV}) محاسبه نموده و از مقدار محاسبه شده جهت آموزش شبکه عصبی موجک با الگوریتم PSO-BP استفاده کرد. همچنین، مقادیر طول (lon) و عرض جغرافیایی (lat)، ساعت (Hr) و روز (DOY) مشاهده نیز به عنوان ۴ پارامتر ورودی جهت آموزش مورد استفاده قرار گرفته‌اند. رابطه زیر نشان‌دهنده ارتباط مابین ورودی و خروجی شبکه عصبی موجک مورد استفاده می‌باشد:

$$VTEC_{WNN} = f(lat \ lon \ Hr \ DOY) \quad (13)$$

در این پژوهش جهت ارزیابی نتایج شبکه عصبی موجک در برآورد مقدار VTEC از سه مفهوم خطای |dVTEC|، خطای نسبی و ضریب همبستگی استفاده شده است. خطای |dVTEC| بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$dVTEC = |VTEC_{WNN} - VTEC_{GPS}| \quad (14)$$

که در رابطه (۱۴) مقدار مشخص در نقاط آزمون و VTEC_{WNN} مقدار برآورد شده از شبکه عصبی در نقاط آزمون می‌باشند. خطای نسبی نیز بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$Relative(Error) = \frac{|VTEC_{WNN} - VTEC_{GPS}|}{VTEC_{GPS}} \times 100 \quad (15)$$

برای محاسبه ضریب همبستگی از رابطه زیر می‌توان استفاده نمود:

$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (VTEC_{WNN}^i - VTEC_{GPS}^i)^2}{\sum_{i=1}^M (VTEC_{WNN} - VTEC_{GPS})^2} \quad (16)$$

نتایج عددی

جهت ارزیابی شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش- PSO-BP در مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات زمانی- مکانی محتوای الکترون کلی یونوسفر در منطقه ایران، از مشاهدات ۲۰ و ۱۰ ایستگاه شبکه محلی آذربایجان استفاده شده است. اندازه‌گیری‌های استفاده شده مربوط به ۳۰ روز از ماه ژانویه سال ۲۰۱۸ می‌باشند. ۳۰ روز از سال ۲۰۱۸ جهت آنالیز روش بکار گرفته شده است. چگونگی پراکندگی ایستگاه‌های مورد استفاده در شکل ۲ نشان داده شده است. در این شکل ستاره‌های مشکی نشانگر ایستگاه‌های مورد استفاده در مدل‌سازی، مربع‌های قرمز بیانگر ایستگاه‌های آزمون و دایره‌های آبی رنگ بیانگر چگونگی توزیع مشاهدات یونوسفری بالای شبکه می‌باشند.

پس از مرحله آموزش، می‌توان با استفاده از شبکه عصبی موجک سه لایه آموزش دیده، مقدار VTEC را در موقعیت‌های جغرافیایی سه ایستگاه آزمون AHAR (E/۰۶۷، N/۲۸۸/۳)، NZSF (E/۱۱۵/۴۵، N/۸۱۸/۳) و MNDB (E/۰۰۴۶، N/۷۴۴/۳) و در بازه‌های زمانی ۱، ۲، ...، ۲۴ محاسبه نمود. بر این اساس مقدار آموزش دیده، محاسبه شده و با مقدار VTEC حاصل از GPS مقایسه شده است. همچنین جهت ارزیابی بهتر و دقیق‌تر، مقادیر VTEC حاصل از مدل مرجع جهانی یونوسفر ۲۰۱۶ (IRI2016) نیز مورد مقایسه قرار گرفته است. برای مرحله آموزش نیز ضریب همبستگی مابین VTEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و مدل GIM با VTEC حاصل از GPS محاسبه شده و در جدول ۲ نمایش داده شده است.

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی محاسبه شده برای مدل‌های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای مراحل آموزش و آزمون با مشاهدات ۲۰ ایستگاه

| R (GPS-IRI2016) | R (GPS-GIM) | R (GPS-WNN) | |
|-----------------|-------------|-------------|--------------------------|
| - | - | ۰/۹۹۸۷ | ضریب همبستگی مرحله آموزش |
| ۰/۸۰۵۵ | ۰/۸۳۱۹ | ۰/۹۱۷۱ | ضریب همبستگی مرحله آزمون |

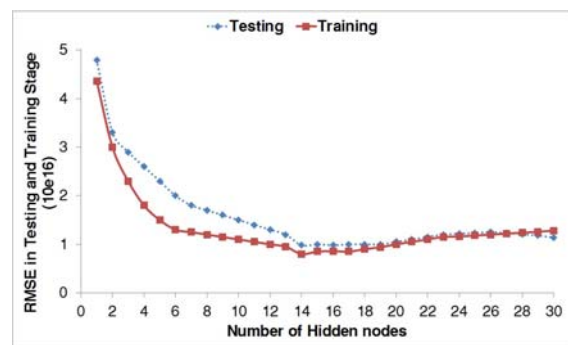
براساس نتایج جدول ۲ مقدار ضریب همبستگی محاسبه شده در مرحله آموزش مابین مقادیر VTEC حاصل از شبکه عصبی موجک سه لایه با مقادیر VTEC حاصل از GPS به عنوان مشاهدات مرجع برابر با ۰/۹۹۸۷ است. مقدار بالای ضریب همبستگی در مرحله آموزش بیانگر این موضوع است که الگوریتم PSO-BP به خوبی و با دقت بالا شبکه موجک مورد نظر را آموزش داده است. برای مرحله آموزش و در سه ایستگاه آزمون مورد نظر، مقدار ضریب همبستگی مابین VTEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۹۱۷۱، برای VTEC حاصل از مدل IRI2016 با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۸۰۵۵ و برای VTEC حاصل از مدل GIM با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۸۳۱۹ بدست آمده است. نتایج مرحله آزمون بیانگر این مورد است که مدل پیشنهادی این مقاله در سه ایستگاه آزمون مورد نظر دقیق‌تر از مدل تجربی IRI2016 و همچنین خروجی شبکه جهانی IGS عمل کرده است. نوع دیگری از ارزیابی صورت گرفته برای مدل شبکه عصبی موجک سه لایه استفاده از شاخص آماری خطای نسبی است. مجدداً با استفاده از شبکه عصبی موجک آموزش دیده مقدار VTEC در بازه‌های زمانی ۱، ۲، ...، ۲۴ و در موقعیت سه ایستگاه آزمون و برای ۳۰ روز مورد نظر محاسبه شده و با

در زمان‌های ۱، ۲، ...، ۲۴ جهت آموزش و TEC‌های مربوط به سه ایستگاه آزمون جهت ارزیابی مدل استفاده می‌شوند. این ارزیابی از طریق سه شاخص همبستگی، خطای نسبی، انحراف معیار و خطای |dVTEC| انجام می‌گیرد. شایان ذکر است که مشاهدات سه ایستگاه آزمون در آموزش شبکه نقشی ندارند. جدول ۱ مشخصات ترکیبات متفاوت مورد ارزیابی در این مقاله را نشان می‌دهد.

جدول ۱- مشخصات مشاهدات مورد استفاده در ترکیبات متفاوت

| تعداد مشاهدات برای آموزش | تعداد ایستگاه‌های آزمون | تعداد ایستگاه‌های آموزش | ترکیبات مشاهدات |
|--------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------|
| ۱۴۴۰۰ | ۳ | ۲۰ | ۱ |
| ۷۲۰۰ | ۳ | ۱۰ | ۲ |

جهت انتخاب ساختار بهینه شبکه و نیز ارزیابی کارایی، دقت و سرعت همگرایی الگوریتم PSO-BP مقادیر ریشه میانگین مربع خطا^{۲۸} برای مراحل آزمون و آموزش محاسبه شده است. نتیجه این ارزیابی در شکل ۳ آورده شده است. به کمک نتایج این شکل به وضوح می‌توان مشاهده نمود که ساختار ۱-۱۵-۴ دارای کمترین مقدار خطا در مراحل آموزش و آزمون بوده است.



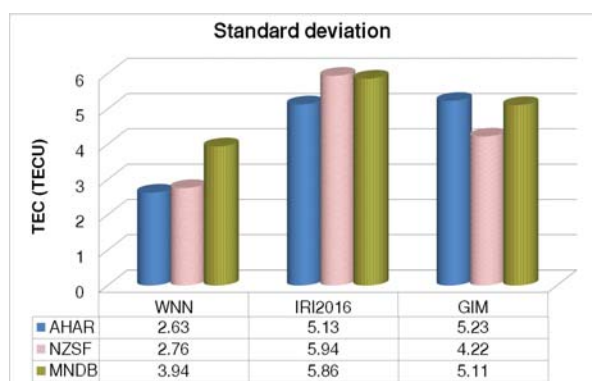
شکل ۳- چگونگی تغییرات منحنی خطا در مراحل آموزش و آزمون برای تعداد نورون‌های پنهان مختلف

ترکیب اول: آموزش و آزمون شبکه عصبی موجک سه لایه با مشاهدات ۲۰ ایستگاه

در این ترکیب مشاهدات ۲۰ ایستگاه جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه مورد استفاده قرار گرفته است. پایگاه داده مورد استفاده در این بخش دارای ۷۲۰۰ مشاهده می‌باشد. با استفاده از مشاهدات VTEC، ۳۰ روز و در بازه‌های زمانی ۱، ۲، ...، ۲۴ شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم PSO-BP آموزش داده شده و مقدار ضریب همبستگی برای مرحله آموزش محاسبه شده است.

28. Root Mean Square Error (RMSE)

نتایج به دست آمده از آنالیز انجام گرفته با استفاده از شاخص dVTEC در سه ایستگاه آزمون نشان می دهد که مدل شبکه عصبی موجک سه لایه از دقت بالاتری نسبت به مدل تجربی IRI-2016 و مدل GIM در این منطقه برخوردار می باشد. مجدداً در این ارزیابی نیز مدل GIM دقیق تر از مدل تجربی IRI2016 می باشد. همچنین، برای بررسی دقیق تر مقدار خطای موجود در نتایج، شاخص آماری انحراف معیار برای هر سه روش، در هر سه ایستگاه آزمون و در ۳۰ روز محاسبه و در شکل ۴ نمایش داده شده است. بایستی اشاره شود که میانگین انحراف معیار در ۳۰ روز برای هر ایستگاه در شکل درج شده است.



شکل ۴- مقادیر انحراف حاصل از سه مدل WNN، IRI2016 و GIM در سه ایستگاه آزمون در ترکیب اول

بر اساس نتایج حاصل از شکل ۴ بیشینه مقدار انحراف معیار برای مدل WNN در ایستگاه آزمون MNDB و برابر با ۳/۹۴ TECU محاسبه شده است. برای مدل تجربی IRI2016 مقدار بیشینه انحراف معیار برابر با ۵/۹۴ TECU در ایستگاه آزمون NZSF و همچنین برای مدل GIM برابر با ۵/۲۳ TECU در ایستگاه آزمون AHAR حاصل شده است. نتایج حاکی از برتری مدل پیشنهادی این مقاله با استفاده از مشاهدات ۲۰ ایستگاه در منطقه مورد مطالعه نسبت به دو مدل GIM و IRI2016 است.

ترکیب دوم: آموزش و آزمون شبکه عصبی موجک سه لایه با مشاهدات ۱۰ ایستگاه

در این ترکیب مشاهدات ۱۰ ایستگاه جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه مورد استفاده قرار گرفته است. پایگاه داده مورد استفاده در این بخش دارای ۷۲۰۰ مشاهده می باشد. با استفاده از مشاهدات VTEC ۳۰ روز و در بازه های زمانی ۱، ۲، ۳، ۲۴ شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم PSO-BP آموزش داده شده و مقدار ضریب همبستگی برای مرحله آموزش محاسبه شده است. پس از مرحله آموزش، مقدار VTEC در سه ایستگاه آزمون با شبکه عصبی موجک سه لایه آموزش دیده، محاسبه شده و با مقدار VTEC

مقادیر حاصل از مدل IRI2016، GIM و GPS مقایسه شده است. نتیجه این مقایسه در جدول ۳ نمایش داده شده است. بایستی به این نکته اشاره شود که میانگین خطای نسبی محاسبه شده در ۳۰ روز برای هر ایستگاه آزمون در جدول قید شده است.

جدول ۳- مقادیر خطای نسبی محاسبه شده برای مدل های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای سه ایستگاه آزمون در ترکیب اول

| Re. (GPS-IRI2016) (%) | Re. (GPS-GIM) (%) | Re. (GPS-WNN) (%) | ایستگاه آزمون |
|-----------------------|-------------------|-------------------|---------------|
| ۱۵/۵۱۹ | ۱۵/۳۲۴ | ۸/۹۳۸ | AHAR |
| ۱۸/۴۲۴ | ۱۳/۷۶۴ | ۹/۳۱۸ | NZSF |
| ۱۶/۱۰۷ | ۱۴/۴۳۸ | ۱۳/۷۱۳ | MNDB |

بر اساس نتایج حاصل از جدول ۳ مقدار خطای نسبی محاسبه شده برای مدل شبکه عصبی موجک سه لایه در هر سه ایستگاه آزمون کمتر از مقدار خطای نسبی مدل تجربی IRI2016 و مدل GIM است. نکته مهم دیگر این است که خطای نسبی محاسبه شده برای مدل WNN در ایستگاه آزمون MNDB نسبت به دو ایستگاه آزمون دیگر بیشتر است. بر اساس شکل ۲ کاملاً مشهود است که این ایستگاه آزمون از ایستگاه های GPS فاصله داشته و در نتیجه مشاهدات یونوسفری برای این ایستگاه کمتر از دو ایستگاه آزمون دیگر خواهد بود. همچنین، بر اساس مقایسه صورت گرفته در جدول ۳ مقدار خطای نسبی مدل GIM از مدل تجربی IRI2016 کمتر می باشد. به عبارت دیگر، مدل GIM دقیق تر از مدل تجربی عمل نموده است. دلیل این امر می تواند در نوع متفاوت مشاهدات مورد استفاده در دو روش باشد. نوع دیگر ارزیابی صورت گرفته در این مقاله استفاده از شاخص dVTEC است. مقادیر VTEC حاصل از GPS با مقادیر VTEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل تجربی IRI2016 و مدل GIM مقایسه شده و نتایج حاصل برای سه ایستگاه آزمون در جدول ۴ نمایش داده شده است. بایستی به این نکته اشاره شود که میانگین شاخص dVTEC محاسبه شده در ۳۰ روز برای هر ایستگاه آزمون در جدول قید شده است.

جدول ۴- مقادیر شاخص dVTEC محاسبه شده برای مدل های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای سه ایستگاه آزمون در ترکیب اول

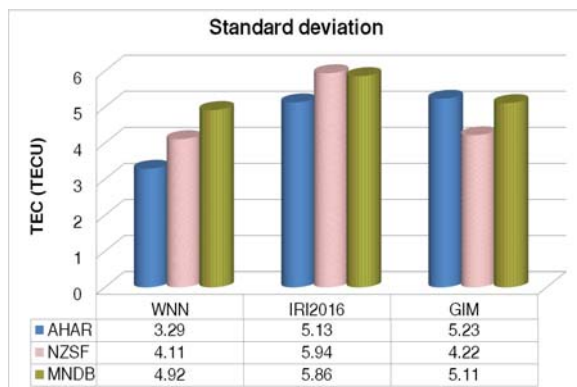
| dVTEC (GPS-IRI2016) (TECU) | dVTEC (GPS-GIM) (TECU) | dVTEC (GPS-WNN) (TECU) | ایستگاه آزمون |
|----------------------------|------------------------|------------------------|---------------|
| ۴/۴۹۶ | ۴/۲۲۹ | ۱/۷۶۱ | AHAR |
| ۵/۴۲۵ | ۳/۲۰۴ | ۲/۱۵۳ | NZSF |
| ۴/۷۵۱ | ۴/۱۱۱ | ۳/۹۰۸ | MNDB |

ترکیب نسبت به حالت ۲۰ ایستگاه افزایش یافته است. نوع دیگر ارزیابی صورت گرفته در این مقاله استفاده از شاخص dVTEC است. نتایج این ارزیابی برای سه ایستگاه آزمون در جدول ۷ نمایش داده شده است.

جدول ۷- مقادیر شاخص dVTEC محاسبه شده برای مدل‌های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای سه ایستگاه آزمون در ترکیب دوم

| dVTEC (GPS-IRI2016) (TECU) | dVTEC (GPS-GIM) (TECU) | dVTEC (GPS-WNN) (TECU) | ایستگاه آزمون |
|----------------------------|------------------------|------------------------|---------------|
| ۴/۴۹۶ | ۴/۲۲۹ | ۳/۱۵۲ | AHAR |
| ۵/۴۲۵ | ۳/۲۰۴ | ۳/۲۰۰ | NZSF |
| ۴/۷۵۱ | ۴/۱۱۱ | ۴/۰۳۵ | MNDB |

نتایج بدست‌آمده از آنالیز انجام گرفته با استفاده از شاخص dVTEC در سه ایستگاه آزمون نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی موجک سه لایه حتی با مشاهدات ۱۰ ایستگاه، از دقت بالاتری نسبت به مدل تجربی IRI-2016 و مدل GIM در این منطقه برخوردار است. شکل ۵ مقادیر انحراف حاصل از سه مدل WNN، IRI2016 و GIM را در سه ایستگاه آزمون و برای ترکیب دوم نمایش می‌دهد.



شکل ۵- مقادیر انحراف حاصل از سه مدل WNN، IRI2016 و GIM در سه ایستگاه آزمون در ترکیب دوم

براساس نتایج شکل ۵ حتی با استفاده از مشاهدات ۱۰ ایستگاه GPS جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه، مقدار انحراف معیار حاصل از این روش در سه ایستگاه آزمون نسبت به مدل‌های GIM و IRI2016 کمتر است.

حاصل از GPS مقایسه شده است. برای مرحله آزمون نیز ضریب همبستگی مابین VTEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و مدل GIM با VTEC حاصل از GPS محاسبه شده و در جدول ۵ نمایش داده شده است.

جدول ۵- مقادیر ضریب همبستگی محاسبه شده برای مدل‌های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای مراحل آموزش و آزمون با مشاهدات ۱۰ ایستگاه

| R (GPS-IRI2016) | R (GPS-GIM) | R (GPS-WNN) | ضریب همبستگی |
|-----------------|-------------|-------------|--------------------------|
| - | - | ۰/۹۹۰۱ | مرحله آموزش |
| ۰/۸۰۵۵ | ۰/۸۳۱۹ | ۰/۸۵۱۷ | ضریب همبستگی مرحله آزمون |

براساس نتایج جدول ۵ برای مرحله آزمون و در سه ایستگاه آزمون مورد نظر، مقدار ضریب همبستگی مابین VTEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۸۵۱۷، برای VTEC حاصل از مدل IRI2016 با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۸۰۵۵ و برای VTEC حاصل از مدل GIM با VTEC حاصل از GPS برابر با ۰/۸۳۱۹ بدست آمده است. نتایج مرحله آزمون در این ترکیب بیانگر این مورد است که مدل پیشنهادی این مقاله حتی با مشاهدات ۱۰ ایستگاه، مجدداً در سه ایستگاه آزمون مورد نظر دقیق‌تر از مدل تجربی IRI2016 و مدل GIM عمل کرده است. نوع دیگری از ارزیابی صورت گرفته استفاده از شاخص آماری خطای نسبی است. نتیجه این مقایسه در جدول ۶ نمایش داده شده است. بایستی به این نکته اشاره شود که میانگین خطای نسبی محاسبه شده در ۳۰ روز برای هر ایستگاه آزمون در جدول قید شده است.

جدول ۶- مقادیر خطای نسبی محاسبه شده برای مدل‌های شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل IRI2016 و GIM در مقایسه با VTEC حاصل از GPS برای سه ایستگاه آزمون در ترکیب دوم.

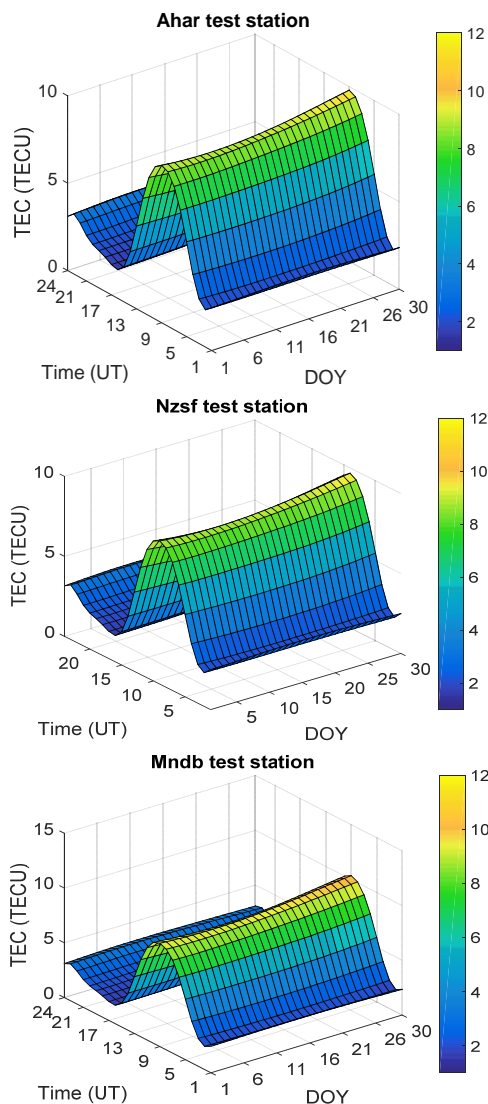
| Re. (GPS-IRI2016) (%) | Re. (GPS-GIM) (%) | Re. (GPS-WNN) (%) | ایستگاه آزمون |
|-----------------------|-------------------|-------------------|---------------|
| ۱۵/۵۱۹ | ۱۵/۳۲۴ | ۱۱/۸۲۴ | AHAR |
| ۱۸/۴۲۴ | ۱۳/۷۶۴ | ۱۲/۵۱۹ | NZSF |
| ۱۶/۱۰۷ | ۱۴/۴۳۸ | ۱۴/۰۲۳ | MNDB |

براساس نتایج حاصل از جدول ۶ مقدار خطای نسبی محاسبه شده برای مدل شبکه عصبی موجک سه لایه در هر سه ایستگاه آزمون کمتر از مقدار خطای نسبی مدل تجربی IRI2016 و مدل GIM بوده است. البته مقدار خطای نسبی محاسبه شده در این

مشاهداتی، مجدداً مقادیر انحراف معیار مولفه های مختصاتی هر سه ایستگاه آزمون که در برآورد آنها از مقادیر TEC مدل WNN استفاده شده نسبت به دو مدل دیگر، کمتر است.

بررسی تغییرات زمانی- مکانی یونوسفر

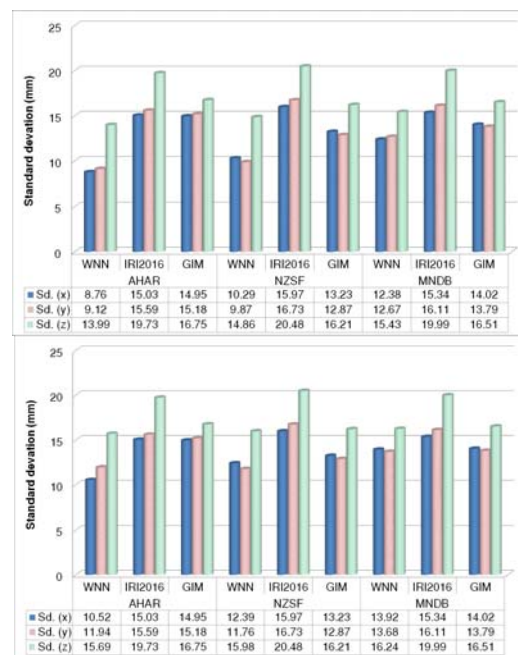
پس از ارزیابی دقت و صحت مدل شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP در برآورد مقدار VTEC در ایستگاه های آزمون، می توان مقدار آن را برای هر نقطه دلخواه دیگر و برای هر زمان محاسبه کرد. شکل ۷ تغییرات مقدار VTEC را در سه ایستگاه آزمون و ۳۰ روز مورد مطالعه نشان می دهد. پروفیل های نمایش داده شده برای کلیه ساعات شبانه روز بوده و تغییرات زمانی TEC را در یک موقعیت خاص نشان می دهند.



شکل ۷- پروفیل تغییرات مقدار VTEC بدست آمده از روش شبکه عصبی موجک سه لایه در سه ایستگاه آزمون و برای ۳۰ روز مورد بررسی در این مقاله

ارزیابی مدل در تعیین موقعیت نقطه ای دقیق (PPP)

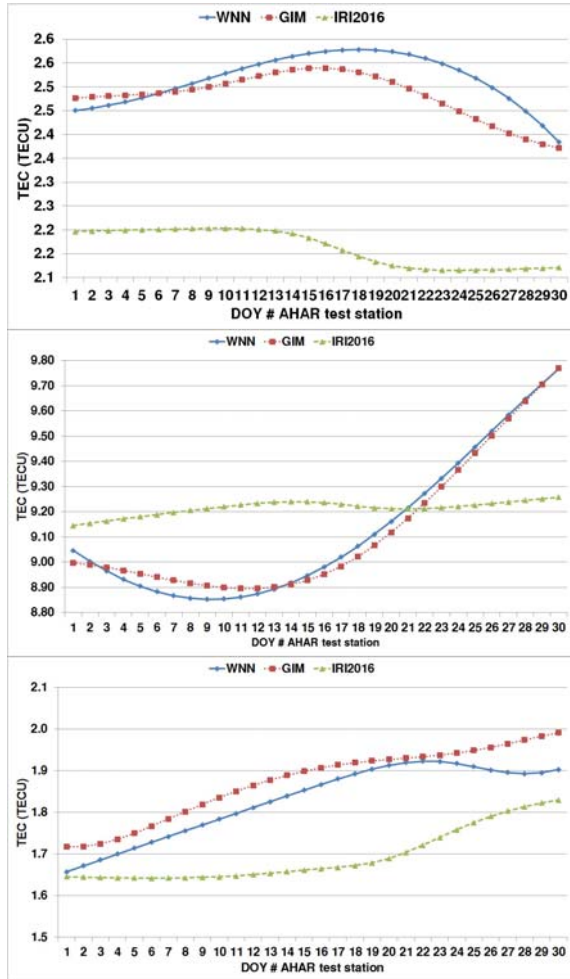
نوع دیگر از ارزیابی صورت گرفته در این مقاله برای اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی موجک سه لایه استفاده از تعیین موقعیت نقطه ای دقیق (PPP) است. با استفاده از اطلاعات افمیز^{۲۹} بدست آمده برای ایستگاه های آزمون، منابع خطای مختلف همانند بایاس ساعت ماهواره، بایاس اطلاعات مداری، بایاس چندمسیری، بایاس نسبی، بایاس تروپوسفری حل شده و بایاس یونوسفری با استفاده از TEC حاصل از مدل شبکه عصبی موجک سه لایه محاسبه می شود. سپس، با استفاده از مشاهدات فاز و برای چندین اپوک متوالی، مقادیر مختصات دقیق گیرنده (x, y, z) و همچنین بایاس ساعت گیرنده (dT) با استفاده از سرشکنی حاصل می شود. مقادیر انحراف معیار مولفه های مختصاتی محاسبه شده برای سه ایستگاه آزمون و برای سه مدل شبکه عصبی موجک سه لایه، مدل تجربی IRI2016 و مدل GIM در شکل ۶ نمایش داده شده است.



شکل ۶- مقادیر انحراف معیار مولفه های مختصاتی ایستگاه های آزمون برای سه مدل WNN، GIM و IRI2016. ۲۰ ایستگاه مشاهداتی (شکل بالا) و ۱۰ ایستگاه مشاهداتی (شکل پایین)

براساس نتایج شکل ۶ و برای ترکیب مربوط به ۲۰ ایستگاه مشاهداتی، انحراف معیار مولفه های مختصاتی مربوط به سه ایستگاه آزمون که در برآورد آنها از مقادیر TEC حاصل از مدل WNN استفاده شده، کمتر از انحراف معیار مولفه های مختصاتی بدست آمده از مدل های GIM و IRI2016 است. در حالت ۱۰ ایستگاه

نشان دادن دقیق این تغییرات است. شکل ۹ سری زمانی تغییرات TEC را در موقعیت ایستگاه آزمون AHAR و برای سه مدل WNN، GIM و IRI2016 نمایش می‌دهد.



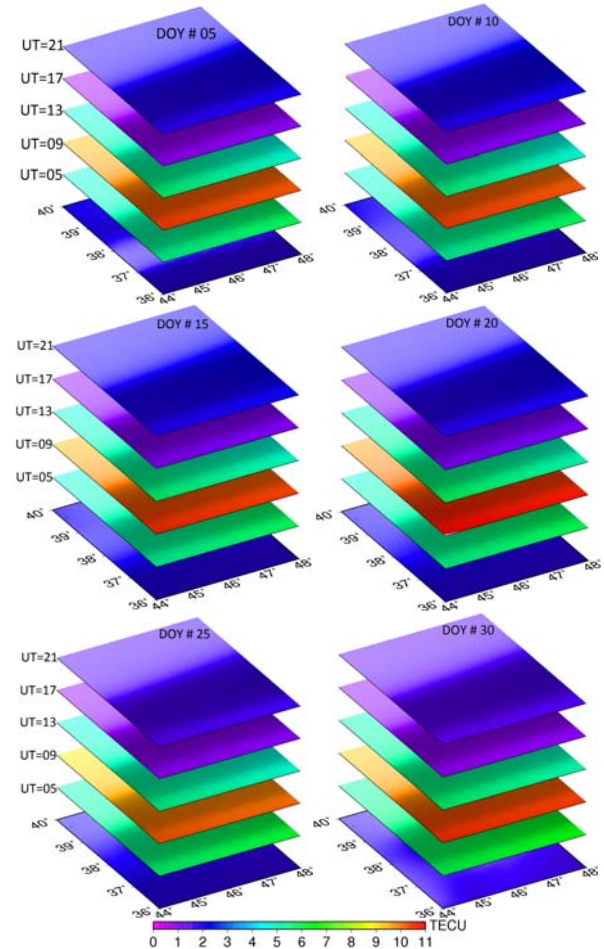
شکل ۹- سری زمانی تغییرات TEC در ایستگاه آزمون اهر و برای سه مدل WNN، GIM و IRI2016. ساعت ۱ (شکل بالا)، ساعت ۹ (شکل وسط)، ساعت ۱۷ (شکل پایین)

نتایج و پیشنهادها

شبکه‌های عصبی موجک یک کلاس جدید از شبکه‌های عصبی چند لایه می‌باشند که از ترکیب شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون و همچنین آنالیز موجک بوجود آمده‌اند. این نوع از شبکه‌ها به دلیل قابلیت بسیار بالا در محلی‌سازی در دو حوزه زمان و فرکانس به صورت گسترده‌ای در علوم مختلف مخصوصاً مدل‌سازی مسائل غیرخطی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به همین جهت در این پژوهش از یک شبکه عصبی موجک سه لایه با ۱۵ نورون در لایه پنهان جهت مدل‌سازی تغییرات زمانی محتوای

براساس نتایج حاصل از شکل ۷ به وضوح قابل مشاهده است که مقدار TEC براساس موقعیت جغرافیایی و زمان دارای تغییرات زیادی است. مقدار بیشینه TEC براساس این اشکال در بازه زمانی مابین ۹ الی ۱۳ به وقت جهانی رخ داده است. با توجه به اینکه در بخش‌های قبل دقت و صحت مدل WNN مورد ارزیابی قرار گرفته است در نتیجه با استفاده از این مدل می‌توان تغییرات وابسته به مکان و زمان TEC را مورد مطالعه قرار داد.

جهت بررسی و آنالیز بیشتر و دقیق‌تر، مقدار محتوای الکترون کلی برای محدود شبکه آذربایجان و در چند روز مختلف محاسبه و ترسیم شده است. این ترسیم برای اختصار در ساعت‌های ۱، ۵، ۹، ۱۳، ۱۷ و ۲۱ بوقت جهانی نمایش داده شده است. شکل ۸ نمایش‌دهنده چگونگی تغییرات مقدار محتوای الکترون کلی در محدود شبکه مورد نظر است که از مدل WNN بدست آمده است.



شکل ۸- تغییرات مسطحاتی و وابسته بزمان مقدار TEC در محدوده شبکه مورد مطالعه بدست آمده از مدل WNN و در روزهای مختلف

با توجه به نتایج بدست آمده از شکل ۸ می‌توان به این نکته پی برد که یونوسفر دارای تغییرات زمانی و مکانی بوده و مدل شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP دارای قابلیت

مراجع

- الکترون کلی لایه یونوسفر در شمال غرب ایران استفاده شد. داده های ۲۳ ایستگاه از شبکه محلی آذربایجان جهت محاسبه مشاهدات ورودی شبکه عصبی موجک به کار گرفته شدند. این داده ها مربوط به ۳۰ روز از ماه ژانویه سال ۲۰۱۸ بودند. عموماً جهت آموزش شبکه های عصبی، از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می شود. منتها بدلیل معایب موجود در این الگوریتم از جمله سرعت همگرایی پایین و نیز گیر افتادن در کمینه های محلی، در این پژوهش از الگوریتم آموزش بهینه سازی انبوه ذرات هیبرید (PSO-BP) استفاده شد.
- جهت مدل سازی محتوای الکترون کلی ۲ ترکیب از مشاهدات مورد ارزیابی قرار گرفت. تعداد ۲۰ و ۱۰ ایستگاه جهت آموزش شبکه عصبی موجک سه لایه مورد استفاده قرار گرفتند. تعداد مشاهدات در پایگاه داده برتیب برابر با ۱۴۴۰۰ و ۷۲۰۰ مشاهده (طول و عرض جغرافیایی، زمان مشاهده و روز مشاهده) در نظر گرفته شدند. نتایج آنالیزهای انجام گرفته نشان دهنده این موضوع بود که با کاهش تعداد مشاهدات در پایگاه داده، خطای نسبی افزایش پیدا کرده و ضریب همبستگی کاهش پیدا می کند. بایستی به این نکته اشاره نمود که حتی با کاهش تعداد مشاهدات (تعداد ۱۰ ایستگاه GPS)، نتایج مدل شبکه عصبی موجک سه لایه از نتایج مدل مرجع جهانی ۲۰۱۶ و همچنین مدل GIM دقیق تر می باشد. میانگین شاخص dVTEC بدست آمده برای شبکه عصبی موجک سه لایه با الگوریتم آموزش PSO-BP در ۳۰ روز متوالی از سال ۲۰۱۸ و مشاهدات ۲۰ ایستگاه برابر ۲/۶۰۷ TECU بوده است. این مقدار برای مدل مرجع جهانی ۲۰۱۶ برابر ۴/۸۹۰ TECU و برای مدل GIM برابر با ۳/۸۴۸ TECU بدست آمده است. مقدار شاخص dVTEC برای مدل شبکه عصبی موجک سه لایه با مشاهدات ۱۰ ایستگاه برابر با ۳/۴۶۲ TECU شده است. این مقایسه نشان داد که حتی با مشاهدات ۱۰ ایستگاه، مقادیر TEC حاصل از مدل WNN دقیق تر از دو مدل GIM و IRI2016 است. مقایسه صورت گرفته در مورد ضریب همبستگی نیز حاکی از برتری روش شبکه عصبی موجک سه لایه در برآورد مقدار TEC بوده است.
- نتایج این پژوهش نشان داد که مدل شبکه عصبی موجک با الگوریتم آموزش PSO-BP یک مدل قابل اعتماد جهت پیش بینی تغییرات زمانی یونوسفر در منطقه شمال غرب ایران می باشد. این مدل می تواند یک جایگزین بسیار مطمئن برای مدل مرجع جهانی یونوسفر و نیز خروجی های شبکه جهانی IGS در ایران باشد. همچنین، از این مدل می توان جهت تعیین مقدار محتوای الکترون کلی در هر نقطه ای داخل شبکه ایران جهت تعیین و حذف انکسار یونوسفری و در نتیجه تعیین موقعیت دقیق استفاده نمود.
- [1] Yang, Z., Song, S., Jiao, W., Chen, G., Xue, J., Zhou, W., and Zhu, W., "Ionospheric Tomography Based on GNSS Observations of the CMONOC: Performance in the Topside Ionosphere", *GPS Solution*, Vol. 21, No. 2, 2017, pp. 363-375.
 - [2] Yao, Y., Tang, J., Kong, J., Zhang, L., and Zhang, S., "Application of Hybrid Regularization Method for Tomographic Reconstruction of Midlatitude Ionospheric Electron Density", *Advances in Space Research*, Vol. 52, No. 12, 2013, pp. 2215-2225.
 - [3] Ghaffari Razin, M.R. and Hossainali, M.M., "3D Modeling of Ionospheric Tomography Using GPS Observations Geodynamics Network of Iran in Three Different Seasons", *Journal of the Space Science and Technology*, Vol. 4, No. 2, 2011, pp. 1-14, (In Persian).
 - [4] Seeber, G., "Satellite Geodesy: Foundations, Methods and Application", Walter de Gruyter, Berlin and New York, 531, 1993.
 - [5] Ghaffari Razin, M.R. and Voosoghi, B., "Modeling and Interpolation of Ionosphere Total Electron Content Using Artificial Neural Network and GPS Observation", *Journal of the Earth and Space Physics*, Vol. 42, No. 2, 2015, pp. 419-437.
 - [6] Ghaffari Razin, M.R. and Mohammadzadeh, A., "Regional Ionosphere Modeling Using Artificial Neural Networks and Polynomial Fitting Over Iran", *JGST*, Vol. 4, No. 3, 2015, pp. 51-60.
 - [7] Ghaffari Razin, M. R. and Voosoghi, B., "Efficiency of Multi-layer Artificial Neural Network with PSO Training Algorithm in Ionosphere Time Series Modeling", *JGST*, Vol. 7, No. 1, 2017, pp. 101-113.
 - [8] Liu, Z. and Gao, Y., "Ionospheric TEC Predictions over a Local Area GPS Reference Network", *GPS Solutions*, Vol. 8, No. 1, 2003, pp. 23-29.
 - [9] Amerian, Y., Voosoghi, B., and Hossainali, M.M., "Regional Ionosphere Modeling in Support of IRI and Wavelet Using GPS Observations", *Acta Geophysica*, Vol. 61, No. 5, 2013, pp. 1246-1261.
 - [10] Abdi, N., Azmoudeh Ardalan, A.R., and Karimi, R., "Combination of GPS and Satellite Altimetry Observations for Local Ionosphere Modeling Over Iran", *JGST*, Vol. 7, No. 3, 2018, pp. 109-125.
 - [11] Abdi, N., Azmoudeh Ardalan, A.R., and Karimi, R., "Evaluation of Iran Ionosphere Model Based on GPS Data Processing", *JGST*, Vol. 5, No. 4, 2016, pp. 37-47.
 - [12] Abdi, N., Ardalan A.A., and Karimi, R., "Rapid Local Ionosphere Modeling Based on Precise Point Positioning over Iran: A Case Study under 2014 Solar Maximum", *Advances in Space Research*, Vol. 63, 2019, pp. 937-949.
 - [13] Sharifi, M.A. and Farzaneh, S., "Regional TEC Dynamic Modeling Based on Slepian Functions", *Advances in Space Research*, Vol. 56, No. 5, 2020, pp. 907-915.
 - [14] Etemadfarid, H. and Hossainali, M.M., "Application of Slepian Theory for Improving the Accuracy of Global Ionosphere Models in the Arctic Region", *J. Geophys. Res. Space Physics*, Vol. 121, No. 3, 2016, pp. 2583-2594.
 - [15] Akhondzadeh, M., "Investigation of GPS-TEC Measurements Using ANN Method Indicating Seismo-273 Ionospheric Anomalies around the Time of the Chile (Mw = 8.2) Earthquake of 01 April 2014", *Advance in space research*, Vol. 54, No. 9, 2014, pp. 1768-1772.

- Network-based Ionospheric Model (ANNIM)", *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, Vol. 123, No. 7, 2018, pp. 5807-5820.
- [21] Tebabal, A., Radicella, S.M., Damtie, B., Migoya-Orue, B., Nigussie, M., and Nava, B., "Feed Forward Neural Network Based Ionospheric Model for the East African Region", *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, Vol. 191, 2019, pp. 105052.
- [22] Zhang, Q. and Benveniste, A., "Wavelet Networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 6, 1992, pp. 889-898.
- [23] Zapranis, A. and Alexandridis, A., "Modeling Temperature Time Dependent Speed of Mean Reversion in the Context of Weather Derivative Pricing", *Applied Mathematical Finance*, Vol. 15, No. 4, 2008, pp. 355-386.
- [24] Zhang, J.R., Zhang, J., Lok, T., and Lyu, M., "A Hybrid Particle Swarm Optimization-back-propagation Algorithm for Feed Forward Neural Network Training", *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 185, No. 2007, pp. 1026-1037.
- [16] Yilmaz, A., Akdogan, K.E., and Gurun, M., "Regional TEC Mapping Using Neural Networks", *Radio Sci.*, Vol. 44, No. 3, 2009, pp. 1-16.
- [17] Ghaffari Razin, M.R., Voosoghi, B., and Mohammadzadeh, A., "Efficiency of Artificial Neural Networks in Map of Total Electron Content over Iran", *Acta Geod Geophys*, Vol. 51, No. 3, 2015, pp. 541-555.
- [18] Sabzehee, F., Farzaneh, S., Sharifi, M.A., and Akhoondzadeh, M., "TEC Regional Modeling and Prediction Using ANN Method and Single Frequency Receiver over IRAN", *Annals of Geophysics*. Vol. 61, No. 1, 2018.
- [19] Feizi, R., Voosoghi, B., and Ghaffari Razin, M.R., "Evaluation of the Efficiency of the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) in the Modeling of the Ionosphere Total Electron Content Time Series Case Study: Tehran Permanent GPS Station", *JGST*, Vol. 8, No. 4, 2019, pp. 109-119.
- [20] Tulasi Ram, S., Gowtam, S., Mitra, V., and Reinisch, B., "The Improved Two-dimensional Artificial Neural