

## کار بست شبکه‌های پیچیده در درستی سنجی نتایج سامانه پیش‌بینی جهانی (GFS)

علی‌رضا کاوسی<sup>۱</sup>، علیرضا محب‌الحجه<sup>۲\*</sup>، سرمد قادر<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانش‌آموخته کارشناسی ارشد هواشناسی، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

<sup>۲</sup>استاد گروه فیزیک فضا، مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۰۸

### چکیده

سامانه زمین-جو در مقیاس‌های مختلف، دینامیک پیچیده‌ای در گستره فضا-زمان دارد. مدل‌های پیش‌بینی وضع هوا با گسسته‌سازی معادلات حاکم پیوسته روی نقاط شبکه و افزودن طرحواره‌های فیزیکی برای نمایش اثر پدیده‌های با مقیاس کمتر از فاصله بین نقاط شبکه، وضعیت آینده را پیش‌بینی می‌کنند. این مدل‌ها نیاز به ارزیابی داشته و سنج‌های مرسوم ارزیابی خطا برای این امر کافی نیستند. هدف این پژوهش تلاش در راستای بهبود روش‌شناسی پیش‌بینی وضع هوا با وارد کردن تحلیل شبکه‌های پیچیده در امر ارزیابی خطای مدل‌هاست. در این مقاله با استفاده از شبکه‌های ساخته‌شده روی داده‌های دمای مرجع (ERA5) به‌منزله داده مشاهده‌ای و پیش‌بینی (GFS)، سنج‌های جدید معرفی شد، که با رویکردی کل‌نگرانه و ساختارگرایانه به ارزیابی پیش‌بینی یک دوره پنج روزه دمای تراز دومتر و دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال پرداخته است. برای این منظور، همبستگی میان سری‌های زمانی پنج روزه دمای هر دو نقطه شبکه محاسبه و بر اساس ماتریس همبستگی و شرط محدودکننده فاصله، از اتصال نقاط، شبکه‌هایی ساخته و سپس با استفاده از معیار  $f$ -score مقایسه شدند. مشاهده شد، که در فرایند پیش‌بینی، مطابق انتظار مدل در نمایش همبستگی نقاط نزدیک به هم، بهتر عمل می‌کند و با زیاد شدن فاصله نقاط از دقت مدل در نمایش همبستگی کاسته می‌شود. اما شیب کاهش دقت با افزایش فاصله برای اجزای مختلف متفاوت است. در نتیجه، پیش‌بینی‌ای دقیق‌تر است که شیب کمتری داشته باشد. همچنین، نتایج نشان‌دهنده وجود رابطه میان خطای ساختاری مشاهده‌شده در دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال با ریشه میانگین مربعات خطای بارش است.

کلمات کلیدی: درستی سنجی، سنج خطا، GFS، ERA5، شبکه‌های پیچیده

امروزه دسترسی به پیش‌بینی دقیق وضع هوا، ضمن مطلع بودن از میزان عدم قطعیت پیش‌بینی، به یکی از نیازهای ضروری جامعه تبدیل شده است، به طوری که خطای پیش‌بینی می‌تواند جامعه را در بخش‌های کشاورزی، حمل‌ونقل و مدیریت بحران دچار چالش‌ها و خسارت‌های گاه جبران‌ناپذیر کند. پیش‌بینی یک عمل انسانی بوده و با وجود توسعه مدل‌های پیش‌بینی، در نهایت، صدور پیش‌بینی توسط انسان صورت می‌گیرد. از آنجا که، همانند مدل‌ها، انسان‌ها نیز بری از خطا نیستند، وجود سنجه‌هایی، که بتوانند، معیاری برای محاسبه عدم قطعیت پیش‌بینی مدل هستند، ضمن کاهش و نظام‌مندسازی خطا، به متخصصان امر در مراکز عملیاتی برای صدور پیش‌بینی و در نهایت مدیران تصمیم‌گیر برای گرفتن تصمیمات منطقی، سنجیده و قابل ارزیابی کمک شایانی خواهد کرد (جولیفه و استفنسون، ۲۰۱۱؛ هافمن و همکاران، ۲۰۲۳).

سیل ناشی از توفان کاترینا در آمریکا در سال ۲۰۰۵ که با بیش از ۱۸۰۰ کشته همراه شد و همین‌طور، سرمای ناگهانی دسامبر ۲۰۰۹ که در انگلستان سامانه حمل‌ونقل رازمین‌گیر کرد، از جمله موارد مشهور خطا در پیش‌بینی هستند که به دلیل عدم به‌کارگیری صحیح عدم قطعیت پیش‌بینی در مدیریت، منجر به خسارات گسترده شدند (برانکارد و همکاران، ۲۰۰۸؛ پینگز و همکاران، ۲۰۱۳).

محدودیت دقت در مقداردهی اولیه و قیدهای محاسباتی، پیچیدگی‌های دینامیک غیرخطی جو (تلاطم و آشوب در مقیاس‌های مختلف)، ابرناکی و بارش و پیچیدگی‌های مربوط به قرارگیری‌شان در مقیاس‌های کوچک‌تر از مقیاس شبکه مدل، از منابع اصلی تولید خطا در نتایج مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا برای کمیت‌های هواشناختی مطرح، مانند، دما و بارش هستند. به‌طور کلی، همه نقاط شبکه سهم یکسانی در تولید این

خطاها ندارند. از این رو، به وجود سنجه‌های خطایی مکان-زمان محور و کل‌نگر در مقابل سنجه‌های سنتی با رویکرد محاسبه خطای نقطه‌به‌نقطه با نگاهی تقلیل‌گرا، احساس نیاز می‌شود. به صورت کلی، ابزارهای ارزیابی را می‌توان به دو بخش قطعیتی و احتمالاتی تقسیم کرد. ابزارهای قطعیتی مانند میانگین خطای مطلق (MAE: Mean Absolute Error)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE: Root Mean Square Error)، ضریب همبستگی بی‌هنجاری (ACC: Anomaly Correlation Coefficient) و نمره‌های مهارتی (Skill Scores) عموماً با رویکردی تقلیل‌گرایانه صرفاً به مقایسه دوه‌دوی نقاط متناظر پرداخته و اثر نقاط بر روی یکدیگر را در نظر نمی‌گیرند. هرچند سنجه‌های احتمالاتی، از جمله، نمره Brier، نمودارهای قابلیت اطمینان (reliability diagrams)، منحنی ویژگی‌های عملکرد گیرنده (Receiver Operating Characteristic curve) و نمره احتمال رتبه‌بندی پیوسته (CRPS: Continuous Ranked Probability Score) با مقایسه تابع توزیع احتمال (یا مشتقات آن) مشاهدات و پیش‌بینی، نسبت به سنجه‌های قطعیتی اشاره‌شده، رویکرد کل‌نگرانه‌تری دارند، اما همچنان جزئیات زیادی وجود دارد که در نظر گرفته نمی‌شوند. رویکرد همادی روش دیگری است که در آن تلاش می‌شود با اجرای مدل با شرایط اولیه اندکی متفاوت، ارزیابی عدم قطعیت پیش‌بینی انجام شود. همچنین، پیش‌بینی بیزی، Meta-Gaussian Bivariate Density و vine copulas نیز رویکردهای دیگری هستند، که با در نظر گرفتن تابع چگالی احتمال توأم چندین متغیر تصادفی مؤثر در مسئله، به ارزیابی عدم قطعیت پیش‌بینی می‌پردازند (بنیستر، ۲۰۰۸؛ هستیچ و همکاران، ۲۰۱۱؛ آون و هوسون، ۲۰۱۸؛ ریزی و همکاران، ۲۰۲۱).

تجربه استفاده از شبکه‌های پیچیده در علوم اعصاب، ژنتیک و کامپیوتر در چند دهه اخیر، نشان از راهگشا

مقایسه شده است. شیب کاهش f-score با افزایش طول  $l$  به عنوان سنجه معرفی می‌شود. در ادامه نحوه ساخت و استفاده از این ابزار نوین در تحلیل خطا توضیح داده خواهد شد.

### داده‌ها و روش کار

#### ۱-۲ محدوده مورد مطالعه

محدوده جغرافیایی در این پژوهش، شامل ایران و بین عرض جغرافیایی ۲۴ تا ۴۱ درجه شمالی و طول جغرافیایی ۴۳ تا ۶۴ درجه شرقی بوده که با تفکیک افقی ۰/۲۵ درجه، دارای ۵۸۶۵ نقطه شبکه است. شایان گفتن است، که در جنوبی‌ترین عرض، هر نقطه با نزدیک‌ترین همسایگانش ۲۵/۳، ۲۷/۸ و ۳۷/۶ کیلومتر و در شمالی‌ترین عرض، هر نقطه با نزدیک‌ترین همسایگانش ۲۱، ۲۷/۸ و ۳۴/۹ کیلومتر فاصله دارد.

#### ۲-۲ داده‌ها

داده‌های بازتحلیل ERA5 برای دمای هوا در تراز دومتر و در تراز فشاری ۸۵۰ هکتوپاسکال در فاصله زمانی ۳ ساعته و با تفکیک مکانی ۰/۲۵ درجه در دو راستای مداری و نصف‌النهاری، مرجع مشاهده در نظر گرفته شده‌اند. این داده‌ها نسل پنجم داده‌های بازتحلیل مرکز اروپایی برای پیش‌بینی میان‌مدت وضع هوا (ECMEF) است، که از طریق سامانه تغییر اقلیم کوپرنیک (Copernicus Climate Change Service) به صورت آزاد در دسترس بوده و برای تهیه آنها تلاش می‌شود با ترکیب داده‌های مشاهداتی، روش‌های داده‌گوازی مختلف و در نظر گرفتن عدم قطعیت با رویکردهای همدادی، همه نقاط شبکه (شامل ۱۳۷ تراز در راستای قائم) به صورت یکپارچه مقداردهی شود (هرزباخ و همکاران، ۲۰۲۴).

داده‌های تاریخی دمای هوا در تراز دومتر و در تراز فشاری ۸۵۰ هکتوپاسکال از سامانه پیش‌بینی جهانی مراکز ملی پیش‌بینی محیطی آمریکا معروف

بودن این ابزار در تحلیل و تبیین سامانه‌های پیچیده‌ای، که اجزای برهم‌کنش‌کننده فراوان و دینامیک غیرخطی دارند، می‌باشد. در علوم جو نیز کاربری شبکه‌های پیچیده در ارزیابی خطا و محاسبه عدم قطعیت پیش‌بینی مدل از رویکردهای نوین به این مسئله است، که می‌تواند نتایج خارج از دسترس روش‌های جایگزین داشته باشد (بوکالتی و همکاران، ۲۰۰۵؛ نواک و همکاران، ۲۰۲۰؛ ونگ و ونگ، ۲۰۲۰؛ کاوسی، ۱۴۰۳).

هدف از پژوهش حاضر، معرفی سنجه‌ای برای ارزیابی پیش‌بینی مدل است، که با ساخت شبکه روی داده‌های دمای مرجع و پیش‌بینی و مقایسه شبکه‌های متناظر، حاصل شده و حاصل اجرای چندروزه مدل را با یک عدد می‌سنجد. در این پژوهش، برای داده‌های مرجع از داده‌های بازتحلیل ERA5 در قالب نمایی از واقعیت و برای پیش‌بینی از داده‌های مدل GFS استفاده شده است. با توجه به لحاظ نشدن اریبی در محاسبه سنجه مطرح، هرچه پیش‌بینی از لحاظ ساختار فضایی کمیّت مورد نظر (فارغ از مقادیر مطلق آن در هر نقطه) دقیق‌تر باشد، مقدار خطای گزارش شده توسط سنجه کمتر است. همچنین، این سنجه قابلیت توسعه در سه بعد را داشته و می‌تواند برای تابع هزینه در مدل‌های یادگیری ماشین نیز مورد استفاده قرار گیرد.

در این مطالعه با استفاده از همبستگی پیرسون، از روی سری زمانی داده‌های نقاط شبکه، ماتریس همبستگی محاسبه شده است. سپس با در نظر گرفتن مقدار همبستگی ۰/۹۶ به منزله شرط حد آستانه برای اتصال دو نقطه، و فاصله مکانی  $l$  برای محدود کردن نقاطی که امکان اتصال دارند، به صورت مجزا برای داده‌های مشاهده و پیش‌بینی به ازای چندین بازه برای مقدار مجاز  $l$  شبکه ساخته شده است. سپس هر دو شبکه از مشاهده و پیش‌بینی با طول  $l$  متناظر با شاخص f-score

نقطاتی که حداقل مقدار همبستگی ۰/۹۶ داشته و در محدوده فاصله اقرار داشته باشند، با یک یال به هم وصل شده و از این طریق دو شبکه برای داده‌های بازتحلیل و پیش‌بینی به صورت مجزا ساخته شد. برای محاسبه  $l$ ، فاصله بین دو نقطه با طول‌های جغرافیایی  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  و عرض‌های جغرافیایی  $\phi_1$  و  $\phi_2$ ، از روابط (۲) و (۳) موسوم به رابطه موسوم به haversine استفاده شده است:

$$a = \sin\left(\frac{\Delta\phi}{2}\right) + \cos(\phi_1)\cos(\phi_2)\sin\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right) \quad (2)$$

$$l = 2R_{\text{Earth}} \arctan\left(\sqrt{\frac{a}{1-a}}\right) \quad (3)$$

که در آن  $R_{\text{Earth}}$  شعاع زمین است. برحسب مقدار  $l$  پنج بازه برای طول افقی در نظر گرفته شده است: کمتر از ۶۰ کیلومتر، بین ۶۰ تا ۹۰ کیلومتر، بین ۹۰ تا ۱۵۰ کیلومتر، بین ۱۵۰ تا ۳۰۰ کیلومتر، و بین ۳۰۰ تا ۵۰۰ کیلومتر.

در مرحله آخر، هر دو شبکه از مشاهده و پیش‌بینی با طول  $l$  متناظر با شاخص f-score مقایسه شدند. برای محاسبه این شاخص، ابتدا با توجه به درستی یا نادرستی پیش‌بینی اتصال دو نقطه در نتایج مدل پیش‌بینی عددی وضع هوا (در اینجا GFS)، مقادیر مثبت صادق (TP: True Positive)، منفی کاذب (FN: False Negative) و مثبت کاذب (FP: False Positive) محاسبه و بر مبنای آنها دو معیار R برای recall و P برای precision با استفاده از روابط (۴) و (۵) تعیین می‌شود (سینگ و همکاران، ۲۰۰۹؛ جولیفه و استفسون، ۲۰۱۱):

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

به GFS نیز به منزله پیش‌بینی استفاده شده که به صورت آزاد از طریق وبگاه این مرکز (<https://rda.ucar.edu/datasets/>) در دسترس است. این مجموعه داده (dataset d084001) را می‌توان با تفکیک ۰/۲۵ درجه و تعیین متغیر، تراز و گام زمانی دلخواه از قسمت درخواست داده شخصی‌سازی شده وبگاه (<https://rda.ucar.edu/datasets/d084001/dataa#/>) بارگیری کرد.

### ۳-۲ روش پژوهش

ابتدا از داده‌های دمای تراز دومتر و تراز فشاری ۸۵۰ هکتوپاسکال ERA5 و GFS در ماه ژانویه سال ۲۰۲۱ در محدوده جغرافیایی ذکر شده، سری زمانی -هایی برای هر نقطه شبکه استخراج و بهنجار (نرمال) شده است. بهنجار سازی برای آن انجام شده که تغییر نسبی داده‌ها در همه نقاط شبکه‌ای، صرف نظر از مقدار مطلق آنها، معیار باشد. سپس این سری‌ها به شش دوره پنج روزه تقسیم و برای هر دوره با استفاده از رابطه (۱)، همبستگی میان سری‌های زمانی برای هر دو نقطه شبکه به صورت مجزا برای داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی محاسبه شده است. بعد از آن، مقادیر همبستگی به صورت دو ماتریس مربعی به ابعاد ۵۸۶۵ برای داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی درآمده، به طوری که هر درایه ماتریس  $(c_{ij})$  عددی حقیقی در بازه (۱، -۱) و نشان‌دهنده همبستگی بین دو سری زمانی متغیرهای  $X$  و  $Y$  در نقاط شبکه‌ای  $i$  و  $j$  می‌باشد:

$$C_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^n (X_l - \langle X \rangle)(Y_l - \langle Y \rangle)}{\sqrt{\sum_{l=1}^n (X_l - \langle X \rangle)^2} \sqrt{\sum_{l=1}^n (Y_l - \langle Y \rangle)^2}} \quad (1)$$

که در اینجا  $n$  معرف تعداد داده در سری زمانی است،  $\langle X \rangle$  و  $\langle Y \rangle$  به ترتیب میانگین متغیرهای  $X$  و  $Y$  بر روی سری‌های زمانی مربوطه هستند. مرحله دوم،

سپس، f-score از میانگین هماهنگ (harmonic) این دو معیار محاسبه می‌شود:

$$f = \frac{2RP}{R+P} \quad (۶)$$

۳- یافته‌ها و تحلیل نتایج

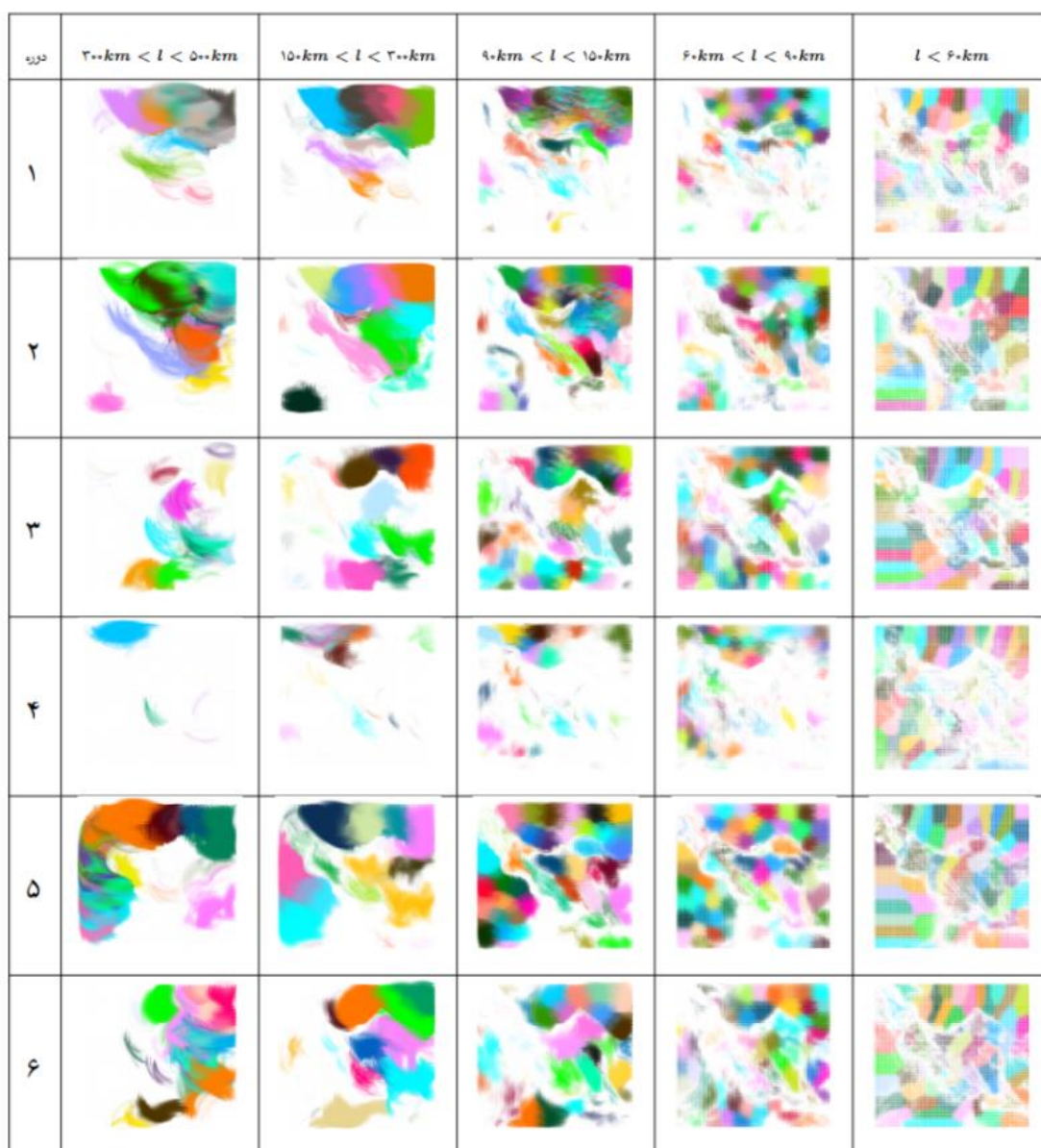
در ادامه، شبکه‌های ساخته شده روی داده‌های دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال و دمای تراز دومتر حاصل از ERA5 و GFS در شکل‌های ۱ تا ۴ برای پنج بازه طول افقی و شش دوره متوالی ارائه شده است. همایه (community) های شبکه با الگوریتم بلوندل و همکاران (۲۰۰۸) شناسایی و رنگ‌آمیزی شده است. این الگوریتم روش ابتکاری سریعی برای بهینه‌سازی تابع modularity

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left[ A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta(c_i, c_j)$$

است که در آن  $A_{ij}$  ماتریس وزن میان یال متصل‌کننده رأس‌های  $i$  و  $j$ ،  $k_i = \sum_j A_{ij}$  جمع وزن یال‌های متصل به رأس  $i$ ،  $c_i$  همایه‌ای است که رأس  $i$  در آن قرار داده می‌شود،  $m = \frac{1}{2} (\sum_{ij} A_{ij})$  و تابع  $\delta(u, v)$  برابر با ۱ است اگر  $u = v$  باشد و در غیر این صورت برابر با صفر است. تابع modularity مقدراری میان ۱- و ۱ است که چگالی اتصالات درون همایه‌ها را در مقایسه با اتصالات بین خود همایه‌ها تعیین می‌کند. ابتدا به بررسی ساختار شبکه دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال بر طبق شکل‌های ۱ و ۲ پرداخته می‌شود. در بازه کمتر از ۶۰ کیلومتر، متناظر با مقیاس‌های کوچک تا میانی گاما و تا حدی میانی بتا، وجود دو منطقه از همایه‌ها، یکی در شمال و دیگری در جنوب‌غرب برای هر دو مجموعه داده ERA5 و GFS بارز است، با این تفاوت که در فلات مرکزی ایران همایه‌های مترکم‌تری در داده‌های ERA5 به چشم می‌خورد. به‌طور کلی با افزایش مقیاس طولی تا مقیاس

میانی آلفا (۳۰۰ تا ۵۰۰ کیلومتر)، مطابق انتظار مقیاس طولی همایه‌ها نیز افزایش می‌یابد، اما این افزایش در بخش شمالی بارزتر است. این امر را می‌توان به غلبه سامانه‌های جبهه‌ای در نیمه شمالی منطقه نسبت داد. در عین حال، تغییرات محسوسی در میزان و مقیاس همایه‌ها بین شش دوره دیده می‌شود که حاکی از تغییرپذیری زمانی زیاد ساختار شبکه است. برای نمونه، در دوره ۴، همایه‌ها در هر دو داده ERA5 و GFS خیلی ضعیف‌ترند، به‌طوری که به‌ویژه در مقیاس‌های طولی بزرگ‌تر تقریباً در بیشتر منطقه همایه‌ای حضور ندارد. این امر را می‌توان به عدم فعالیت در مقیاس میانی آلفا و تا حدی بتا در این دوره نسبت داد. به عبارت دیگر، ساختار همایه‌ها می‌تواند اطلاعات مفیدی در مورد فعالیت در مقیاس‌های مختلف و تحول زمانی آنها به دست دهد.

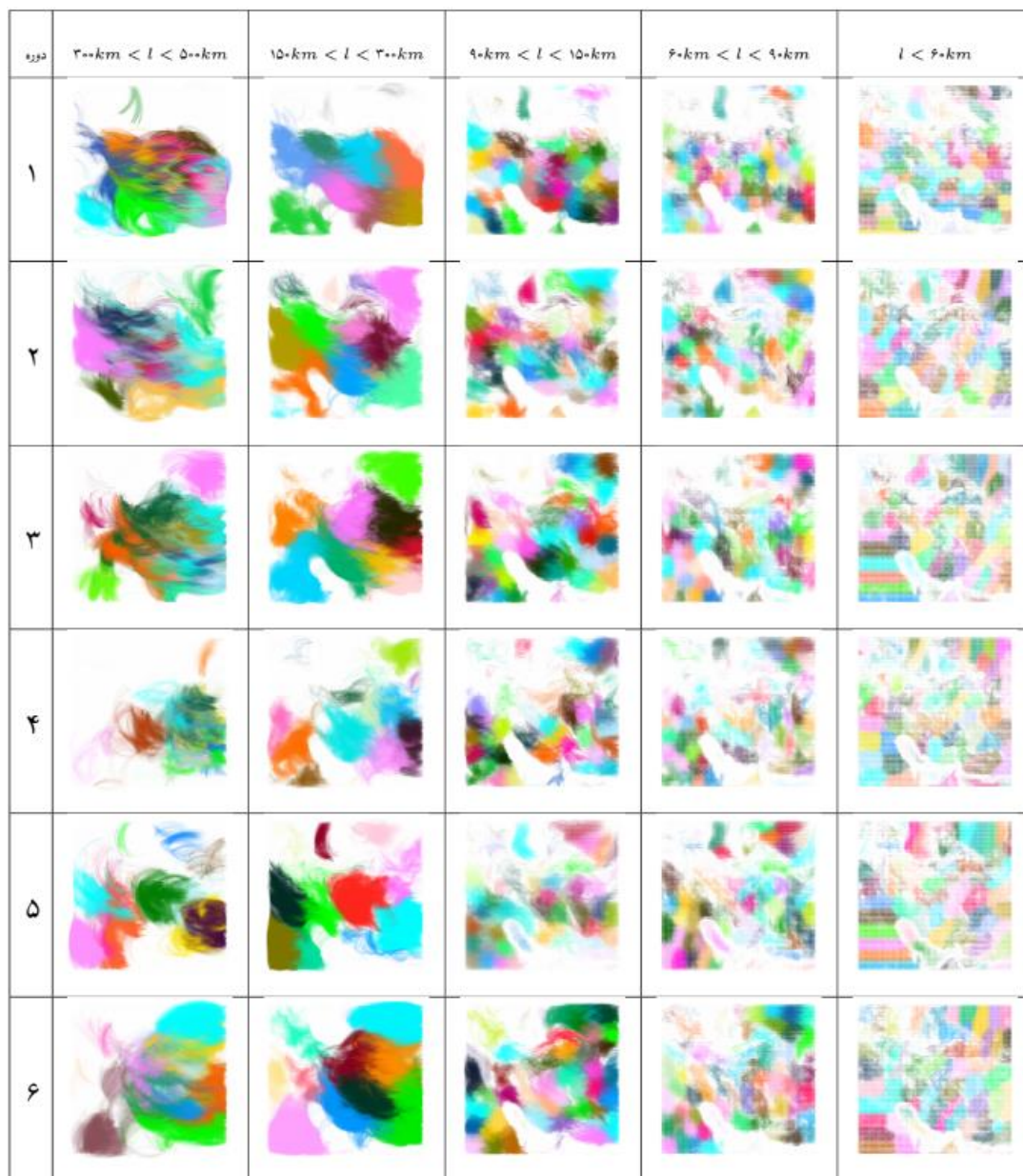
در دمای تراز دو متر (شکل‌های ۳ و ۴)، در چهار بازه طولی اول تا ۳۰۰ کیلومتر، وجود عناصر سطح زمین مانند دریای کاسپین، خلیج فارس و دریای عمان و تا حدی کوهساری را می‌توان در همایه‌ها تشخیص داد. بدین ترتیب اثر سطح زمین بر میدان دمای تراز دو متر، نقش بارزی در تعیین ساختار شبکه در این مقیاس‌ها دارد. در بزرگ‌ترین بازه طولی مورد بررسی، یعنی ۳۰۰ تا ۵۰۰ کیلومتر، اما دیگر کمتر نشانی از عناصر سطح دیده می‌شود. مجموع این یافته‌ها نشان می‌دهد، که همبستگی‌های افقی دما در تراز دو متر تنها تا مقیاس حدود ۳۰۰ کیلومتر تحت اثر عناصر شکل‌دهنده سطح زمین از نوع دریا، خشکی و کوهساری قرار دهند. در عین حال، این اثرپذیری از عناصر سطح باعث می‌شود، که میزان تغییرپذیری ساختار شبکه دمای تراز دومتر به مراتب کمتر از دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال باشد.



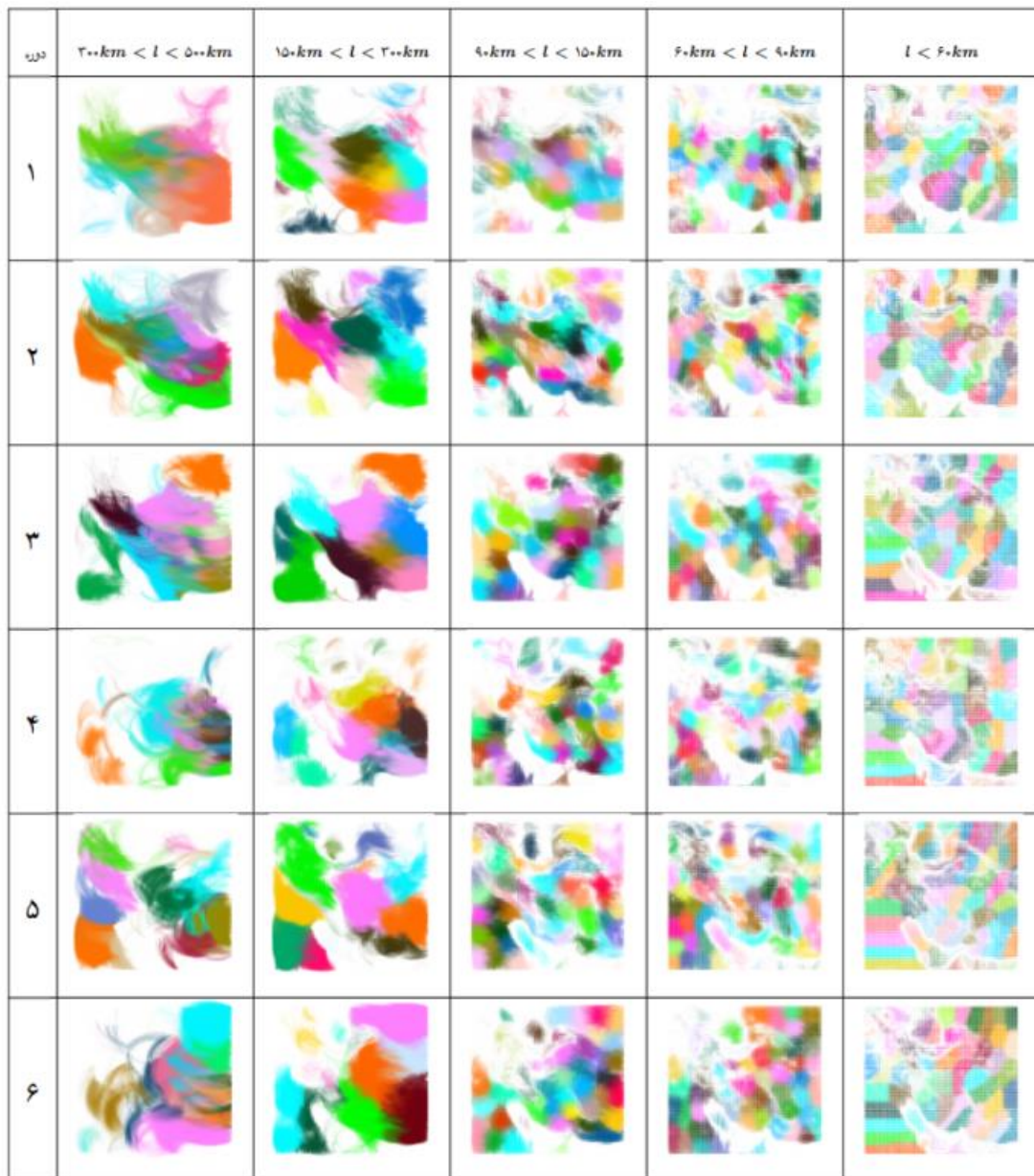
شکل ۱. شبکه دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال داده‌های بازتحلیل ERA5. همایه‌ها برای جداسازی از یکدیگر، با رنگ مشخص شده‌اند. رنگ‌های متفاوت صرفاً به معنای همایه‌های متفاوت می‌باشد. در جدول (۱) مشخصات و موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه در منطقه ارایه گردیده است.



شکل ۲. شبکه دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال داده‌های بازتحلیل GFS



شکل ۳. شبکه دمای تراز دومتر حاصل از ERA5



شکل ۴. شبکه دمای تراز دو متر حاصل از GFS

روی نقاط نمودار حاصل شده و از آنجا که روند آن در همه موارد کاهشی است، مقادیر آن نیز منفی هستند.

نمودارهای f-score بر حسب  $l$  برای تمام شبکه-های ساخته شده ترسیم شده است (شکل ۵). مقادیر ۱ تا ۵ در محور افقی نمودارها متناظر با مقادیر مختلف  $l$  است که در بخش ۲-۳ بیان شد.

در جدول ۱، شیب تغییر f-score با  $l$  برای تمام نمودارهای بالا ارائه شده است. این شیب از برآزش خط

جدول ۱. شیب تغییر f-score با  $l$  برای تمام نمودارهای

شکل ۳.

دوره	تراز دومتر	تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال
۱	-۰/۱۱۳	-۰/۰۹۴
۲	-۰/۱۳۷	-۰/۰۳۱
۳	-۰/۱۱۳	-۰/۰۲
۴	-۰/۱۴۹	-۰/۱۳۲
۵	-۰/۱۱۱	-۰/۰۵
۶	-۰/۱۰۲	-۰/۱۲۴

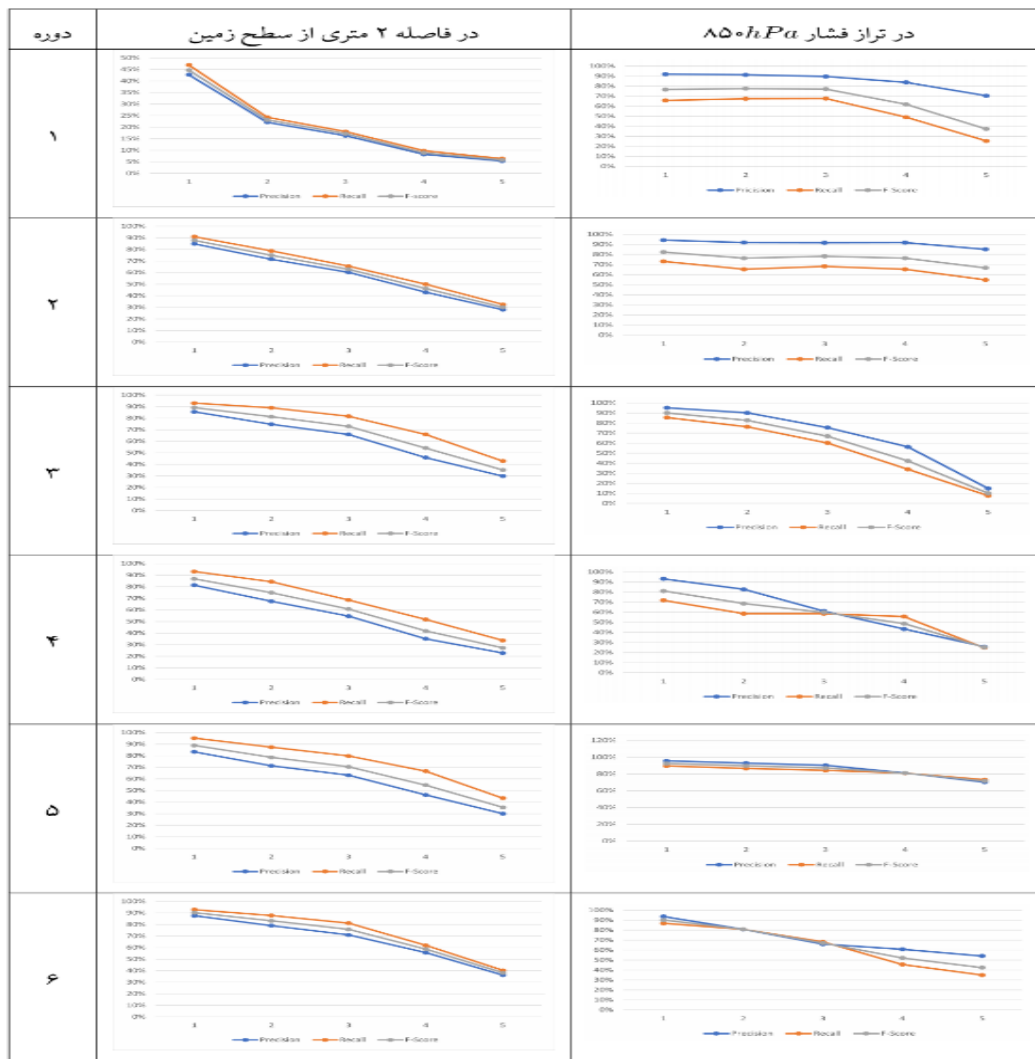
جدول ۱ نشان می‌دهد که در هر ۶ دوره، شیب f-score برای دمای تراز دومتر، تقریباً برابر است، در حالی که در تراز فشاری ۸۵۰ هکتوپاسکال اختلاف قابل-توجهی در این مقادیر وجود دارد. در ادامه، برای بررسی بیشتر میانگین RMSE دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال و بارش در شش دوره در جدول ۲ ارائه شده است. در ادامه در جدول ۲ میانگین RMSE دما و بارش برای تمام دوره‌ها ارائه شده است.

با توجه به جدول ۲، مقادیر میانگین RMSE برای دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال نزدیک به هم هستند، اما در مقادیر مربوط به بارش اختلاف قابل ملاحظه‌ای دیده می‌شود. با تقسیم دوره‌ها بر اساس اندازه RMSE بارش به دو دسته کوچک‌تر و بزرگ‌تر از ۱/۵، دوره‌های ۱، ۲ و ۵ در گروه اول و دوره‌های ۳، ۴ و ۶ در گروه دوم جای می‌گیرند. با تقسیم دوره‌ها بر اساس شیب f-score

برای دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال نیز نتیجه‌ای مشابه حاصل می‌شود. در حالی که مقدار همبستگی شیب f-score دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال با خطای بارش برحسب همبستگی ۰,۵ است، مقدار همبستگی RMSE دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال با RMSE بارش فقط ۰,۰۶ است. بدین ترتیب، برخلاف بی‌ارتباطی خطای این دو کمیت برحسب RMSE، در خطای ساختاری به دست آمده برای دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال رابطه مشخصی با خطای بارش دیده می‌شود. این امر را می‌توان به توانایی ساختار شبکه دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال در آشکارسازی سامانه‌های مقیاس میانی و به‌ویژه میانی آلفا طبق آنچه در بررسی شکل‌های ۱ و ۲ ارائه شد، نسبت داد. این ارتباط با توجه به نقش مهم سامانه‌های مقیاس میانی در تعیین توزیع مکانی بارش قوی‌تر می‌شود.

جدول ۱. میانگین RMSE دما و بارش در شش دوره

دوره	دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال	بارش
۱	۱/۱	۰/۸۱
۲	۱/۲۷	۰/۶۶
۳	۱/۳	۱/۵۶
۴	۱/۲۸	۲/۴۴
۵	۱/۲۲	۱/۲۹
۶	۱/۱۷	۳/۰۳



شکل ۵. تغییرات f-score با  $l$  برای تمام شبکه‌های ساخته شده. در محور افقی، اعداد، بازه در نظر گرفته شده برای  $l$  را مشخص می‌کنند: ۱. کمتر از ۶۰ کیلومتر، ۲. بین ۶۰ تا ۹۰ کیلومتر، ۳. بین ۹۰ تا ۱۵۰ کیلومتر، ۴. بین ۱۵۰ تا ۳۰۰ کیلومتر و ۵. بین ۳۰۰ تا ۵۰۰ کیلومتر

شدند. نتایج نشان داد، که مدل در پیش‌بینی همبستگی نقاط نزدیک، عملکرد بهتری داشته و با افزایش فاصله نقاط، دقت آن کاهش می‌یابد، طوری که، در اجراهای مختلف، شیب کاهش دقت متفاوت است. بر این اساس، پیش‌بینی دقیق‌تر، شیب کمتری دارد. به علاوه، خطای ساختاری مشاهده شده در دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال نشان‌دهنده خطای بارش نیز می‌باشد. از آنجا که، دمای تراز ۸۵۰ هکتوپاسکال پیش‌بینی‌پذیری بالاتری نسبت به بارش دارد، رابطه یافته شده در این پژوهش می‌تواند در پیش‌بینی خطای بارش به کار گرفته شود. برای این کار

### جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، سنجه‌ای جدید با تعیین شیب f-score نسبت به مقیاس طول افقی برای ارزیابی کل‌نگرانه پیش‌بینی مدل ارائه و نشان داده شد که استفاده از شبکه‌های ساخته شده با دمای تراز دومتر و دمای ۸۵۰ هکتوپاسکال حاصل از مدل GFS و داده‌های بازتحلیل ERA5، می‌تواند خطای ساختاری پیش‌بینی را نمایش دهد. شبکه‌ها بر اساس محاسبه همبستگی میان سری‌های زمانی دمای هر دو نقطه و اتصال نقاط همبسته ساخته و شبکه‌های متناظر بر اساس معیار f-score مقایسه

لازم است، نتایج به دست آمده در پژوهش حاضر با مطالعات جامع برای دوره‌های بلندتر با کاربرد مجموعه وسیع‌تری از فرایاب‌ها و سنج‌ها به منظور قطعیت بخشیدن به ارتباط‌های احتمالی با سامانه‌های دینامیکی در مقیاس‌های مختلف تکمیل شود.

سپاس‌گزاری و دسترسی به کدهای محاسباتی از سرکار خانم کیانا عزیزی‌پور بابت بررسی دقیق متن پیش‌نویس مقاله و ارائه پیشنهادات، صمیمانه سپاسگزاریم. برای رسم شکل‌ها و برخی محاسبات از نرم‌افزار Gephi 0.10.1 202301172018 استفاده شده است که بدین وسیله از تولیدکنندگان این نرم‌افزار برای دسترسی عمومی آن سپاسگزاریم. سایر محاسبات با زبان برنامه‌نویسی پایتون انجام شده است. دسترسی به کدها از طریق نشانی <https://github.com/Kavousi-ar/ForecastNetEval> فراهم است.

### منابع

- کاوسی، ع. (۱۴۰۳). کاربرد شبکه‌های پیچیده در درستی‌سنجی پیش‌بینی وضع هوا با داده‌های مدل GFS. پایان‌نامه کارشناسی ارشد هواشناسی، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، ۶۱.
- Bannister, R. N. (2008). A review of forecast error covariance statistics in atmospheric variational data assimilation. I: Characteristics and measurements of forecast error covariances, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society.*, 134, 1951-1970.
- Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 10, P10008.
- Boccaletti, S., Latora, V., Moreno, Y., Chavez, M., & Hwang, D. (2006). Complex networks: Structure and dynamics, *Physics Reports*, 424(4-5), 175-308.
- Brunkard, J., Namulanda, G., & Ratard, R. (2008). Hurricane Katrina deaths, Louisiana, 2005, *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, 2(4), 215-223.
- Hersbach, H., & National Center for Atmospheric Research Staff (Eds.). (2024). *The Climate Data Guide: ERA5 atmospheric reanalysis*. Retrieved from <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/era5-atmospheric-reanalysis>.
- Hoffman, R. R., LaDue, D. S., Mogil, H. M., Roebber, P. J. & Trafton, J. G. (2023). *Minding the weather: How expert forecasters think*, The MIT Press, 488 pp.
- Hostache, R., Matgen, P., Montanari, A., Montanari, M., Hoffmann, L., & Pfister, L. (2011). Propagation of uncertainties in coupled hydro-meteorological forecasting systems: A stochastic approach for the assessment of the total predictive uncertainty, *Atmospheric Research*, 100(2-3), 263-274.
- Jolliffe, I. T., & Stephenson, D. B. (2011). *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*. 2nd Ed., Wiley-Blackwell, 274 pp.
- Nowack, P., Runge, J., Eyring, V., & Haigh, J. D. (2020). Causal networks for climate model evaluation and constrained projections. *Nature communications*, 11(1), 1415.
- Owens, R. G., & Hewson, T. D. (2018). *ECMWF Forecast User Guide*. Reading: ECMWF. doi: 10.21957/m1cs7h <https://confluence.ecmwf.int/display/FUG/Section+12.B+Statistical+Concepts+-+Probabilistic+Data>
- Peings, Y., Cattiaux, J., & Douville, H. (2013). Evaluation and response of winter cold spells over Western Europe in CMIP5 models. *Climate Dynamics*, 41, 3025-3037.
- Risbey, J. S., Squire, D. T., Black, A. S., DelSole, T., Lepore, C., Matear, R. J., Monselesan, D. P., Moore, T. S., Richardson, D., Schepen, A., & Tippett, M. K. (2021). Standard assessments of climate forecast skill can be misleading, *Nature Communications*, 12(1), 4346.
- Sing, T., Sander, O., Beerenwinkel, N., & Lengauer, T. (2009). ROCr: Visualizing the performance of scoring classifiers. R package version 1.0-3 (<http://CRAN.Rproject.org/package=ROCR>).
- Wade, S., Sanderson, M., Golding, N., Lowe, J., Betts, R., Reynard, N., Kay, A., Stewart, L., & Prudhomme, C. (2015). Developing H++ climate change scenarios for heat waves, droughts, floods, windstorms and cold snaps, *Meteorological Office, University of Reading and Centre for Ecology and Hydrology*. <https://nora.nerc.ac.uk/id/eprint/512103/1/N512103CR.pdf>
- Wang, C., & Wang, Z. (2020). A network-based toolkit for evaluation and intercomparison of weather prediction and climate modeling, *Journal of Environmental Management*, 268, 110709.

# Application of complex networks for verification of the Global Forecast System (GFS) outputs

Kavousi, A.<sup>1</sup>, Mohebalhojeh, A.R.<sup>2\*</sup>, Ghader, S.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> M.Sc. Graduate of Meteorology, Department of Space Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran

<sup>2</sup> Professor, Department of Space Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran

\*Corresponding Author Email: [amoheb@ut.ac.ir](mailto:amoheb@ut.ac.ir)

Received: 11 March 2025, Accepted: 29 May 2025

## ABSTRACT

The complex dynamics of the Earth-atmosphere system across various spatial and temporal scales present significant challenges for weather prediction models. These models typically utilize discretized governing equations on grid points, incorporating physical schemes for scales smaller than the grid size to forecast future states. However, conventional error assessment metrics are inadequate for evaluating these models' performance. This research aims to contribute to the ongoing efforts to refine weather forecasting methodologies by integrating complex network analysis into error evaluation practices. This study introduces a novel metric based on networks constructed from reference temperature data (ERA5) and forecast data (GFS), focusing on a five-day temperature prediction at 2-meter level and at the 850 hPa pressure level. By calculating the time series correlation of temperature across grid points, networks are created based on correlation matrices and distance constraints. The proposed methodology employs Pearson correlation to evaluate the predictive accuracy of weather models. It establishes a threshold correlation of 0.96 for connecting grid points, while also considering points distances to limit connections. The resulting networks from observed and predicted data are compared using f-score metrics. The findings indicate that the model performs better in predicting correlations among closely located points, with accuracy diminishing as distance increases. However, the rate of accuracy decline varies across different model runs, suggesting that more reliable predictions exhibit a slower decrease in accuracy with increasing distance. Further, it is found that the structural error of the 850 hPa pressure level temperature indicates also the error on precipitation.

**Keywords:** Verification, error measure, ERA5, GFS, complex networks

## HOW TO CITE THIS ARTICLE

Kavousi, A., Mohebalhojeh, A.R., Ghader, S. (2025). Application of complex networks for verification of the Global Forecast System (GFS) outputs. *Journal of Meteorology and Atmospheric Science.*, 7(1): 86-98. Doi: 10.22034/jmas.2025.511923.1240

## COPYRIGHTS

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to the JMAS Journal. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

