DOR: https://csj.isi.org.ir/article_256404.html

DOI: https://doi.org/10.22034/csj.2026.566062.1144

پاییز ۱۴۰۵، دوره ۱۱، شماره ۳، پیاپی ۴۲

دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۹/۰۳

پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۶/۱۷

نوع مقاله: پژوهشی

پیش‌بینی موقعیت‌های آتی هواپیما با استفاده از شبکه عصبی حافظه کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه، مبدّل، هم‌آمیخت گرافی و شبکه عصبی بیزی

علیرضا خدادوست

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار کامپیوتر، دانشگاه علم و فرهنگ، تهران، ایران

پست الکترونیکی: alirezakt@gmail.com

آزاده طباطبائی*

استادیار دانشکده هوش مصنوعی وکامپیوتر، دانشگاه علم و فرهنگ، تهران، ایران

پست الکترونیکی: a.tabatabaei@usc.ac.ir

چکیده

مدیریت ترافیک هوایی برای افزایش ایمنی و بهره‌وری عملیات پـــروازی، به پیش‌بینی دقیـــق و قابل اعتماد مسیر آتی هواپیماها وابسته اســـت. پیش‌بینی مسیر چهاربعدی، به‌عنوان یـــکی از قابلیت‌های کلیدی ســـامانه‌های ناوبری نسل آینده، مســـتلزم مدل‌ســـازی هم‌زمان وابستگی‌های زمانی، تعـــاملات مکانی میان هواپیماها و عدم‌قطعیت ذاتی حرکت آنها اســـت. با وجود پیشـــرفت‌های اخیر، بیشـــتر روش‌هـــای موجود تنها بخشی از این الزامات را پوشـــش می‌دهند؛ ازاین‌رو، توســـعه روشی که بتواند این سه عامل را به‌صورت یکپارچه مدل‌ســـازی کند، همچنان یک چالش پژوهشی محســـوب می‌شود. در این پژوهش، یک معماری یکپارچـــه بـــرای پیش‌بینی مسیر ارائه شـــده اســـت که از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه همراه با سازوکار توجه، شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل و یک رمزگشای بیزی بهره می‌گیرد. شبکه حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوســـویه و ســـازوکار توجه به‌منظور اســـتخراج وابستگی‌های زمانی، شبکه هم‌آمیخت گرافی برای درک تعاملات مکانی و رمزگشای بیزی برای برآورد عدم‌قطعیت به‌کار گرفته شـــده‌اند. برای آموزش و ارزیابی، از داده‌های واقعی پرواز در مجموعه‌داده‌ی تارتان اوییشـــن استفاده می‌شـــود. نتایج تجربی حاکی از برتری عملکرد معماری پیشنهادی در مقایسه با روش پایه است؛ به‌گونـــه‌ای که خطای میانگین مسیر از ۰/۳۰۶۹ به ۰/۲۸۳۷ و خطـــای نهایی مسیر از ۰/۵۲۱۸ به ۰/٤۹۲۷ رسیده‌اند که به‌ترتیب نشـــان‌دهنده ۷ و ٤ درصد بهبود است. همچنین، رمزگشـــای بیزی با ارائه بـــرآوردی از میزان عدم‌قطعیت، اطلاعاتی درباره میـــزان اطمینـــانِ پیش‌بینی‌ها در اختیار ســـامانه‌های تصمیم‌یار قرار می‌دهـــد. یافته‌های پژوهش نشـــان می‌شـــود، معماری پیشـــنهادی قابلیت کاربرد در پشـــتیبانی از تصمیم‌گیری در محیط‌های عملیاتی مدیریت ترافیک هوایی را داراست.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی مسیر چهاربعدی هواپیما، شبکه حافظـــهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوســـویه، شـــبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل، شبکه‌های عصبی بیزی، برآورد عدم قطعیت

* نویسندهٔ مسئول

۱-مقدمه

مدیریت ایمن و کارآمد ترافیک هوایی[1]، مستلزم آگاهی دقیق از وضعیت کنونی و پیش‌بینی قابل‌اعتماد وضعیت آینده هواپیماها است. در سال‌های اخیر، رشد مستمر تقاضای حمل‌ونقل هوایی، افزایش تراکم پروازها و حرکت صنعت هوانوردی به سوی مفاهیمی مانند عملیات مبتنی بر مسیر پروازی[2] و مدیریت هوشمند ترافیک هوایی، اهمیت پیش‌بینی دقیق مسیر چهاربعدی هواپیماها را بیش از پیش آشکار ساخته است. پیش‌بینی مسیر چهاربعدی، که موقعیت افقی، عمودی، ارتفاع و زمان را به‌صورت هم‌زمان در بر می‌گیرد، یکی از قابلیت‌های کلیدی سامانه‌های ناوبری نسل آینده به شمار می‌رود و در کاربردهایی مانند تشخیص و پیشگیری از تعارض، مدیریت جریان ترافیک هوایی، تخصیص بهینه ظرفیت فضای پروازی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری کنترل‌کننده‌های ترافیک هوایی نقش اساسی ایفا می‌کند. ازاین‌رو، توسعه روش‌هایی که بتوانند مسیر آینده هواپیماها را با دقت و قابلیت اطمینان بیشتری پیش‌بینی کنند، به یکی از موضوعات مهم پژوهشی در حوزه هوانوردی و هوش مصنوعی تبدیل شده است.

روندهای جهانی صنعت هوانوردی و گزارش‌های مراجع بین‌المللی نظیر سازمان هوانوردی غیرنظامی بین‌المللی[3] نشان می‌دهد که حجم حمل‌ونقل هوایی در دهه‌های آینده در سطح جهانی با رشد فزاینده‌ای روبه‌رو خواهد شد. این افزایش سراسری ترافیک، علاوه‌بر بالا بردن تعداد هواپیماهای هم‌زمان در فضای پروازی، موجب تشدید تعاملات میان پروازها، کاهش حاشیه زمانی برای تصمیم‌گیری و پیچیده‌تر شدن مدیریت جریان ترافیک هوایی می‌شود. در چنین شرایطی، اتکا به سامانه‌های هوشمند پشتیبان تصمیم که بتوانند مسیر چهاربعدی آتی هواپیماها را با دقت بالا و همراه با برآورد میزان اطمینان پیش‌بینی کنند، بیش از گذشته ضرورت می‌یابد. ازاین‌رو، توسعه روش‌های پیشرفته پیش‌بینی مسیر نه صرفاً یک موضوع پژوهشی، بلکه پاسخی کلیدی به نیازهای عملیاتی سامانه‌های مدیریت ترافیک هوایی نسل آینده در مقیاس جهانی محسوب می‌شود.

با وجود دسترسی گسترده به داده‌های نظارتی نظیر سیستم پایش وابسته خودکار پخش‌شونده[4] و پیشرفت روش‌های تحلیل داده، پیش‌بینی دقیق مسیر آتی هواپیما همچنان یک مسئله چالش‌برانگیز محسوب می‌شود. دلیل این امر آن است که حرکت هواپیما تحت تأثیر مجموعه‌ای از عوامل درهم‌تنیده‌ی وابسته به زمان و مکان، از جمله وضعیت پیشین پرواز، تعامل با سایر هواپیماها، محدودیت‌های فضای پروازی، شرایط جوی و تصمیم‌های کنترلی قرار دارد. این عوامل سبب می‌شوند که مسیر پرواز دارای وابستگی‌های زمانی بلندمدت، تعاملات مکانی میان هواپیماها و عدم‌قطعیت ذاتی باشد؛ ویژگی‌هایی که مدل‌سازی هم‌زمان آنها با یک معماری واحد، همچنان از چالش‌های اصلی در پیش‌بینی مسیر به‌شمار می‌رود. از این‌رو، دستیابی به راه‌کاری که بتواند این سه جنبه را به‌صورت یکپارچه در فرایند پیش‌بینی لحاظ کند، یکی از موضوعات مورد توجه پژوهش‌های اخیر در حوزه مدیریت ترافیک هوایی است.

در سال‌های اخیر، روش‌های متنوعی مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی مسیر هواپیما ارائه شده‌اند که هر یک بخشی از چالش‌های این مسئله را برطرف کرده‌اند [۱, ۲, ۵]. بااین‌حال، بررسی پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد که اغلب این روش‌ها تنها بر یکی یا دو جنبه از مسئله تمرکز داشته‌اند. برای نمونه، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های بازگشتی و مبدّل در استخراج وابستگی‌های زمانی عملکرد مناسبی دارند [۶]، اما قادر به مدل‌سازی کامل تعاملات مکانی میان هواپیماها نیستند [۴]. در مقابل، روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی گراف روابط مکانی را به‌خوبی استخراج می‌کنند، اما معمولاً برآوردی از میزان عدم‌قطعیت پیش‌بینی ارائه نمی‌دهند. در نتیجه، هنوز روشی که بتواند وابستگی‌های زمانی، تعاملات مکانی و عدم‌قطعیت پیش‌بینی را به‌صورت هم‌زمان و در قالب یک ساختار منسجم مدل‌سازی کند،

1-Air Traffic Management (ATM)
2-Trajectory-Based Operations (TBO)
3-International Civil Aviation Organization (ICAO)
4-Automatic Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B)

به‌طور کامل توسعه نیافته است. بر این اساس، نوآوری این پژوهش در معرفی یک الگوریتم جدید نیست، بلکه در طراحی یک معماری یکپارچه و مسئله‌محور نهفته است که در آن، هر یک از مؤلفه‌های معماری برای رفع یکی از محدودیت‌های اصلی روش‌های موجود انتخاب شده‌اند. در آن، شبکه حافظه بلندکوتاه‌مدت دوسویه همراه با سازوکار توجه برای استخراج وابستگی‌های زمانی، شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل[۵] برای مدل‌سازی تعاملات مکانی و رمزگشای بیزی[۶] برای برآورد عدم‌قطعیت پیش‌بینی به‌کار گرفته شده‌اند تا به‌صورت مکمل، تصویری جامع‌تر از رفتار آینده هواپیما ارائه دهند.

بر پایه این رویکرد، دستاوردهای اصلی این پژوهش را می‌توان در سه محور خلاصه کرد. نخست، ارائه یک چارچوب یکپارچه برای پیش‌بینی مسیر آتی هواپیما که وابستگی‌های زمانی، تعاملات مکانی و عدم‌قطعیت پیش‌بینی را به‌صورت هم‌زمان مدل‌سازی می‌کند. دوم، توسعه یک معماری ترکیبی متشکل از شبکه حافظه بلندکوتاه‌مدت دوسویه همراه با سازوکار توجه، شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل و رمزگشای بیزی که هر یک برای رفع یکی از محدودیت‌های شناسایی‌شده در پژوهش‌های پیشین به‌کار گرفته شده‌اند. سوم، ارزیابی تجربی معماری پیشنهادی با استفاده از مجموعه‌داده تارتان اوییشن[۷] و مقایسه آن با روش مرجع بی-استار[۸] که نتایج آن نشان می‌دهد روش پیشنهادی، خطای پیش‌بینی را بر اساس معیارهای خطای میانگین مسیر[۹] و خطای نهایی مسیر[۱۰] به‌ترتیب ۷ و ٤ درصد کاهش می‌دهد و علاوه‌بر آن، امکان برآورد عدم‌قطعیت پیش‌بینی را نیز فراهم می‌کند. این یافته‌ها بیانگر آن است که معماری پیشنهادی می‌تواند قابلیت توسعه برای پژوهش‌های آینده در زمینه سامانه‌های هوشمند مدیریت ترافیک هوایی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری در محیط‌های عملیاتی باشد.

۲- مرور مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی مسیر پروازی

با گسترش سامانه‌های نظارتی و افزایش حجم داده‌های پروازی، استفاده از روش‌های یادگیری عمیق به یکی از مهمترین رویکردهای پیش‌بینی مسیر هواپیما تبدیل شده است. در ابتدا، روش‌های کلاسیک مانند فیلتر کالمن، مدل‌های مارکوف و مدل‌های آماری سری زمانی به‌دلیل سادگی و سرعت محاسباتی مورد استفاده قرار می‌گرفتند، اما این روش‌ها در مدل‌سازی رفتار غیرخطی هواپیما و همچنین تعاملات متغیر میان هواپیماهای مجاور، به ویژه در محیط‌های پرتراکم مدیریت ترافیک هوایی، با محدودیت مواجه هستند. همچنین، روش‌های متعارف یادگیری ماشین نظیر ماشین بردار پشتیبان[۱۱] و رگرسیون بردار پشتیبان[۱۲]، گرچه در مواجهه با نگاشت‌های خطی عملکرد مناسبی دارند، اما در مواجهه با داده‌های پویا و با ابعاد بالای پرواز دچار افت شدید دقت می‌شوند. پژوهش‌های تجربی اخیر نشان می‌دهند که با افزایش افق پیش‌بینی، خطای میانگین مسیر در روش‌های مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون بردار پشتیبان بین ۳۵ تا ۵۰ درصد بیشتر از شبکه‌های عصبی عمیق گزارش شده است [۳]. علاوه بر این، با افزایش حجم داده‌های سری زمانی و ابعاد تعاملات مکانی، زمان محاسباتی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به دلیل پیچیدگی $O(N^2)$ به‌صورت مکعبی رشد کرده و افت عملکردی حدود ٤۰ درصدی در پردازش بیدرنگ نشان می‌دهد. به همین دلیل، شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌ویژه شبکه حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالی[۱۳] به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های زمانی بلندمدت، به‌عنوان جایگزینی مؤثر مطرح شدند و عملکرد بهتری در پیش‌بینی موقعیت آتی هواپیما از خود نشان دادند[۱, ۲, ۳, ٤, ٥]. در ادامه، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه[۱٤] و سازوکار توجه[۱٥] با هدف استخراج غنی‌تر ویژگی‌های زمانی و تمرکز بر مهم‌ترین بخش‌های توالی پروازی، دقت پیش‌بینی را بیش

5-Transformer Graph Convolution (TGConv)
6-Bayesian Decoder
7-Tartan Aviation
8-B-STAR
9-Average Displacement Error (ADE)
10-Final Displacement Error (FDE)

11-Support Vector Machine (SVM)
12-Support Vector Regression (SVR)
13-LSTM
14-Bi-LSTM
15-Attention

جدول ۱. مقایسه تحلیلی رویکردهای مختلف پیش‌بینی مسیر هواپیما

روش	مدل‌سازی وابستگی زمانی	مدل‌سازی تعاملات مکانی	برآورد عدم قطعیت	کارایی محاسباتی	محدودیت اصلی
روش‌های آماری و کلاسیک (Kalman،HMM و ...)	پوشش محدود	عدم پوشش	عدم پوشش	بالا	ناتوانی در مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی و پیچیده
مدل‌های مبتنی بر LSTM/ BiLSTM	پوشش مناسب	عدم پوشش	عدم پوشش	متوسط	مدل‌سازی مستقل هر هواپیما و نادیده گرفتن تعاملات
مدل‌های مبتنی بر مبدّل	پوشش قوی	عدم پوشش	عدم پوشش	متوسط تا پایین	عدم استفاده از روابط مکانی میان هواپیماها
شبکه‌های عصبی گراف (GCN, GAT, GConv)	پوشش مناسب	پوشش مناسب	عدم پوشش	متوسط	تمرکز بر تعاملات مکانی و فقدان برآورد عدم قطعیت
مدل‌های بیزی (Bayesian Networks)	پوشش مناسب	عدم پوشش	پوشش مناسب	پایین	مدل‌سازی محدود تعاملات میان هواپیماها

از پیش افزایش داد. همچنین، معماری‌های مبتنی بر مبدّل[16] با بهره‌گیری از سازوکار خودتوجهی، توانایی مدل‌سازی وابستگی‌های بلندبرد را بهبود بخشیدند و به نتایج قابل‌توجهی دست یافتند [۶, ۷]. با وجود این پیشرفت‌ها، اغلب این روش‌ها هر مسیر پروازی را به‌صورت مستقل از سایر هواپیماها مدل می‌کنند و اثر متقابل هواپیماهای مجاور بر تغییرات مسیر را در نظر نمی‌گیرند؛ در حالی که در محیط واقعی مدیریت ترافیک هوایی، رفتار هر هواپیما به‌شدت تحت تأثیر وضعیت سایر پروازهای اطراف قرار دارد. از این‌رو، صرفاً مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی برای دستیابی به پیش‌بینی دقیق مسیر کافی نیست و لازم است تعاملات مکانی میان هواپیماها نیز در فرایند یادگیری لحاظ شود.

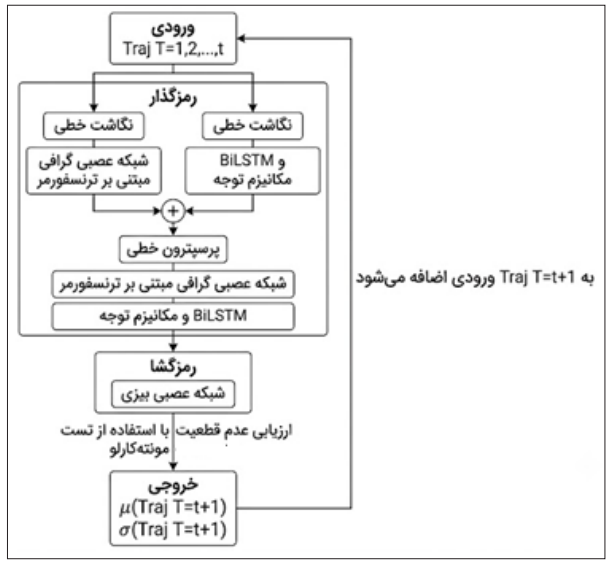
با آشکار شدن محدودیت مدل‌های مبتنی بر توالی در نمایش تعامل میان هواپیماها، پژوهشگران به سمت استفاده از شبکه‌های عصبی گراف حرکت کرده‌اند. در این رویکرد، هر هواپیما به‌عنوان یک گره و ارتباط آن با سایر هواپیماها به‌صورت یال‌های گراف مدل می‌شود، ازاین‌رو، روش قادر است علاوه‌بر ویژگی‌های زمانی هر پرواز، تأثیر متقابل هواپیماهای مجاور را نیز در فرایند پیش‌بینی لحاظ کند. توسعه معماری‌هایی نظیر شبکه گرافی مبتنی بر توجه[17] و شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل موجب بهبود یادگیری روابط مکانی و تعاملات پیچیده میان هواپیماها شده و دقت پیش‌بینی را در محیط‌های پرترافیک افزایش داده است [۸, ۹, ۱۰, ۱۱, ۱۲]. با این وجود، اغلب این مدل‌ها تنها بر بهبود دقت پیش‌بینی تمرکز داشته و خروجی آنها به‌صورت یک مقدار قطعی ارائه می‌شود؛ در حالی که در سامانه‌های مدیریت ترافیک هوایی، آگاهی از میزان اطمینان به پیش‌بینی به اندازه خود پیش‌بینی اهمیت دارد. به همین دلیل، در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی بیزی به‌منظور برآورد عدم قطعیت پیش‌بینی مورد توجه قرار گرفته است [۸, ۱۳, ۱۴]. با این حال، بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که بیشتر پژوهش‌ها یا بر مدل‌سازی تعاملات مکانی متمرکز بوده‌اند یا بر برآورد عدم قطعیت، و تعداد اندکی از آنها این دو قابلیت را به‌صورت یکپارچه در کنار یادگیری وابستگی‌های زمانی در یک ساختار واحد ترکیب کرده‌اند.

همان‌گونه که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، رویکردهای پیشین عمدتاً به صورت مجزا به ابعاد مسئله پرداخته‌اند؛ برای مثال، مدل‌های یادگیری عمیق بر استخراج وابستگی‌های زمانی، شبکه‌های گراف بر مدل‌سازی تعاملات مکانی، و رویکردهای بیزی بر برآورد عدم‌قطعیت متمرکز بوده‌اند. فقدان یکپارچگی متوازن میان این ابعاد، ارائه خروجی‌های قطعی (بدون برآورد ریسک)، و پیچیدگی محاسباتی بالا، کاربرد این مدل‌ها را در سامانه‌های مدیریت ترافیک هوایی محدود کرده است.

۳- پیش‌بینی مسیر هواپیما و محاسبه عدم قطعیت

در معماری پیشنهادی برای پیش‌بینی مسیر و برآورد کمی عدم‌قطعیت (جهت ارتقای ایمنی در برابر نوفهٔ داده‌ها و

16-Transformer
17-Graph Attention Network (GAT)



شکل ۱. معماری شبکه پیش‌بینی موقعیت هواپیماها

مجاورت پروازها)، از یک مدل ترکیبی رمزگذار–رمزگشا[18] بهره گرفته شده است (شکل ۱). در این ساختار، تعاملات ترافیکی به‌صورت یک گراف پویا (گره: هواپیما، یال: مجاورت مکانی) مدل‌سازی می‌شوند.

رمزگذار: این بخش شامل دو ماژول مستقل است:

۱. ماژول مکانی: با استفاده از شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل، تعاملات ترافیکی میان هواپیماها را استخراج می‌کند.

۲. ماژول زمانی: با ترکیب شبکه عصبی عمیق مکرر با حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه و سازوکار توجه، وابستگی‌های زمانی مسیر هر هواپیما را با تمرکز بر بخش‌های بحرانی توالی ورودی مدل‌سازی می‌کند.

رمزگشا: بردارهای ویژگیِ به‌روزرسانی‌شده را دریافت کرده و با عبور از یک لایه کاملاً متصل بیزی، علاوه‌بر پیش‌بینی مسیر آتی، توزیع احتمالاتی و عدم‌قطعیت آن را با نمونه‌گیری از توزیع پسین ارائه می‌دهد. برای ارتقای دقت در افق‌های زمانی بلندمدت، خروجی پیش‌بینی‌شده در هر گام زمانی با مشاهدات پیشین ترکیب شده و به‌عنوان ورودی گام بعد (به‌صورت خودهمبسته) استفاده می‌گردد

۳-۱- مدل‌سازی تعاملات مکانی

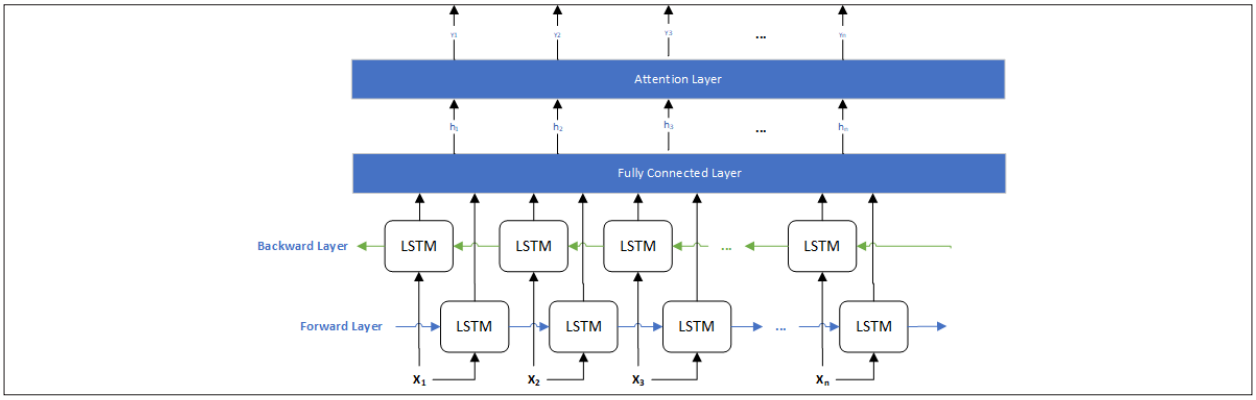
از آنجا که موقعیت آتی هواپیما به‌شدت متأثر از رفتار ترافیکی پیچیده و پویای پروازهای مجاور است، در این پژوهش برای درک دقیق این تعاملات مکانی از شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل معرفی شده توسط یو و همکارانش [۱۰] بهره گرفته شده است. این ماژول با تلفیق کارآمد معماری مبدّل و هم‌آمیختی گرافی، ابتدا فضای تعاملی را به‌صورت یک گراف پویا مدل‌سازی می‌کند که در آن گره‌ها نمایانگر هواپیماها و یال‌ها نشان‌دهنده مجاورت مکانی آنها هستند. سپس، برخلاف شبکه‌های هم‌آمیختی سنتی با فیلترهای ثابت، با محاسبه بردارهای پرسش، کلید و مقدار برای هر گره و به‌کارگیری سازوکار توجه، میزان اهمیت ترافیکی هر همسایه را به‌صورت پویا تعیین می‌کند. در نهایت، پیام‌های دریافتی از گره‌های همسایه بر اساس امتیاز شباهت (خروجی تابع سافت‌مکس[19]) وزن‌دهی و ترکیب می‌شوند تا بردارهای مکانیِ به‌روزرسانی شده‌ای برای تمامی گره‌ها در هر گام زمانی استخراج گردد. این فرایند موجب می‌شود مدل بتواند اثر دقیق ساختار ترافیکی پیرامون را در پیش‌بینی مسیر آتی به‌خوبی لحاظ کند.

۳-۲- مدل‌سازی زمانی

به‌منظور استخراج وابستگی‌های زمانی مسیر پرواز، از یک ساختار ترکیبیِ شامل شبکه عصبی مصنوعی حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه و سازوکار توجه (شکل ۲) بهره گرفته‌ایم. در این معماری، ابتدا توالی موقعیت‌های هر هواپیما به شبکه وارد می‌شود تا وابستگی‌های محلی و زمینه‌ای از هر دو جهتِ توالی استخراج گردند. سپس، خروجی این شبکه پس از فشرده‌سازی و تطبیق ابعاد توسط یک لایه خطی، به یک رمزگذار (مبدّل متشکل از سازوکار توجه چندسری[20] و شبکه‌های پیش‌خور[21] با فعال‌ساز GELU[22]) تغذیه می‌شود. این روش با تمرکز تطبیقی بر روی گام‌های زمانی کلیدی، توانایی مدل را در درک ارتباطات بلندمدت غیرمحلی ارتقا می‌دهد. در نهایت، خروجی مبدّل از طریق یک لایه کاملا متصل به ابعاد اولیه بازمی‌گردد تا یک نمایش زمانی غنی‌شده جهت یکپارچگی

18-Encoder-Decoder

19-SoftMax
20-Multi Head
21-Feedforward
22-Gaussian Error Linear Unit



شکل ۲. ترکیب حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه و سازوکار توجه برای مدل‌سازی زمانی

با ماژول‌های مکانی و رمزگشای بیزی تولید نماید.

۳-۳- مدل‌سازی عدم قطعیت

به‌منظور لحاظ نمودن عدم‌قطعیت‌های ذاتی مسیر پرواز (ناشی از عواملی نظیر شرایط جوی) و ارتقای ایمنی سامانه‌های پیش‌بینی [۱۵]، رمزگشای مدل مبتنی بر لایه‌های بیزی کاملاً متصل طراحی شده است. در این ساختار، وزن‌های شبکه به‌جای مقادیر قطعی، به‌صورت توزیع‌های احتمالاتی مدل شده به روش بیز با استفاده از انتشار معکوس خطا[۲۳] و تکنیک بازپارامتردهی[۲۴] آموزش می‌بینند [۱۶]. این رویکرد، امکان یادگیری پارامترهای میانگین و واریانسِ توزیع وزن‌ها را از طریق الگوریتم استاندارد پس‌انتشار خطا فراهم می‌سازد. در مرحله آزمون نیز، با بهره‌گیری از روش نمونه‌گیری مونت‌کارلو و اجرای مکرر مدل به ازای یک ورودی ثابت، یک توزیع احتمالاتی از مسیرهای خروجی تولید می‌گردد. در نهایت، میانگینِ این خروجی‌ها به‌عنوان مسیر پیش‌بینی‌شده نهایی و انحراف معیار آنها به‌عنوان شاخص کمّی عدم‌قطعیت ارائه می‌شود که پهنای این توزیع، مستقیماً بیانگر درجه اطمینان مدل در پیش‌بینی‌های انجام شده است.

۳-۴- معماری و مراحل اجرا

معماری پیشنهادی بر پایه مدل ترکیبی رمزگذار-رمزگشا طراحی شده است که پس از پردازش سلسله مراتبی ویژگی‌های مکانی و زمانی، مسیر آتی پرواز را با در نظر گرفتن میزان عدم‌قطعیت پیش‌بینی می‌کند. مراحل اجرای این فرایند به شرح زیر است.

گام ۱: آماده‌سازی داده‌ها و جاسازی داده‌های ورودی و مدل‌سازی پویایی پرواز

در نخستین گام از فرایند اجرای مدل، دو نوع داده کلیدی به عنوان ورودی به سامانه پردازشی وارد می‌شوند: نخست، داده‌های مربوط به موقعیت مکانی هواپیماها شامل طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع در طی گام‌های زمانی گذشته، و دوم، ماتریس مجاورت که بازنمایی ساختار تعاملات مکانی میان هواپیماها در هر گام زمانی است. ماتریس مجاورت از طریق ساخت یک گراف همسایگی پویا برای هر گام زمانی t حاصل می‌شود. در این گراف، هر هواپیمای فعال در صحنه به‌عنوان یک v_i از گراف $G_t = (V_t, E_t)$ در نظر گرفته می‌شود، به‌گونه‌ای که مجموعه گره‌ها برابر است با $V_t = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$. سپس برای هر زوج گره (v_i, v_j) چنانچه دو هواپیما در فاصله نزدیک یکدیگر باشند، یک یال بدون جهت بین آن دو گره ایجاد می‌شود. این فرایند برای تمامی جفت‌های ممکن انجام شده و در نهایت منجر به تولید مجموعه یال‌ها E_t می‌گردد. بر مبنای گراف حاصل، ماتریس مجاورت $A_t \in \mathbb{R}^{N \times N}$ ساخته می‌شود که در آن $A_{ij} = 1$ نشان‌دهنده وجود ارتباط مکانی (یال) میان هواپیماهای i و j در گام زمانی t است و مقدار صفر بیانگر عدم وجود ارتباط است. این ماتریس نقش کلیدی در

23-Bayes by Back prop
24-Reparameterization

مدل‌سازی تعاملات مکانی و هم‌پوشانی ترافیکی هواپیماها دارد. همچنین، داده‌های موقعیت مکانی (طول، عرض جغرافیایی و ارتفاع) پیش از ورود به شبکه‌های عصبی، از طریق یک لایه خطی به بردارهای با ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند تا نمایشی فشرده و غنی برای مراحل بعدی فراهم گردد.

گام ۲: پردازش موازی ویژگی‌های مکانی و زمانی

داده‌های جاسازی[۲۵] شده به‌طور هم‌زمان اما کاملاً مستقل، وارد دو ماژول تخصصی می‌شوند. ماژول مکانی با استفاده از شبکه هم‌آمیخت گرافی مبتنی بر مبدّل، گراف همسایگی را تحلیل کرده و تعاملات مکانی و تأثیر ترافیک موضعی هواپیماها را استخراج می‌کند. هم‌زمان، ماژول زمانی با بهره‌گیری از ترکیب شبکه حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه و مبدّل زمانی، وابستگی‌های ترتیبی و روندهای بلندمدت حرکتی هر هواپیما را شناسایی می‌کند.

گام ۳: ترکیب ویژگی‌های مکانی و زمانی

خروجی‌های مجزای مکانی و زمانی حاصل از گام دوم با یکدیگر ادغام شده و وارد یک شبکه ادراکی چندلایه می‌شوند تا نمایشی جامع و غنی‌شده از وضعیت لحظه‌ای هر هواپیما برای ورود به مراحل بعدی فراهم شود.

گام ۴: پردازش متوالی (سری) ویژگی‌های زمانی و مکانی

در این مرحله، به‌منظور درک عمیق‌تر، ماژول‌ها به‌صورت متوالی عمل می‌کنند. ابتدا داده‌های ترکیبی گام قبل وارد مبدّل زمانی دوم می‌شوند تا تمرکز بر وابستگی‌های بلندمدت و انسجام زمانی تقویت شود. سپس، این خروجی مستقیماً به ماژول مکانی دوم ارسال می‌گردد تا تعاملات مکانی بر پایه ویژگی‌های زمانیِ جدید بازنگری شوند. این رویکرد ترتیبی (ابتدا موازی و سپس سری) از تداخل اطلاعات در ابتدای آموزش جلوگیری می‌کند.

25-Embedding

گام ۵: رمزگشایی بیزی و تولید خروجی

ویژگی‌های نهایی استخراج‌شده وارد یک رمزگشای بیزی می‌شوند (آموزش‌دیده با روش بیز با استفاده از انتشار معکوس خطا) در این لایه، وزن‌ها به‌صورت توزیع احتمالاتی مدل می‌شوند. در مرحله آزمون، با استفاده از نمونه‌گیری مونت‌کارلو، مسیرهای احتمالی متعددی تولید می‌شود که میانگین آنها به‌عنوان مسیر نهایی پیش‌بینی‌شده و انحراف معیار آنها به‌عنوان شاخص کمّی عدم‌قطعیت سامانه گزارش می‌گردد.

گام ۶: پیش‌بینی گام‌به‌گام با بازخوردهی

پیش‌بینی‌های تولیدشده برای گام زمانی t+1 به‌عنوان ورودی به مدل بازگردانده می‌شوند تا در پیش‌بینی گام‌های بعدی t+2 و مراحل بعد استفاده گردند. این سازوکار خودهمبسته[۲۶] باعث حفظ ساختار ترتیبی، افزایش پیوستگی، پایداری مسیرها و شبیه‌سازی واقع‌گرایانه‌تر دینامیک پرواز می‌گردد.

۳-۵- بهینه‌سازی اَبَرپارامترهای آموزش با استفاده از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات[۲۷]

در این پژوهش، به‌منظور ارتقای دقت و کارایی معماری ترکیبی پیشنهادی در تحلیل داده‌های توالی‌محور، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای تنظیم اَبَرپارامترهای کلیدی استفاده شده است. انتخاب الگوریتم ازدحام ذرات به دلیل سادگی پیاده‌سازی، همگرایی سریع و توانایی کاوش مؤثر در فضاهای جستجوی غیرخطی و چندبعدی صورت گرفته است. در مقایسه با روش‌های پرهزینه‌ای مانند جستجوی شبکه‌ای[۲۸] و الگوریتم‌های فراابتکاری پیچیده‌تر (نظیر الگوریتم ژنتیک، ازدحام مورچه‌ها و گرگ خاکستری)، این الگوریتم با ایجاد تعادل مناسب میان کاوش[۲۹] و بهره‌برداری[۳۰] و همچنین نیاز کمتر به تنظیمات اولیه، از گیر افتادن در کمینه‌های

26-Autoregressive
27-Particle Swarm Optimization (PSO)
28-Grid Search
29-Exploration
30-Exploitation

محلی جلوگیری کرده و عملکرد سریع‌تری در شبکه‌های عصبی از خود نشان می‌دهد. اَبَرپارامترهایی که به منظور بهینه‌سازی انتخاب شده‌اند عبارتند از:

- تعداد لایه‌های حافظه کوتاه‌مدت پرتکرار دوسویه : نقش تعیین‌کننده‌ای در افزایش عمق مدل و قدرت آن در یادگیری وابستگی‌های زمانی دارد.
- تعداد لایه‌های مبدّل: استخراج روابط و وابستگی‌های بلندمدت را تسهیل می‌کند.
- تعداد سرهای سازوکار توجه: برای بهبود تمرکز مدل بر جنبه‌های کلیدی توالی.
- نرخ یادگیری: یکی از حساس‌ترین پارامترهای بهینه‌سازی است و تأثیر مستقیمی بر سرعت و پایداری همگرایی شبکه دارد.
- نرخ حذف تصادفی[۳۱]: برای کاهش بیش‌برازش.
- پارامتر کاهش وزن[۳۲]: برای اعمال منظم‌سازی[۳۳] و جلوگیری از بزرگ شدن بیش از حد ضرایب.
- حد آستانه برش نورم گرادیان[۳۴]: برای کنترل انفجار گرادیان[۳۵] در طول آموزش.
- پارامتر گاما در زمان‌بند نرخ یادگیری[۳۶]: نرخ کاهش تدریجی نرخ یادگیری را در طول مراحل آموزش تنظیم می‌کند.

در این ساختار، تمام این پارامترها به‌صورت هم‌زمان در فضای جستجوی الگوریتم ازدحام ذرات تعریف شده و هر ذره نمایانگر یک ترکیب ممکن از آنهاست. پیاده‌سازی این الگوریتم برای بهینه‌سازی مطابق مراحل زیر انجام می‌شود:

۱. تعریف فضای جست‌وجو: شامل پارامترهایی مانند نرخ یادگیری، تعداد لایه‌های مخفی، تعداد سرهای سازوکار توجه و سایر پارامترهای معماری
۲. مقداردهی اولیه جمعیت: ذرات به‌صورت تصادفی در فضای پارامترها مقداردهی می‌شوند. هر ذره دارای موقعیت اولیه و سرعت تصادفی است.
۳. تعریف تابع برازش[۳۷]: برای هر ذره، مدل یادگیری ماشین با اَبَرپارامترهای متناظر آموزش داده شده و مقدار خطا (در این تحقیق از میانگین مربعات خطا[۳۸] استفاده شده است) به‌عنوان معیار برازش اندازه‌گیری می‌شود.
٤. به‌روزرسانی موقعیت و سرعت ذرات: موقعیت هر ذره بر اساس بهترین تجربه شخصی ذره و بهترین موقعیت کل جمعیت به‌روزرسانی می‌شود. این فرایند باعث می‌شود که ذرات به سمت نواحی بهتر از لحاظ عملکرد مدل حرکت کنند.
۵. تکرار فرایند: مراحل بالا تا رسیدن به معیار توقف (تعداد تکرار مشخص یا عدم بهبود در میزان خطا) ادامه پیدا می‌کند.

استخراج پارامترهای بهینه: در پایان، موقعیت بهترین ذره به‌عنوان ترکیب بهینه پارامترهای مدل انتخاب می‌شود

۴- تجزیه و تحلیل داده‌ها و ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش، روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های واقعی ارزیابی شده و نتایج حاصل از تحلیل عملکرد آن، برآورد عدم‌قطعیت، پایداری، و مصورسازی خروجی‌ها ارائه می‌گردد.

۴-۱- مجموعه داده

در پژوهش حاضر، از مجموعه داده تارتان اوییشن [۱۷] به‌عنوان یک مجموعه داده چندوجهی و جامع در حوزه عملیات هوانوردی در نواحی ترمینالی فرودگاه‌ها استفاده شده است. این مجموعه داده توسط دانشگاه کارنگی ملون[۳۹] و در قالب پروژه‌ای از آزمایشگاه ایرلب[٤۰] وابسته به دانشکده علوم کامپیوتر این دانشگاه توسعه یافته است. هدف از طراحی این مجموعه، فراهم‌سازی بستری برای پژوهش‌های پیشرفته در زمینه ادراک چندوجهی، تحلیل ایمنی هوانوردی، و توسعه سیستم‌های هوشمند پشتیبانی

31-Dropout Rate
32-Weight Decay
33-Regularization
34-Clip Grad Norm
35-Exploding Gradient
36-Learning Rate Scheduler Gamma

37-Fitness Function
38-Mean Squared Error (MSE)
39-Carnegie Mellon University
40-AIRLAB

جدول ۲. ساختار داده‌های موجود در مجموعه داده تارتان اوییشن

توضیح	واحد	نام فیلد
گام زمانی	عددی	Frame
شناسه عددی اختصاص داده شده به هواپیما	عددی	ID
مختصات دکارتی محلی در راستای X	کیلومتر	X
مختصات دکارتی محلی در راستای Y	کیلومتر	Y
مختصات دکارتی محلی در راستای Z	کیلومتر	Z

تصمیم‌گیری در فرودگاه‌ها بوده است. مجموعه داده فوق منبعی ارزشمند از داده‌های هم‌زمان شامل تصاویر ویدیویی، مکالمات صوتی کنترل ترافیک هوایی، و داده‌های موقعیت‌یابی ADS-B است که در بازه‌های زمانی متنوع و در دو فرودگاه متفاوت در ایالات متحده گردآوری شده‌اند. این مجموعه شامل بیش از ۳/۱ میلیون تصویر، ۳۳۷٤ ساعت گفت‌وگوی صوتی میان خلبانان و کنترلرها، و ٦٦١ روز داده‌های موقعیت‌یابی پروازهاست. تمامی داده‌ها پس از جمع‌آوری، پالایش، پردازش و اعتبارسنجی شده‌اند و همراه با کد منبع مراحل جمع‌آوری و پیش‌پردازش، به‌صورت متن‌باز منتشر شده‌اند. در این تحقیق، از زیرمجموعهٔ مربوط به داده‌های ADS-B پروازها برای آموزش و ارزیابی مدل پیش‌بینی موقعیت آتی هواپیماها استفاده شده است با توجه به منابع پردازشی محدود در این پژوهش از گام‌های زمانی پنج ثانیه‌ای استفاده شده است. در جدول ۲ ساختار داده‌های موجود در مجموعه داده نمایش داده شده است. همچنین یک نمونه از داده‌های مورد استفاده در جدول ۳ آورده شده است.

۴-۲- بهینه‌سازی اَبَرپارامترها

در این پژوهش، به‌منظور بهینه‌سازی اَبَرپارامترهای کلیدی روش پیشنهادی و ارتقاء دقت و کارایی آن، از الگوریتم فرااِبتکاری ازدحام ذرات بهره گرفته شده است. با توجه به محدودیت منابع محاسباتی، فرایند بهینه‌سازی با پیکربندی شامل ۲۰ ذره، ۳۰ تکرار و ۲۰ بار اجرای مستقل الگوریتم انجام شد تا پایداری و قابل‌اتکایی نتایج ارزیابی شود. در هر تکرار، تابع هدف طراحی‌شده بر اساس معیارمیانگین مربعات خطا محاسبه و موقعیت

جدول ۳. نمونه داده‌های ADS-B برگرفته از مجموعه داده تارتان اوییشن ($\Delta t = 5s$)

Time Frame	Aircraft ID	X	Y	Z
40405	10804237	11.26313828	1.022228742	0.551103782
40410	10804237	11.06223759	0.916307943	0.541578782
40415	10804237	10.8613369	0.810387143	0.532053782
40420	10804237	10.52043469	0.66734202	0.522528782
40425	10804237	10.52043469	0.66734202	0.522528782
40430	10804237	10.44025401	0.647421134	0.52077032
40435	10804237	10.03935063	0.547816704	0.511978012
40440	10804237	9.638447244	0.448212274	0.503185705

ذرات در راستای بهینه‌سازی این تابع به‌روزرسانی شد. مقادیر پارامترهای مربوط به سرعت حرکت ذرات، وزن اینرسی، و ضرایب یادگیری شخصی و اجتماعی، بر اساس مقادیر پیشنهادی رایج در متون علمی تنظیم شدند تا تعادل مناسبی میان اکتشاف[41] و بهره‌برداری[42] برقرار شود.این تنظیمات به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که ضمن دستیابی به مقادیر بهینه برای پارامترها، هزینه‌های محاسباتی نیز در سطح قابل قبولی باقی بماند. در جدول ٤ نتایج حاصل از اجرای فرایند بهینه‌سازی، ارائه شده است.

۴-۳- ارزیابی روش پیشنهادی

فرایند ارزیابی با استفاده از کدها و کتابخانه‌های زبان برنامه‌نویسی پایتون صورت پذیرفت. داده‌های مورد استفاده، برگرفته از داده‌های ADS-B مجموعه‌داده تارتان اوییشن بودند که ۸۵ درصد آنها برای آموزش و ۱۵ درصد برای آزمون و ارزیابی تخصیص یافت.

۴-۳-۱- معیارهای ارزیابی

برای سنجش دقت روش پیشنهادی و مقایسه کیفیت پیش‌بینی مسیرهای حرکتی، از دو شاخص رایج در حوزه پیش‌بینی مسیر، یعنی خطای میانگین مسیر و خطای نهایی مسیر استفاده شده است. کاهش مقدار این دو شاخص بیانگر افزایش دقت در پیش‌بینی مسیر می‌باشد. پس از اتمام هر دوره آموزش، عملکرد معماری بر روی داده‌های آزمون با این معیارها ارزیابی می‌گردد. هر کدام کمترین مقدار خطای میانگین مسیر یا خطای نهایی مسیر را کسب کند، به‌عنوان معماری نهایی ذخیره می‌شود. این فرایند تضمین می‌کند که معماری معرفی شده، علاوه بر بهینه

41-Exploration
42-Exploitation

جدول ۴. اَبَرپارامترهای بهینه شده

اَبَرپارامتر	محدوده انتخاب	نتیجه
تعداد لایه‌های BiLSTM	۱۶، ۳۲، ۶۴، ۱۲۸	۳۲
تعداد لایه‌های مبدّل	۱، ۲، ۳، ۴	۱
تعداد سرهای توجه	۲، ۴، ۸، ۱۶	۴
نرخ یادگیری	حد پایین: ۰/۰۰۰۰۱ و حد بالا: ۰/۱	۰/۰۰۱۱۲۷۶۵۵۰۹۳۲۳۶۹۳۶۴
نرخ حذف تصادفی	حد پایین: صفر و حد بالا: ۰/۵	۰/۰
ضریب کاهش وزن	حد پایین: ۰/۰۰۰۰۰۱ و حد بالا: ۰/۰۱	۰/۰۰۰۰۰۱۲۵۱۰۱۸۸۸
حد نرمال‌سازی گرادیان	حد پایین: ۰/۱ و حد بالا: ۵	۰/۵۴۶۵۹۱۷۴۷۰۸۱۷۰۲۹
ضریب کاهش زمان‌بندی	حد پایین: ۰/۱ و حد بالا: ۰/۹	۰/۳۶۳۵۳۸۲۶۲۹۳۴۵۴۰۱۷

بودن در طول فرایند آموزش، در شرایط واقعی نیز کارایی مطلوبی داشته باشد.

شاخص خطای میانگین مسیر، میانگین فاصله اقلیدسی بین تمام نقاط پیش‌بینی‌شـــده و نقاط واقعی مسیر در طول بازه زمانی پیش‌بینی را محاسبه می‌کند. به‌عبارت دیگر، این معیار، نمایانگر دقت کلی در تمام لحظات پیش‌بینی است و با فرمول زیر بیان می‌شود:

$$ADE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}||\hat{y}_t - y_t||_2$$

که در آن:

- T تعداد کل گام‌های زمانی پیش‌بینی می‌باشد.
- $\hat{y}_t$ موقعیت پیش‌بینی شده در گام زمانی t است.
- y_t موقعیت واقعی هواپیما در گام زمانی t است.
- $||\cdot||_2$ نشان‌دهنده فاصله اقلیدسی می‌باشد.

شـــاخص خطای نهایی مسیر تنها فاصله اقلیدسی بین موقعیت پیش‌بینی‌شـــده و موقعیت واقـــعی در آخرین گام زمانی پیش‌بینی را اندازه‌گیری می‌کند و به‌عنوان یک معیار مهم برای سنجش دقت نهایی مسیر شناخته می‌شود:

$$FDE = ||\hat{y}_T - y_T||_2$$

که در آن:

- $\hat{y}_t$ موقعیت پیش‌بینی‌شده در گام زمانی نهایی است.
- y_t موقعیت واقعی هواپیما در آخرین گام زمانی است.
- $||\cdot||_2$ فاصله اقلیدسی را نشان می‌دهد.

۴-۳-۲- نتایج ارزیابی مدل پس از آموزش

جدول ۵ عملکرد روش پیشنهادی و روش بی-استار را بر روی این مجموعه‌داده نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در هر دو معیار خطای میانگین و خطای نهایی مسیر عملکرد بهتری نسبت به روش مقایسه‌ای داشته و همچنین زمان آموزش کوتاه‌تری را به ثبت رسانده است. این نتایج بیانگر بهینه بودن روش پیشنهادی هم از نظر دقت پیش‌بینی و هم کارایی محاسباتی است.

جدول ۵. مقایسه نتیجه ارزیابی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده تارتان اوییشن

روش	ADE	FDE	زمان آموزش (دقیقه)
بی-استار	۰/۳۰	۰/۵۳	۴۳۹
روش پیشنهادی	۰/۲۸	۰/۴۹	۳۸۷

۴-۳-۳- ارزیـــابی شـــبکه عصبی بیـــزی در تخمین میزان عدم‌قطعیت

برای تحلیل کمّی عدم‌قطعیت، انحراف معیار پیش‌بینی‌ها بر روی یک نمونه آزمایشی محاســـبه گردید. همان‌گونه که در شـــکل ۳ مشاهده می‌شود، مقادیر انحراف معیار در سه مؤلفه طول، عرض و ارتفاع به‌صورت تابعی از زمان و برای بازه‌های مشاهدات و پیش‌بینی‌ها نمایش داده شده است. در این نمودار، ناحیه صورتی‌رنگ نشان‌دهنده گام‌های مشاهده و ناحیه سبزرنگ بیانگر گام‌های پیش‌بینی است. نتایج نشان می‌دهد که در بازه مشـــاهده، انحراف معیار پایین و تقریباً ثابت می‌ماند که بازتابی از پایداری داده‌های ورودی اســـت. با آغاز ناحیه پیش‌بینی، مقادیر عدم‌قطعیت به تدریج افزایش می‌یابد، به‌ویژه در گام‌های پایـــانی، که ناشی از اثر طبیعی تجمیع خطا در مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی است.

در ســـمت چپ خط عمودی رسم‌شـــده در شـــکل ۳، انحراف معیار مرتبط با داده‌های مشاهده‌شده و حاصل از مرحله استنتاج دیده می‌شود. سمت راست این خط، انحراف معیار مربوط به پیش‌بینی‌های آینده را نشان می‌دهد که با گـــذر گام‌های زمانی، روند افزایشی پیدا می‌کند. این رفتار، ویـــژگی ذاتی مدل‌هـــای پیش‌بینی چندمرحلـــه‌ای بوده و تأییدکننده توانایی روش پیشنهادی در تخمین عدم‌قطعیت

خروجی است.

افزایش تدریجی انحراف معیار به خصوص در مراحل پایانی پیش‌بینی، پدیده‌ای منطقی و قابل انتظار است. همچنین برخی نمونه‌ها رشد سریع‌تر عدم‌قطعیت را نشان می‌دهند که می‌تواند ناشی از پیچیدگی مسیر، وجود نوفهٔ بیشتر در داده‌ها یا رفتار غیرمعمول هواپیما باشد. در نتیجه، استفاده ازشبکه بیزین علاوه بر بهبود دقت، دیدی عمیق‌تر نسبت به سطح اطمینان معماری فراهم می‌آورد.

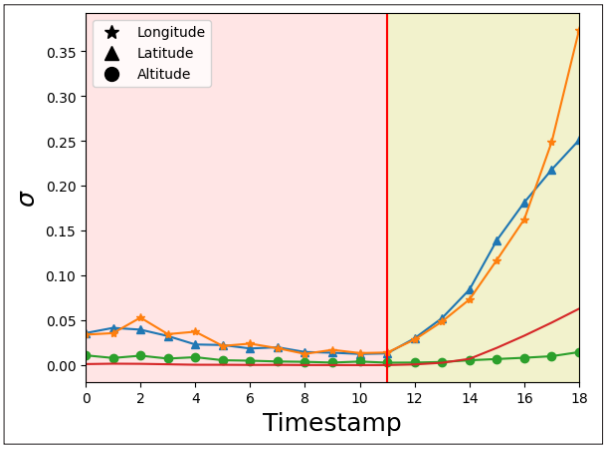
۴-۳-۴- ارزیابی پایداری و تعمیم‌پذیری روش پیشنهادی با روش K-Fold

اعتبارسنجی متقابل K-Fold یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه زمانی که حجم داده محدود بوده و ارزیابی قابلیت تعمیم مدل ضروری باشد، محسوب می‌شود. در این مطالعه، به منظور سنجش توان تعمیم روش پیشنهادی، مجموعه‌داده به ۱۰ زیرمجموعه مساوی تقسیم گردید. سپس فرایند آموزش و ارزیابی ۱۰ مرتبه تکرار شد. به‌گونه‌ای که در هر تکرار، یک زیرمجموعه متفاوت به‌عنوان داده آزمون استفاده شده و سایر زیرمجموعه‌ها برای آموزش به‌کار گرفته شدند. نتایج حاصل از این فرایند در شکل ٤ ارائه شده است.

مطابق نمودار شکل ٤ مدل پیشنهادی در شرایط مختلف افراز داده‌ها، پایداری نسبی خود را حفظ کرده است. نوسانات محدود موجود در مقادیر خطای میانگین و خطای نهایی مسیر می‌تواند ناشی از پیچیدگی و تغییرپذیری داده‌های پروازی باشد. با توجه به میانگین پایین خطاها و انحراف معیار قابل‌قبول، معماری از قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب برخوردار بوده و برای استفاده در محیط‌های عملی، مانند پیش‌بینی مسیر پرواز هواپیما، قابل اعتماد است.

۴-۳-۵- مصورسازی نتایج

شکل ٥ مقایسه‌ای روشن میان مسیر واقعی پرواز و میانگین مسیر پیش‌بینی‌شده توسط معماری را نشان



شکل ۳. عدم قطعیت در پیش‌بینی مسیر

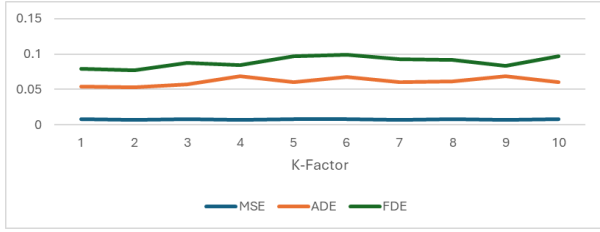
می‌دهند. در نمودارهای دوبعدی، نقاط سبز نمایانگر موقعیت‌های واقعی در بازه مشاهده (مشاهدات ۰ تا ۱۱)، نقاط آبی نشان‌دهنده مسیر واقعی در بازه پیش‌بینی (مشاهدات ۱۲ تا ۱۸)، و نقاط قرمز میانگین مسیر پیش‌بینی‌شده توسط روش در همین بازه زمانی است.

در شکل ٦ علاوه بر مؤلفه‌های طول و عرض جغرافیایی، ارتفاع نیز به‌عنوان بعد سوم اضافه شده تا امکان ارزیابی دقیق‌تر از انحراف روش در پیش‌بینی موقعیت مکانی هواپیما فراهم گردد.

تحلیل بصری نشان می‌دهد که اگرچه مدل پیشنهادی توانسته روند کلی مسیر را دنبال کند، اما همچنان نیاز به بهبودهایی در دقت نقطه‌به‌نقطه به‌ویژه در فاز پایانی پیش‌بینی وجود دارد. این نوع مصورسازی به‌عنوان ابزاری کاربردی جهت تحلیل کیفی خروجی روش و تشخیص الگوهای خطا در پیش‌بینی، نقش مؤثری در بهبود طراحی مدل در مراحل بعدی پژوهش خواهد داشت.

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آتی

پیش‌بینی موقعیت آتی هواپیماها، به‌ویژه در نواحی ترمینال فرودگاه‌ها، از چالش‌های کلیدی در مدیریت ترافیک هوایی و ارتقای ایمنی پرواز به‌شمار می‌آید. این پژوهش، معماری ترکیبی مبتنی بر شبکه هم‌آمیخت گرافی، مبدّل، شبکه عصبی مصنوعی حافظهٔ کوتاه مدت پرتوالیِ دوسویه و شبکه عصبی بیزی ارائه کرده است که هدف آن پیش‌بینی دقیق‌تر موقعیت آتی هواپیماها با در



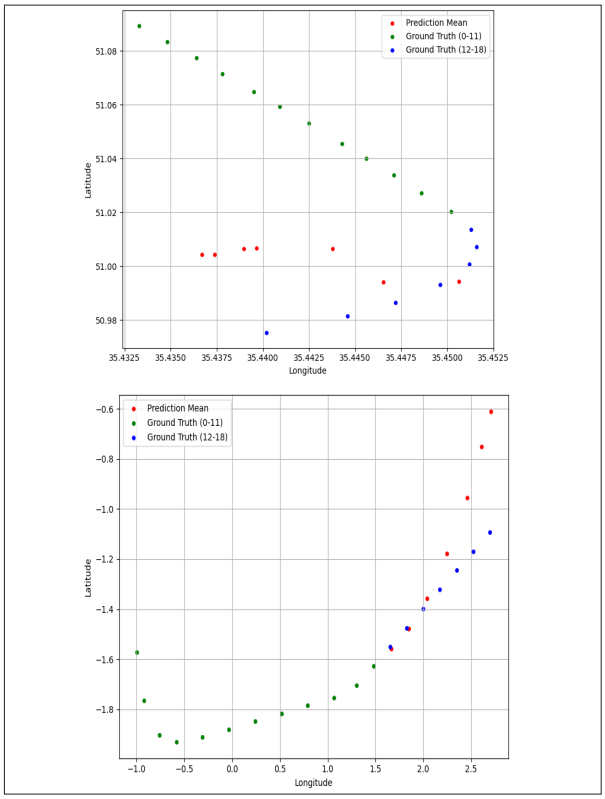
شکل ۴. نتایج حاصل از روش K-fold بر روی میزان دقت داده ها

نظر گرفتن تعاملات مکانی- زمانی و برآورد میزان عدم‌قطعیت پیش‌بینی‌ها است. نتایج ارزیابی نشان می‌دهد که معماری پیشنهادی نسبت به روش مرجع بی-استار بهبود محسوسی داشته است. به‌گونه‌ای که با معیار خطای میانگین مسیر، عملکردی ۷ درصد بهتر و با معیار خطای نهایی مسیر، عملکردی ٤ درصد بهتر ثبت شده است. این روش علاوه‌بر بهبود دقت، توانسته زمان آموزش را ۱۱ درصد کاهش دهد و در برابر تغییرات شرایط داده پایدار باشد. تحلیل لایه رمزگشای بیزی نیز بیانگر آن است که میزان عدم‌قطعیت در طول افق پیش‌بینی به‌طور منطقی افزایش می‌یابد. ویژگی‌ای که موجب تقویت اعتمادپذیری خروجی‌ها و ارائه شاخصی مهم برای تصمیم‌گیری ایمن در عملیات هوایی می‌شود. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که معماری پیشنهادی، با بهبود دقت پیش‌بینی مسیر و فراهم‌سازی برآوردی از عدم‌قطعیت، می‌تواند به‌عنوان رویکردی امیدوارکننده برای توسعه سامانه‌های هوشمند مدیریت ترافیک هوایی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری در محیط‌های عملیاتی مورد استفاده قرار گیرد.

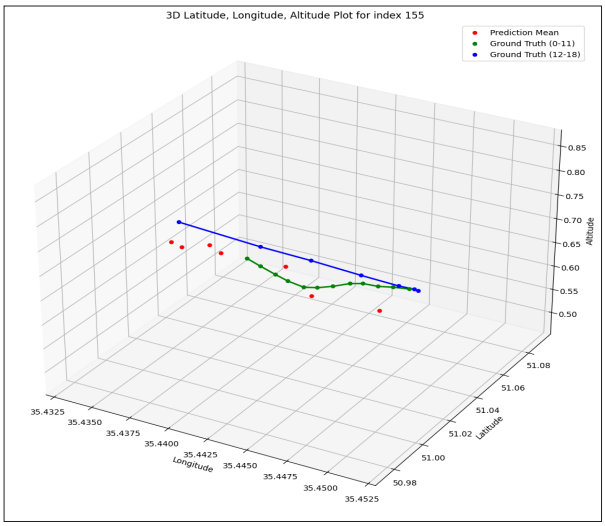
با توجه به نتایج حاصل از این پژوهش و ظرفیت‌های توسعه روش پیشنهادی، مسیرهای زیر برای ادامه تحقیقات و ارتقای عملکرد سیستم قابل پیشنهاد است:

ارتقای ساختار گرافی: بهبود ساختار گرافی روش برای مدل‌سازی دقیق‌تر روابط علّی بین هواپیماها و همچنین در نظر گرفتن نقش عوامل دیگر نظیر عوارض جغرافیایی و محدودیت‌های فضایی.

کاهش پیچیدگی محاسباتی: بهینه‌سازی معماری و الگوریتم‌های یادگیری به‌گونه‌ای که برای اجرا در شرایط بیدرنگ مناسب و قابل استفاده در سامانه‌های پایش و مدیریت ترافیک هوایی باشد.



شکل ۵. مصور سازی نتایج پیش‌بینی بر روی دو نمونه پرواز



شکل ۶. مصور سازی سه بعدی نتایج پیش‌بینی بر روی یک نمونه پرواز

در نظر گرفتن شرایط جوی: ادغام داده‌های هواشناسی شامل مؤلفه‌هایی مانند سرعت و جهت باد، میزان بارندگی، و دید افقی، به‌عنوان ویژگی‌های ورودی، با هدف تحلیل دقیق‌تر اثر عوامل محیطی بر مسیر پروازی هواپیماها.

مدل‌سازی رفتاری بر مبنای عوامل انسانی: در نظر گرفتن الگوهای تصمیم‌گیری خلبان و کنترل‌کنندهٔ ترافیک

هوایی، کــه می‌تواند بر مسیر پروازی در شــرایط خاص تأثیر بگذارد.

اســتفاده از یادگیری انتقالی: بهره‌گیــری از مدل‌های آموزش‌دیده روی مجموعه‌داده‌های مشــابه برای کاهش زمان آموزش و بهبود عملکرد در سناریوهای جدید.

یکپارچه‌ســازی داده‌های چندمنبعی: ترکیب داده‌های ADS-B با ســایر منابع مانند رادارهای ثانویه، سامانه‌های GPS و داده‌هــای مراکز کنترل ترافیــک هوایی، به منظور افزایش دقت و پوشش زمانی–مکانی پیش‌بینی‌ها.

منابع

1. Shi, Z., Xu, M., Pan, Q., Yan, B., & Zhang, H. 2018. LSTM-based Flight Trajectory Prediction, in 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Jul. 2018, pp. 1–8. doi: 10.1109/IJCNN.2018.8489734.
2. Zhang, Z., Yang, R., & Fang, Y. 2018. LSTM Network Based on on Antlion Optimization and its Application in Flight Trajectory Prediction, in 2018 2nd IEEE Advanced Information Management,Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), May 2018, pp. 1658–1662. doi: 10.1109/IMCEC.2018.8469476.
3. Ma, L., & Tian, S. 2020. A Hybrid CNN-LSTM Model for Aircraft 4D Trajectory Prediction, IEEE Access, vol. 8, pp. 134668–134680, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010963.
4. Xu, Z., Zeng, W., Chu, X., & Cao, P. 2021. Multi-Aircraft Trajectory Collaborative Prediction Based on Social Long Short-Term Memory Network, Aerospace, vol. 8, no. 4, Art. no. 4, Apr. 2021, doi: 10.3390/aerospace8040115.
5. Short-term 4D trajectory prediction based on LSTM neural network. Accessed: Jun. 04, 2022. [Online]. Available: https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/11427/ 114270M/Short-term-4D-trajectory-prediction-based-on-LSTM-neural-network/10.1117/12.2550425.short?SSO=1
6. Jia, P., Chen, H., Zhang, L., & Han, D. 2022. Attention-LSTM based prediction model for aircraft 4-D trajectory, Sci Rep, vol. 12, no. 1, p. 15533, Sep. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-19794-1.
7. Dong, X., Tian, Y., Dai, L., Li, J., & Wan, L. 2024. A New Accurate Aircraft Trajectory Prediction in Terminal Airspace Based on Spatio-Temporal Attention Mechanism, Aerospace, vol. 11, no. 9, Art. no. 9, Sep. 2024, doi: 10.3390/aerospace11090718.
8. Pang, Y., Zhao, X., Hu, J., Yan, H. & Liu, Y. 2022. Bayesian Spatio-Temporal grAph tRansformer network (B-STAR) for multi-aircraft trajectory prediction, Knowledge-Based Systems, vol. 249, p. 108998, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2022.108998.
9. Yan, S.; Xiong, Y., & Lin, D. 2018. Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition, Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, vol. 32, no. 1, Art. no. 1, Apr. 2018, doi: 10.1609/aaai.v32i1.12328.
10. Mohamed, A., Qian, K., Elhoseiny, M., & Claudel, C. 2020. Social-STGCNN: A Social Spatio-Temporal Graph Convolutional Neural Network for Human Trajectory Prediction, presented at the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, pp. 14424–14432. Accessed: Jan. 02, 2024. [Online]. Available: https://openaccess.thecvf.com/ content_CVPR_2020/html/Mohamed_Social-STGCNN_A_Social_Spatio-Temporal_Graph_Convolutional_Neural_Network_for_Human_CVPR_2020_paper.html
11. Xu, Z., Liu, Y., Chu, X., Tan, X., & Zeng, W. 2023. Aircraft Trajectory Prediction for Terminal Airspace Employing Social Spatiotemporal Graph Convolutional Network, Journal of Aerospace Information Systems, vol. 20, no. 6, pp. 319–333, 2023, doi: 10.2514/1.I011181.
12. Fan, Y., Tan, Y., Wu, L., Ye, H., & Lyu, Z. 2024. Global and Local Interattribute Relationships-Based Graph Convolutional Network for Flight Trajectory Prediction, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 60, no. 3, pp. 2642–2657, Jun. 2024, doi: 10.1109/TAES.2024.3357668.
13. [13] Zhang, X., & Mahadevan, S. 2020. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction and safety assessment, Decision Support Systems, vol. 131, p. 113246, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.dss.2020. 113246.
14. Pang, Y., Zhao, X., Yan, H., & Liu, Y. 2021. Data-driven trajectory prediction with weather uncertainties: A Bayesian deep learning approach, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 130, p. 103326, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.trc.2021.103326.
15. Shafienya, H. & Regan, A. C. 2022. 4D flight trajectory prediction using a hybrid Deep Learning prediction method based on ADS-B technology: A case study of Hartsfield–Jackson Atlanta International Airport (ATL), Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 144, p. 103878, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.trc.2022.103878.
16. Blundell, C., Cornebise, J., Kavukcuoglu, K. & Wierstra, D. 2015. Weight Uncertainty in Neural Networks, May 21, 2015, arXiv: arXiv:1505.05424. doi: 10.48550/arXiv.1505.05424.
17. Patrikar, J. et al., 2024. TartanAviation: Image, Speech, and ADS-B Trajectory Datasets for Terminal Airspace Operations, Mar. 05, 2024. doi: 10.1038/s41597-025-04775-6.