

تعیین محل اصابت صاعقه به کمک روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی (EMTR) و یادگیری ماشین

عباس همدونی اصلی و محمدحسن مرادی

الکترونیکی [۱] و موضوع حفاظت سیستم‌ها [۲] به‌ویژه سیستم‌های الکتریکی از خطرات صاعقه و حالت گذرای ناشی از آن [۳] و حفظ پایداری سیستم‌ها از مباحث مهم و امروزی محسوب می‌شود.

مطالعه صاعقه در زمان واقعی (بلادرنگ) و یا پس از آن، علاوه بر شبکه‌های توزیع و انتقال برق [۴] تا [۷] در بین زمینه‌های مختلف نظیر سرویس‌های اقلیم‌شناسی، هواشناسی، نهادهای مدیریت بحران، سازمان جنگل‌داری و تحقیقات جغرافیایی و ژئوفیزیک نیز بسیار مورد توجه است [۸] و [۹]. تعیین محل اصابت صاعقه از موضوعات مورد توجه تحقیقاتی و کاربردی است که روش‌های تعیین محل اصابت صاعقه با اندکی تغییر قابل اعمال به موارد دیگری همچون تخلیه جزئی در ترانسفورماتورها نیز هستند [۱۰] و [۱۱].

از دهه ۱۹۲۰ سیستم‌های مکان‌یابی صاعقه^۱ (LLS) برای تعیین محل اصابت صاعقه‌ها طراحی شدند که میدان‌های الکترومغناطیسی تابش شده توسط صاعقه را اندازه‌گیری و پردازش می‌کنند و می‌توانند موقعیت صاعقه را تخمین بزنند [۱۲]؛ البته در این میان برای تعیین محل اصابت صاعقه و خطاها چالش‌هایی نیز وجود دارد [۱۳].

۲- روش‌های تعیین محل اصابت صاعقه

بر پایه آثار مختلف شیمیایی (مانند آتش‌سوزی، تجزیه و ترکیب شیمیایی لایه‌های هوا و محیط اطراف) و فیزیکی (مانند ایجاد حرارت، تلاطم هوایی، صدا، نور و امواج الکترومغناطیس) ناشی از صاعقه، روش‌های ابتدایی و پیشرفته‌ای برای تعیین محل اصابت صاعقه از قدیم تا به امروز به کار گرفته شده است.

به‌علت ویژگی انتشار طیف گسترده فرکانسی، برد زیاد و تضعیف کم، امواج الکترومغناطیسی یکی از گزینه‌های مناسب برای LLS در نظر گرفته شده‌اند؛ ولی در محیط‌های واقعی با پیچیدگی‌هایی همراه هستند [۱۴]. با این همه در سال‌های اخیر به‌علت وجود دقت در مبانی محاسباتی میدان‌های الکترومغناطیسی، روش‌های مبتنی بر امواج الکترومغناطیسی برای LLS توسعه زیادی یافته‌اند که در ادامه به روش‌های مبتنی بر این امواج پرداخته شده است.

۲-۱ روش‌های کلاسیک

در روش‌های کلاسیک علمی، یک یا چند حسگر، امواج رسیده را دریافت، اندازه‌گیری و ثبت می‌نمایند. سپس با بررسی، تحلیل و محاسبات

چکیده: تعیین محل اصابت صاعقه (LLS) از چالش‌های امروزی در حوزه‌های مختلف و به‌ویژه حوزه برق و الکترونیک است. برای تعیین محل اصابت صاعقه، استفاده از روش‌های کلاسیک مرسوم بود؛ ولی اخیراً استفاده از روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی (EMTR) نیز رواج یافته است. با توجه به محاسبه شکل موج کامل میدان با استفاده از روش EMTR، دقت در تعیین محل اصابت صاعقه به‌طور قابل توجهی نسبت به روش‌های پیشین افزایش یافته است.

در روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی به کمک تفاضل محدود حوزه زمان (FDTD)، ابتدا میدان الکترومغناطیسی گذرای تولیدشده توسط کانال صاعقه محاسبه شده و پس از معکوس کردن زمانی موج، از محل حسگر یا حسگرها به منبع خود بازانتشار می‌گردد و مجدداً با کمک FDTD، میدان الکترومغناطیسی بازانتشاری در محیط مورد نظر محاسبه می‌شود. با داشتن میدان الکترومغناطیسی محیط با استفاده از معیارهایی مانند حداکثر دامنه میدان، حداکثر انرژی و آنتروپی و ... محل اصابت صاعقه تعیین می‌گردد.

در این مقاله روشی بر اساس ترکیب یادگیری ماشین و EMTR برای تعیین محل اصابت صاعقه پیشنهاد شده است. ابتدا روش تفاضل محدود حوزه زمان سه‌بعدی (۳D-FDTD) در محاسبه میدان الکترومغناطیسی محیط به‌کار گرفته شد و با استفاده از EMTR میدان الکترومغناطیسی بازانتشاری (مجدداً با کمک ۳D-FDTD) در کل محیط محاسبه گردید. بدین طریق داده‌های لازم برای تولید پروفایل‌های سه‌بعدی تصاویر RGB آماده گردید. سپس برای یادگیری ماشین از VGG19، یک شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) از پیش آموزش‌دیده، برای استخراج ویژگی‌های تصاویر استفاده شد. در آخر برای تعیین محل اصابت صاعقه، لایه برازش‌کننده‌ای به بالای VGG19 اضافه شد. روش پیشنهادی در MATLAB و Python شبیه‌سازی و اجرا گردید که نتایج، کارایی آن را برای تعیین محل اصابت صاعقه در محیط سه‌بعدی نشان می‌دهند.

کلیدواژه: تعیین محل اصابت صاعقه، تفاضل محدود حوزه زمان، روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی، یادگیری ماشین.

۱- مقدمه

پدیده صاعقه و ارزیابی اثرات زیان‌بار آن بر روی تجهیزات الکتریکی و دستگاه‌های الکترونیکی از موضوعات مهم تحقیقاتی است. در حوزه برق و الکترونیک، چالش سازگاری الکترومغناطیسی^۱ (EMC) در دستگاه‌های

این مقاله در تاریخ ۲ شهریور ماه ۱۴۰۲ دریافت و در تاریخ ۲۰ آذر ماه ۱۴۰۲ بازنگری شد.

عباس همدونی اصلی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران، (email: abhahamedoni1653@gmail.com).

محمدحسن مرادی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران، (email: mhmoradi@basu.ac.ir).



شکل ۱: روندنمای EMTR برای کمک به تعیین موقعیت منبع.

استفاده می شود [۱].
یک روندنمای برای EMTR جهت تعیین محل صاعقه در شکل ۱ نشان داده شده است. حسگر یا حسگرها در مرحله اول، شکل موج میدان الکتریکی ناشی از صاعقه را اندازه گیری می کنند که به مرحله «انتشار مستقیم»، «پیش انتشار» یا «انتشار پیشرو» نیز شناخته می شود. در مرحله دوم یا «پس انتشار»، یک نسخه معکوس شده زمانی از این شکل موجها ایجاد می گردد و پس از آن در مرحله سوم از محل نقاط حسگرها به محیط بازتابانده می شود (گامی که فاز «پس انتشار» یا «انتشار پس رو» نیز نامیده می شود). بدیهی است که درستی وارون زمانی بر اساس عدم تغییر معادلات ماکسول اعتبار دارد [۲۵].

یکی از روش های رایج برای محاسبه میدان الکترومغناطیسی، استفاده از روش تفاضل محدود حوزه زمان (FDTD) است که این روش از تقریب تقارن مرکزی معادلات ماکسول برای محاسبه میدان استفاده می کند که شامل قانون فارادی و قانون آمپر در حوزه زمان است. در این روش، معادلات به روزرسانی میدان های الکتریکی و مغناطیسی در هر گام زمانی و هر نقطه از مکان، حل می گردد [۱۶]. برای محاسبه میدان فضاهای نامحدود از شرایط مرزی جاذب و بدون انعکاس استفاده می شود. در سال های اخیر، ارزیابی میدان های الکترومغناطیسی صاعقه در محیط واقعی با ابعاد وسیع، همواره یک چالش اساسی بوده است [۱۴] و [۱۷]؛ زیرا در این نوع از مطالعات، ابعاد محیط مورد مطالعه بسیار وسیع است و گاهی اوقات به هزاران کیلومتر نیز می رسد. در این روش وقتی اندازه ابعاد محیط شبیه سازی افزایش می یابد، زمان محاسبات و حافظه مورد نیاز نیز به طرز چشم گیری افزایش می یابد [۲۶] و [۲۷].

در برخی از مقالات، لزوم استفاده از حداقل سه حسگر برای تعیین محل اصابت صاعقه اثبات شده و دقت تخمین های محل اصابت صاعقه در شرایط انتشار ایده آل و با تلفات نیز بررسی گردیده است [۲۲] و [۲۳]. برخی دیگر از محققان، یافتن جهت و مسیر صاعقه را با استفاده از EMTR ارائه کرده اند [۲۸]. در [۲۴] تنوع و تعداد حسگرها برای تعیین موقعیت منبع موج با دقت مطلوب با استفاده از EMTR مورد بررسی قرار گرفته است.

در مواقعی که فاصله حسگر و منبع زیاد باشد برای جلوگیری از تضعیف بیش از اندازه موج بازانتشاری، دامنه موج در EMTR ثابت و بدون تضعیف در نظر گرفته می شود. در صورتی که از سه حسگر یا بیشتر استفاده شود در محل مختصات منبع، اختلاف فازهای امواج بازانتشاری صفر می شوند و همچنین برآیند جمع دامنه امواج در آن نقطه، بیشترین مقدار خود را پیدا می کند [۲۴].

در [۱۵] به جای اعمال دامنه ثابت برای یافتن نقطه ای از زمان که در آن، میدان الکترومغناطیسی به حداکثر خود می رسد از معیار دیگری به نام آنتروپی استفاده شده است. در این مرجع برای یافتن محل اصابت صاعقه از چهار پراکنده ساز و چهار حسگر در یک محیط دوبعدی برای تعیین محل منبع با استفاده از EMTR مبتنی بر ۲D-FDTD استفاده شده که با محاسبه میدان الکترومغناطیسی در مرحله بازانتشار، آنتروپی محیط محاسبه می شود و باید در آخرین مقطع زمانی (که حداقل آنتروپی در آن وجود دارد) به دنبال یافتن موقعیت منبع بود.

در مطالعات پیش گفته شده، تجزیه و تحلیل امواج الکترومغناطیسی ناشی از کانال صاعقه در محیط های واقعی و مقیاس های وسیع با استفاده از ۳D-FDTD انجام نگردیده و همچنین مدل واقعی زمین (بلندی ها، کوه ها، ساختمان ها و ...) در نظر گرفته نشده است.

اقدام به یافتن راهکارهایی برای تعیین محل اصابت صاعقه می شود. به طور خلاصه می توان این روش ها را به دو بخش روش های تحلیلی و روش های عددی تقسیم کرد.

۱-۱-۲ روش های کلاسیک تحلیلی

از رایج ترین روش های کلاسیک تحلیلی برای تعیین محل اصابت صاعقه می توان زمان رسیدن ^۱(ToA)، یافتن جهت مغناطیسی ^۲(MDF) و تداخل سنجی را نام برد و برای بهبود دقت می توان از ترکیب این روش ها استفاده کرد [۱۵].

۲-۱-۲ روش های عددی و محاسباتی

با توسعه دانش و تجهیزات محاسباتی، روش های عددی نیز جای خود را برای تعیین محل اصابت صاعقه باز کردند که محاسبات آن بر پایه حساب تغییرات تفاضلی بنا شده [۳] که از انواع آن می توان به روش تفاضل محدود حوزه زمان ^۳(FDTD)، روش گشتاورها ^۴(MoM)، روش عناصر محدود ^۵(FEM) و موارد دیگر از قبیل ^۶PEEC، ^۷HEM، ^۸TLM و ^۹CIPP اشاره کرد. در این میان تکنیک تفاضل محدود حوزه زمان (FDTD) مورد توجه بسیاری واقع شده [۱۶] تا [۱۹] که این تکنیک در روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی ^{۱۰}(EMTR) برای تعیین موقعیت اصابت صاعقه به کار رفته است [۱].

۲-۲ روش EMTR و یافتن محل اصابت صاعقه

استفاده از معکوس زمانی (TR) برای تعیین موقعیت منبع موج در پزشکی، آکوستیک [۲۰] و در حوزه الکترومغناطیس به شدت رو به افزایش است. همچنین در خطوط انتقال ^{۱۱}(TL) یافتن محل خطاها با EMTR انجام شده است [۴] و [۲۱]. مقالات [۲۲] تا [۲۴]، معکوس زمانی الکترومغناطیسی (EMTR) را به عنوان روشی برای تعیین محل اصابت صاعقه (LLS) پیشنهاد داده اند که نشان می دهد روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی (EMTR) برای تعیین موقعیت اصابت صاعقه مورد توجه قرار گرفته است. حسگر در این روش، ابتدا میدان الکترومغناطیسی منتشر شده توسط صاعقه را اندازه گیری می کند (البته می توان به جای اندازه گیری، میدان در محل حسگر را با شبیه سازی محاسبه کرد). سپس این میدان با شبیه سازی معکوس زمانی شده و از محل حسگر به محیط بازتابانده می شود. شکل موج کامل میدان با شبیه سازی برای کل محیط به دست می آید که این شکل میدان برای تشخیص محل برخورد صاعقه

1. Time of Arrival
2. Magnetic Direction Finding
3. Finite Difference Time Domain
4. Method of Moments
5. Finite Element Method
6. Partial Element Equivalent Circuit
7. Hybrid Electromagnetic Model
8. Transmission Line Matrix
9. Cubic Interpolated Pseudo Particle
10. Electromagnetic Time Reverse
11. Transmission Line

۳-۲ روش‌های جدید

در این حوزه، روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی و هوش مصنوعی برای یافتن موقعیت صاعقه استفاده شده‌اند که گستردگی استفاده از هوش مصنوعی، خود را در این حوزه نیز نشان داده [۲۹] و از یادگیری ماشین^۱ (ML) برای پیش‌بینی و شناسایی صاعقه [۳۰] تا [۳۲] و یافتن محل خطا در خطوط انتقال [۳۳] استفاده شده است. در ادامه با تمرکز بر یادگیری ماشین (ML) به یافتن موقعیت صاعقه (LLS) پرداخته شده است.

۳-۲-۱ روش یادگیری ماشین برای LLS

یادگیری ماشینی، یک روش مؤثر برای تقریب یک تابع از مجموعه محدودی از جفت‌های ورودی-خروجی است؛ به‌ویژه زمانی که چنین تقریبی نتواند از طریق پارامتری انجام شود یا اینکه تابعی با شکل بسته نباشد [۳۴]. مراحل یادگیری ماشین با گرایش و نگاه به یافتن موقعیت صاعقه به‌اختصار در ادامه آمده است.

۳-۲-۱-۱ ساخت پایگاه داده

اولین قدم، اندازه‌گیری یا محاسبه داده برای ایجاد پایگاه داده است که مورد نیاز مراحل آموزش و آزمایش است. اولین داده‌ها همان سیگنال‌های میدان الکتریکی عمودی اندازه‌گیری‌شده در حسگرها هستند که حاصل اصابت صاعقه به نقاط مختلف (که می‌توانند نقاطی کاملاً تصادفی انتخاب شوند) می‌باشند. برای جلوگیری از حساسیت نتایج به دامنه سیگنال منبع، مقادیر دامنه میدان الکتریکی عمودی به حداکثر مقدار دامنه ثبت‌شده تقسیم و نرمال‌سازی می‌گردد. ذخیره سیگنال تا کمتر شدن تغییرات انرژی سیگنال از یک مقدار تعیین‌شده قبلی ادامه می‌یابد. سپس نیاز به یک مرحله پیش‌پردازش جهت همسان‌سازی طول دنباله سیگنال‌های حسگرها است که این کار با افزودن صفر به دنباله سیگنال‌های کوتاه‌تر تا هم‌اندازه شدن دنباله‌ها انجام می‌شود. تشکیل جدولی که در هر سطر آن، مقادیر میدان الکتریکی پردازش‌شده (ثبت‌شده اولیه توسط حسگر) به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده و مختصات x و y منبع به‌عنوان پاسخ باشد، همان پایگاه داده لازم برای مدل یادگیری ماشین است.

۳-۲-۱-۲ مدل‌سازی یادگیری ماشین

پس از تشکیل پایگاه داده با استفاده از بخشی از داده‌ها که به‌عنوان مجموعه آموزشی شناخته می‌شود، یک الگوریتم یادگیری ماشین برای شناسایی روابط و قواعد بین پیش‌بینی‌کننده‌ها و پاسخ‌ها استفاده می‌گردد. مدل می‌تواند از ارتباط و همبستگی‌های به‌دست‌آمده برای پیش‌بینی پاسخ جهت موارد دیگر (که همان مجموعه آزمون باشد) استفاده کند. برای پیش‌بینی مختصات x و y از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مانند XGBoost) و با معیارهای برازش (مانند جذر میانگین مربعات خطاها (RMSE)) استفاده می‌شود.

اشاره می‌شود که XGBoost شاخه‌ای از تقویت گرادیان است که از قواعد منظمی برای کنترل بیش‌برازش استفاده می‌کند [۳۵].

۳-۲-۱-۳ آموزش و آزمون مدل

مدل ML با استفاده از یکی از رایج‌ترین روش‌ها که اعتبارسنجی متقاطع k لایه‌ای است آموزش داده و آزمون می‌شود که در ادامه پنج لایه‌ای آن شرح داده می‌شود. در ابتدا مجموعه داده‌ها مخلوط و سپس

به پنج گروه مختلف تقسیم می‌گردد. در واقع داده‌ها به پنج گروه افزاز می‌شوند و هر داده تا پایان فرایندهای آموزش و آزمایش در همان گروه می‌ماند. از مجموعه داده‌ها، گروهی به‌عنوان مجموعه آزمون جدا شده و چهار گروه باقیمانده به‌عنوان مجموعه آموزشی استفاده می‌گردند. سپس مدل بر روی مجموعه آموزشی اعمال شده و در مجموعه آزمون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این روند تا زمانی تکرار می‌شود که هر یک از گروه‌ها برای یک بار به‌عنوان مجموعه آزمون در نظر گرفته شوند. این نوع مجزاسازی داده‌ها از نفوذ نمونه‌های هم‌نوع و مرتبط به هم از مجموعه آموزشی به مجموعه آزمون جلوگیری می‌کند. همچنین از بیش‌برازش بر روی یک مجموعه آزمایشی خاص اجتناب می‌شود؛ زیرا هر داده‌ای (به‌عنوان بخشی از مجموعه آزمایش) حتماً در یکی از پنج دور در نظر گرفته می‌شود. هنگامی که پنج دور آموزش و آزمون تمام شود، ارزیابی مهارت پیش‌بینی مدل با مقایسه خروجی‌ها با مقادیر هدف برای مختصات x و y بررسی می‌گردد.

۳-۲-۱-۴ نتایج ارزیابی مدل

برای ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل، تخمین‌های مدل با پاسخ‌های واقعی مقایسه می‌شوند. به‌منظور بهبود خروجی و ترسیم شکل‌ها، بخشی از خروجی‌هایی که دارای بیشترین خطا در قیاس با بقیه خروجی‌ها باشند (داده‌های بیش‌پراکنده یا داده‌های پرت) از ارزیابی حذف می‌شوند. سپس بهترین خط برازش با استفاده از یکی از روش‌های برازش (مثلاً حداقل مربعات با وزن‌دهی دومربعی) به‌دست می‌آید [۳۶]. این روش با چندین بار تکرار، الگوریتم حداقل مربعات را وزن‌دهی می‌کند تا مجموع وزنی خطای مربعات به حداقل برسد. بدین ترتیب داده‌ها با استفاده از روش حداقل مربعات متداول برازش شده و اثر نقاط پراکنده به حداقل می‌رسد.

۳-۲-۲ یادگیری ماشین همراه با استفاده از EMTR

اضافه کردن هر داده مرتبط و ارزشمند، کمک شایانی به یادگیری ماشین می‌کند [۳۴]. روش یادگیری ماشین را می‌توان با اضافه کردن ویژگی‌های دیگر ورودی (علاوه بر ویژگی شکل موج میدان الکتریکی گذرا در مرحله انتشار مستقیم) بهبود بخشید. مرحله انتشار معکوس در EMTR در این زمینه می‌تواند به‌عنوان ورودی مناسبی برای یادگیری ماشین به‌کار آید و باعث می‌شود آرایه یک‌بعدی (داده‌های میدان الکتریکی انتشار مستقیم) به آرایه‌ای با بعد بیشتر (با داده‌های بازه زمانی بازانتشار) تبدیل گردد که می‌تواند دارای داده‌هایی از محیط و نامتقارنی‌های آن (مانند کوهستان‌ها، منعکس‌کننده‌ها، پراکنده‌سازها و ...) باشد؛ بنابراین ترکیب این دو روش می‌تواند نقاط قوت روش EMTR و روش یادگیری ماشین را بر هم افزوده و از این رو نتایج را بهبود بخشد. آنچه در ادامه می‌آید، این روش ترکیبی را توضیح می‌دهد.

۳-۲-۳-۱ ساخت پایگاه داده

برای ساخت پایگاه داده، ابتدا تعداد مناسبی موقعیت‌های برخورد صاعقه ایجاد شده و دنباله‌ای از سیگنال‌های حسگرها به‌دست می‌آید. به‌جای استفاده ساده از این سیگنال‌ها به‌عنوان ورودی برای یادگیری ماشین، سیگنال معکوس‌شده زمانی هر موقعیت صاعقه با استفاده از ۳D-FDTD از مختصات حسگر، بازپخش شده و آرایه چندبعدی میدان الکترومغناطیسی محیط در مرحله بازانتشار توسط EMTR محاسبه شده و به‌دست می‌آید. سپس به بیشینه مقدار موجود در آرایه نرمالیزه شده و ماتریسی چندبعدی از داده‌ها ایجاد می‌گردد و آنگاه با استفاده از دستورات MATLAB به تصاویر RGB تبدیل می‌شود. در ادامه با موقعیت بعدی منبع ادامه داده تا تصاویر نمونه بعدی تولید شود. این تصاویر در مراحل بعدی الگوریتم

1. Machine Learning
2. Root Mean Square Error

به‌عنوان منابع دارای ویژگی‌های بارزش و معنی‌دار (دارای اطلاعات مستتر از محل اصابت صاعقه) به‌کار خواهد آمد.

۲-۲-۳-۲ استخراج ویژگی

با توجه به مجموعه داده‌های حاصل از تصاویر 224×224 پیکسلی، یک شبکه عصبی پیش‌خور FNN متداول به 50176 وزن ورودی نیاز دارد که با این اوصاف، شبکه فوق به زمان زیاد و انبوهی از داده آموزشی نیاز دارد؛ علاوه بر اینکه با تبدیل ماتریس پیکسل تصاویرها به بردار، اطلاعات موقعیت‌های مکانی پیکسل‌ها در تصویر نادیده گرفته شده و از بین خواهد رفت که اطلاعات ارزشمندی از جزئیات محیط، توزیع میدان و موارد دیگر است. برای جلوگیری از این موضوع به‌جای استفاده از مقادیر پیکسل به‌عنوان ویژگی می‌توان از شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) برای یادگیری و درک ویژگی‌های مهم تصاویر استفاده کرد [۳۷].

CNNها حاوی چندین لایه پنهان هستند که با پیشروی در لایه‌ها، سطح یادگیری ویژگی از جزئیات معنادار تصویر افزایش می‌یابد. این افزایش کیفی استخراج ویژگی با اعمال فیلترهای مختلف بر روی تصویر آموزشی و انتقال تصویر کانولوشن شده به‌عنوان ورودی به لایه بعدی به‌دست می‌آید [۳۴].

CNNها ابزار قدرتمندی در کار با داده‌هایی هستند که به شکل آرایه‌های چندبعدی می‌آیند؛ ولی اگر ضرایب وزن‌ها از ابتدا آموزش داده شوند دارای محدودیت‌های زیر است:

- ۱) تعداد زیادی مثال برای درک تنوع ویژگی‌ها مورد نیاز است.
- ۲) فرایند آموزش به سخت‌افزارها و نرم‌افزارهای محاسباتی گران‌بها نیاز دارد و زمانی طولانی را طلب می‌کند.
- ۳) پیکربندی معماری شبکه ممکن است به دلیل زیادبودن ترکیبات لایه‌های شبکه، بسیار پیچیده شود.

با نگاهی به معماری CNNها دیده می‌شود که شیوه یادگیری آنها به‌صورت سلسله‌مراتبی است [۳۸]؛ بدین معنا که ویژگی‌های شناسایی شده توسط لایه‌های اول، ویژگی‌های عمومی هستند و می‌توانند در دیگر مسائل نیز مورد استفاده قرار گیرند؛ در حالی که ویژگی‌های به‌دست‌آمده توسط لایه‌های آخر ویژگی‌های خاص هستند و به مجموعه داده‌ها و موضوع مد نظر مسأله مورد نظر بستگی دارند. همین موضوع موجب شده تا فکر استفاده از CNNهای قدرتمند از پیش آموزش‌دیده (که از قبل برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر متنوعی آموزش دیده‌اند) به ذهن خطور کند که با استفاده از آنها بخش اولیه کار، بدون فرایند آموزش‌دهی انجام شود. در این راستا برخی از طبقات لایه‌های داخلی چنین CNNهایی را می‌توان بدون نیاز به تکرار در آموزش مجدد آنها برای تشخیص برخی از ویژگی‌های سطح پایین (معمولاً مشترک بین تصاویر مانند لبه‌ها، اشکال هندسی، گوشه‌ها و روشنایی) استفاده کرد و پس از انجام این مرحله، ویژگی‌های استخراج‌شده به بخش دوم شبکه انتقال داده شوند تا با یادگیری در مرحله بعدی، ویژگی‌های خاص را هم استخراج کنند. این فرایند نمونه‌ای از مفهوم «انتقال یادگیری» است [۳۹] و [۴۰] که در آن می‌توان از قدرت تشخیص CNNهای از پیش آموزش‌دیده برای استخراج برخی ویژگی‌های کلی از تصاویر و در نتیجه کوتاه‌شدن زمان و تسریع روند آموزش استفاده کرد. این روش مزایای بسیاری دارد؛ به‌ویژه زمانی که تعداد تصاویر آموزشی موجود کم و محدود باشد و یا اینکه سخت‌افزار در دسترس برای آموزش از گام ابتدایی، ضعیف باشد.

برای استخراج ویژگی‌های اولیه، شبکه عصبی کانولوشنی VGG-19 با استفاده کردیم که عمق شبکه ۱۹ لایه و با اندازه تصویر ورودی 224×224 است. این شبکه بر روی بیش از یک میلیون تصویر با هدف اصلی طبقه‌بندی تصاویر در ۱۰۰۰ نوع از اشکال و اشیا آموزش دیده است. به‌منظور استفاده از شبکه، لایه بالایی مدل VGG-19 (به عبارتی لایه طبقه‌بندی‌کننده) را بریده و از باقیمانده لایه‌ها برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود.

۲-۳-۳-۲ برآزش‌کننده‌های لایه‌های فوقانی CNN از پیش آموزش‌دیده

وقتی ویژگی‌های اولیه تصاویر با استفاده از شبکه از پیش آموزش‌دیده (مثلاً VGG-19) استخراج گردیدند، لایه‌هایی برای یافتن هدف خاص مد نظر که در این مقاله محل اصابت صاعقه است، بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده احتیاج می‌شوند. پس لازم است که لایه فوقانی VGG-19 را با لایه‌هایی برای استخراج ویژگی‌های نهایی جایگزین کرد و تنظیم پارامترهای آن را انجام داد. مرحله بعدی نیز اجرای الگوریتم برآزشی و آخرین مرحله، یافتن تابع فعال‌سازی مناسب است.

۲-۳-۳-۲ روند آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

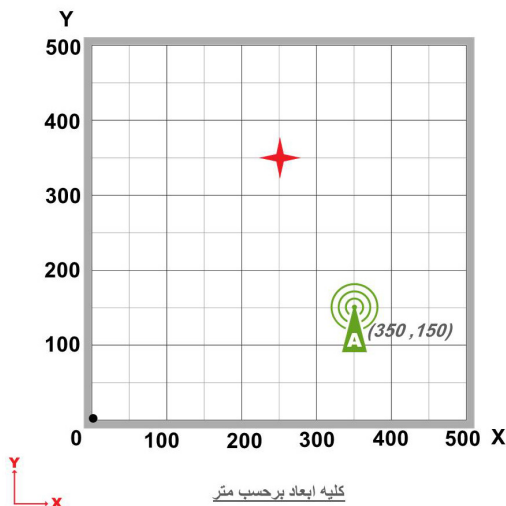
با استفاده از این لایه‌های انتهایی، شبکه عصبی پیش‌بینی‌کننده با استفاده از یکی از روش‌های معتبر (مثلاً اعتبارسنجی متقاطع k لایه‌ای که در ادامه اعتبارسنجی متقاطع پنج‌لایه‌ای شرح داده خواهد شد) ارزیابی می‌شود. در ابتدا مجموعه داده‌ها، مخلوط و سپس به پنج گروه مختلف تقسیم می‌گردد. در واقع داده‌ها به پنج گروه افزای می‌شوند. یک بخش از نمونه‌ها به‌عنوان مجموعه آزمون، جدا و بقیه نیز به پنج بخش مساوی تقسیم می‌شوند و یک بخش به اعتبارسنجی و چهار بخش به نمونه‌های آموزشی اختصاص می‌یابد. سپس مدل با مجموعه آموزشی، آموزش داده و کیفیت کار هر دوره آن با مجموعه اعتبارسنجی ارزیابی می‌شود. برآزش مدل با معیار حداقل خطا (با اعمال مجموعه اعتبارسنجی) برای ابقا و انتقال نتایج تخمین به مجموعه آزمون انجام می‌شود. بعد از آنکه مدل، کامل با استفاده از مجموعه‌های آموزشی و اعتبارسنجی آموزش داده شد از مجموعه آزمون استفاده می‌شود. استفاده از مجموعه اعتبارسنجی موجب می‌شود تا بدون هیچ جهتگیری خاصی، ارزیابی از برآزش مدل انجام پذیرد و پارامترهای مدل مناسب‌تر تنظیم گردد. مسلم است استفاده از روش ارزیابی اعتبارسنجی متقاطع، مانع از گرایش بیش از حد به بیش‌برآزش و به یک مجموعه آزمایشی خاص می‌شود؛ زیرا تک‌تک مشاهدات به‌عنوان بخشی از مجموعه آزمون قطعاً در یکی از پنج دور در نظر گرفته می‌شوند. بعد از آنکه پنج دور آموزش و یادگیری کامل شد، دقت پیش‌بینی مدل با مقایسه خروجی‌ها با مقادیر هدف مختصات x و y ارزیابی می‌شود.

۲-۳-۳-۲ ارزیابی مدل

در این قسمت پراکندگی تخمین از هدف واقعی بررسی می‌شود. برآزش با استفاده از یکی از روش‌های برآزش (مثلاً حداقل مربعات) انجام می‌گردد و با معیارهایی مقدار صحت و خطای تخمین نسبت به هدف اصلی سنجیده می‌شود [۳۶].

۳- روش پیشنهادی

ایده اصلی و نوآورانه مقاله فعلی، جایگزینی روش‌های کلاسیک و مرسوم مورد استفاده برای تعیین محل اصابت صاعقه با ایده استفاده از FDTD-۳D در محیط سه‌بعدی و بر اساس نتایج ترکیب EMTR با یادگیری ماشینی می‌باشد که در شکل ۲ آمده است.



شکل ۴: نمای عمودی محیط و موقعیت حسگر.

ابعاد حوزه محاسباتی ۵۰۰ متر × ۵۰۰ متر × ۵۰۰ متر با یک شبکه مش با سلول‌های مکعبی به ابعاد ۵ متر × ۵ متر × ۵ متر و گام زمانی ۹٫۵ ثانیه در نظر گرفته شد. شرط لیاثو [۳] به‌عنوان شرایط مرزی جذب برای جلوگیری از بازتاب در مرزها استفاده شد. حسگر، مؤلفه عمودی میدان الکتریکی (E_z) ناشی از صاعقه را اندازه‌گیری می‌کند.

۲-۳ شبیه‌سازی با تکنیک ۳D-FDTD و با روش EMTR

منبع صاعقه را تابع هایدلر (۱) در نظر گرفته و با ۳D-FDTD شکل موج میدان در حسگر محاسبه می‌شود. سپس با روش EMTR، ابتدا وارون‌سازی زمانی شکل میدان در مختصات حسگر را انجام داده و با بازانتشار آن، شکل موج میدان در کل محیط به‌دست می‌آید و نهایتاً با استفاده از یادگیری ماشین به پاسخ خروجی منجر می‌گردد. شرح مراحل انجام‌شده به ترتیبی است که در ادامه آمده است.

۳-۲-۱ ساخت پایگاه داده

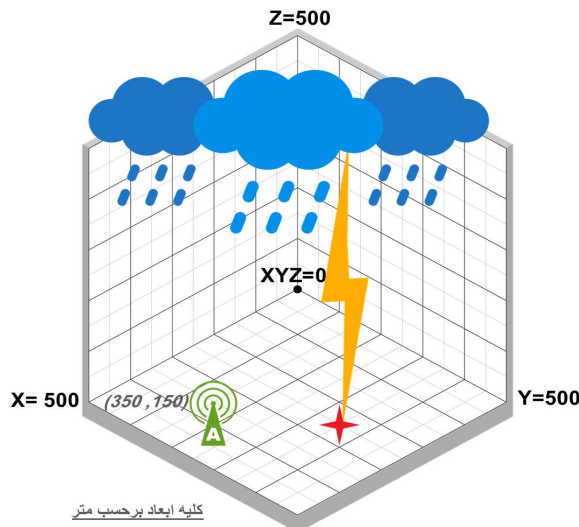
برای ساخت پایگاه داده، ابتدا صاعقه در موقعیت‌های مختلف (با $N < 100$) اعمال شد و دنباله‌هایی از سیگنال‌های حسگر به‌دست آمد. در مرحله بعد، سیگنال معکوس‌شده زمانی از محل حسگر با استفاده از روش ۳D-FDTD بازپخش گردید و آرایه سه‌بعدی سیگنال محاسبه‌شده در مرحله بازانتشار به‌دست آمد. سپس به بیشینه مقدار موجود در آرایه سه‌بعدی، نرمالیزه و یک ماتریس سه‌بعدی از داده‌ها ایجاد گردید و با استفاده از دستورات MATLAB به تصاویر RGB تبدیل شد. نهایتاً با موقعیت بعدی منبع، تصاویر بعدی تولید گردیدند.

۳-۲-۲ استخراج ویژگی

از شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) برای یادگیری و درک ویژگی‌های مهم تصاویر استفاده شد. در این مطالعه برای استخراج ویژگی‌های اولیه با تکنیک انتقال یادگیری از شبکه عصبی کانولوشنی VGG-19 با ضرایب وزنی از پیش آموزش‌داده‌شده در پایگاه داده ImageNet۳۴ به شکلی که در کتابخانه Keras به‌کار رفته است [۴۲]، استفاده شد. به‌منظور استفاده از شبکه برای نیازهای خود، لایه بالایی مدل VGG-19 (لایه طبقه‌بندی‌کننده) جدا و از باقیمانده لایه‌ها برای استخراج ویژگی استفاده گردید. با آزمایش هر یک از تصاویر، بردار ویژگی ۴۰۹۶ بُعدی برای هر تصویر به‌دست آمد و سپس این بردارها برای تشکیل مجموعه‌ای داده به هم متصل شدند تا برای مدل‌های برآزشی استفاده گردند که امکان تخمین بهتر مختصات x و y منبع را دارند.



شکل ۲: روندنمای روش پیشنهادی برای تعیین موقعیت صاعقه.



شکل ۳: هندسه سه‌بعدی محیط و مختصات حسگر.

در [۴۱] نشان داده شده است که روش یادگیری ماشین ML به همراه EMTR می‌تواند برای کاهش تعداد حسگرها به یک حسگر برای تعیین محل منابع الکترومغناطیسی در حضور پراکنده‌سازها و در محیط دوبعدی به‌کار رود. اگرچه نشان داده شده است که EMTR مبتنی بر ۲D-FDTD دقتی بالا در شناسایی موقعیت‌های صاعقه الکترومغناطیسی دارد، کار فعلی شبیه‌سازی سه‌بعدی محیط مورد مطالعه با کمک ۳D-FDTD، عاملی مهم در دستیابی به نتایج دقیق تعیین محل اصابت صاعقه در محیط سه‌بعدی است.

۳-۱ مدل‌ها و فرضیه‌های در نظر گرفته‌شده برای

مدل‌سازی هندسه و محیط سه‌بعدی مورد مطالعه

برای افزایش دقت در محاسبه میدان‌های الکترومغناطیسی صاعقه در محیط‌های سه‌بعدی از تکنیک ۳D-FDTD استفاده شد. شکل‌های ۳ و ۴ مختصات حسگر و فضای هندسی محیط را که همان حوزه محاسباتی است برای ۳D-FDTD نشان می‌دهند. زمین به‌عنوان یک رسانای الکتریکی کامل (PEC) فرض گردید و کانال صاعقه منبع جریان در راستای محور Z در نظر گرفته شد. جریان پایه کانال با استفاده از تابع هایدلر نمایش داده شد و پارامترهای آن تنظیم گردیدند [۲۶] و [۲۷]

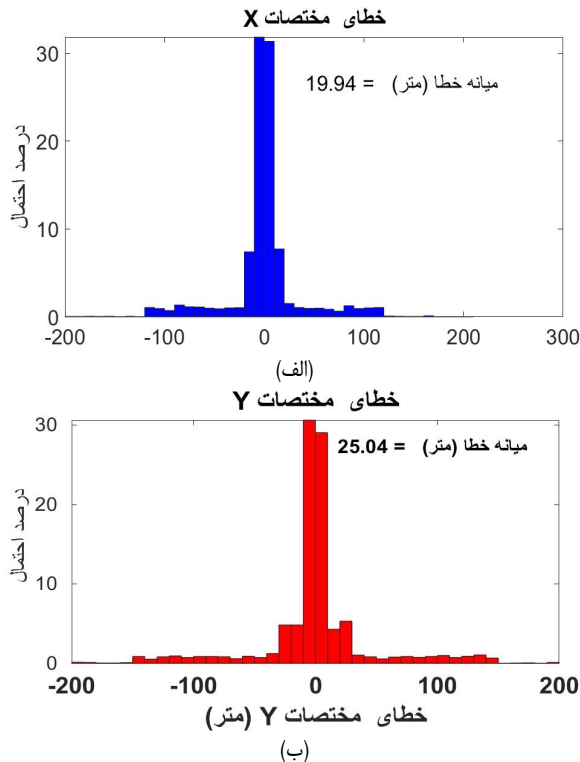
$$i(t) = \frac{I_{11}}{\eta_1} \frac{\left(\frac{t}{\tau_{11}}\right)^{\eta_1}}{1 + \left(\frac{t}{\tau_{11}}\right)^{\eta_1}} e^{-\frac{t}{\tau_{11}}} + \frac{I_{12}}{\eta_2} \frac{\left(\frac{t}{\tau_{12}}\right)^{\eta_2}}{1 + \left(\frac{t}{\tau_{12}}\right)^{\eta_2}} e^{-\frac{t}{\tau_{12}}} \quad (1)$$

$$I_{11} = 10700 \text{ A}, \tau_{11} = 0.25 \mu\text{s}, \tau_{12} = 2.5 \mu\text{s}$$

$$I_{12} = 6500 \text{ A}, \tau_{12} = 0.25 \mu\text{s}, \tau_{13} = 230 \mu\text{s}$$

$$\eta_1 = 2, \eta_2 = 0.639, \eta_3 = 2, \eta_4 = 0.867$$

سرعت انتشار موج، نصف سرعت نور و برابر با ۱۵۰ هزار کیلومتر بر ثانیه در نظر گرفته شد.

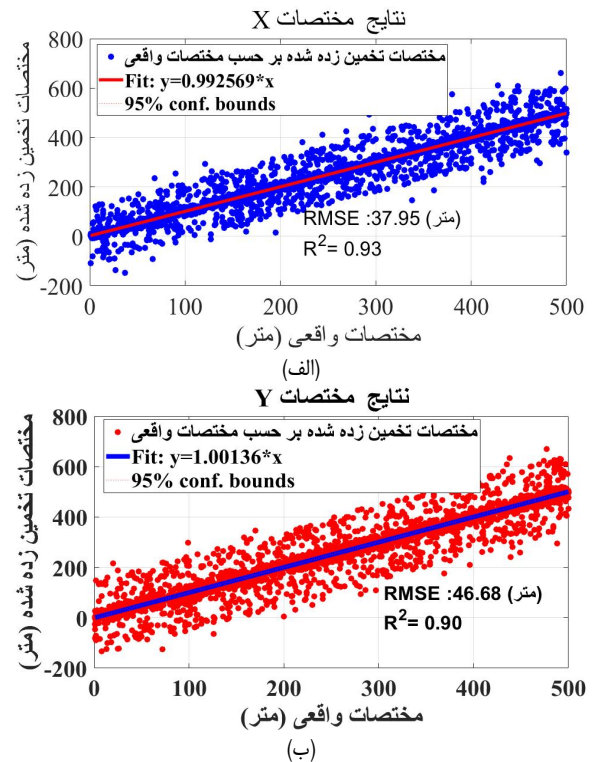


شکل ۴: نمایش احتمال پراکندگی برحسب خطای تخمین از مقدار واقعی.

جذر میانگین مربعات خطاها (RMSE) برای مختصات x و y به ترتیب ۳۸ و ۴۷ متر است. این مقادیر کم خطا نشان داد که با داشتن داده‌های میدان الکتریکی، این مدل قادر به پیش‌بینی خوبی از محل منبع است. در انتها هیستوگرام احتمال خطا بین مختصات x و y منبع دوبعدی و محل تخمین زده شده توسط مدل در شکل ۶ ترسیم گردید. ارتفاع میله در هر بازه خطا، تعداد نسبی مشاهداتی است که در آن بازه قرار گرفت.

۴- نتیجه گیری

در این مقاله، ترکیب روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی و یادگیری ماشین برای تعیین محل اصابت صاعقه در محیط‌های سه‌بعدی پیشنهاد گردید. در این مدل ترکیبی، ابتدا روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی به‌عنوان یک مرحله پیش‌پردازش برای تبدیل سیگنال الکتریکی گذرای اندازه‌گیری شده به داده‌های ورودی مورد نیاز و حاوی اطلاعات مستتر برای مدل یادگیری ماشین استفاده شد. از آنجا که برای تشخیص محل برخورد صاعقه به کمک روش معکوس زمانی الکترومغناطیسی، نیاز به محاسبه میدان الکترومغناطیسی ناشی از صاعقه در محیط مورد نظر است، از میان تکنیک‌های موجود از FDTD و مبانی اصولی آن برای محاسبه میدان الکترومغناطیسی ناشی از صاعقه استفاده گردید. در این تحقیق از روش تفاضل محدود حوزه زمان سه‌بعدی (۳D-FDTD) استفاده شد. از سوی دیگر از یادگیری ماشین برای پردازش نتایج بازانتشار برای تولید پروفایل‌های سه‌بعدی میدان الکتریکی عمودی با تبدیل به صورت تصاویر RGB از داده‌ها استفاده شد. یک شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) از نوع VGG-19 از پیش آموزش دیده به‌عنوان ابزار استخراج ویژگی مورد استفاده قرار گرفت که تصاویر تولید شده شبیه‌سازی به‌عنوان ورودی این شبکه در نظر گرفته شد. نهایتاً برازش بر روی ویژگی‌های استخراج شده اولیه برای تعیین محل اصابت صاعقه آموزش داده شد. نتایج حاکی از آن بود که روش پیشنهادی می‌تواند محل اصابت صاعقه در محیط سه‌بعدی را با کمک یک حسگر و جهت‌یاب با دقت قابل قبولی تعیین کند.



شکل ۵: نمایش خطای مختصات تخمین زده شده برحسب مختصات واقعی.

۳-۲-۳- برازش‌کننده‌های لایه‌های فوقانی CNN از پیش آموزش دیده

وقتی ویژگی‌های اولیه تصاویر استخراج شدند لایه فوقانی VGG-19 با یک لایه پنهان با ۲۰ گره جایگزین شد. مرحله بعدی، اجرای الگوریتم گرادیان کاهشی با انتخابی از Keras بود. آخرین مرحله در نظر گرفتن تابع فعال‌سازی مناسبی بود که تابع واحد خطی یکسوشده (ReLU) برای مدل انتخاب شد.

۳-۲-۳- روند آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

با استفاده از این لایه انتهایی، شبکه عصبی پیش‌بینی‌کننده با استفاده از اعتبارسنجی متقاطع ۵ لایه‌ای آموزش داده شده، و تأیید گردیده و آزمایش شد. ۲۰٪ نمونه‌ها به‌عنوان مجموعه آزمون، جدا و بقیه نیز به پنج بخش مساوی تقسیم گردیدند و یک بخش به اعتبارسنجی و چهار بخش به نمونه‌های آموزشی اختصاص داده شد. سپس مدل با مجموعه آموزشی، آموزش داده شد و کیفیت کار در هر دوره با مجموعه اعتبارسنجی ارزیابی گردید. برازش مدل با معیار حداقل خطا (با اعمال مجموعه اعتبارسنجی) برای ابقا و انتقال نتایج تخمین به مجموعه آزمون انجام شد. بعد از آنکه مدل به‌طور کامل با استفاده از مجموعه‌های آموزشی و اعتبارسنجی آموزش داده شد از مجموعه آزمون استفاده گردید. پس از کامل شدن پنج دور آموزش و یادگیری، دقت پیش‌بینی مدل با مقایسه خروجی‌ها با مقادیر هدف مختصات x و y ارزیابی گردید.

۳-۲-۳- ارزیابی مدل

شکل ۵ نمودارهای پراکندگی تخمین از هدف را نشان می‌دهد. خط برازش شده با استفاده از برازش حداقل مربعات به‌دست آمد. مقدار بسیار بالای ضریب تعیین (R^2) نشان داد که قسمت عمده واریانس داده‌ها توسط خط برازش توضیح داده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌گردد

- [18] Y. Liu, R. Mitra, T. Su, X. Yang, and W. Yu, Parallel finite-difference time-domain method: Artech, 2006.
- [19] W. Hou, M. Azadifar, M. Rubinstein, F. Rachidi, and Q. Zhang, "The polarity reversal of lightning-generated sky wave," *J. of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 125, no. 17, Article ID: e2020JD032448, 16 Sept. 2020.
- [20] F. Wu, J. L. Thomas, and M. Fink, "Time reversal of ultrasonic fields. II. experimental results," *IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 39, no. 5, pp. 567-578, Sept. 1992.
- [21] J. Sun, Q. Yang, W. Xu, and W. He, "A distribution line fault location estimation algorithm based on electromagnetic time-reversal method calculated in the finite difference time domain," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 64, no. 3, pp. 865-873, Jun. 2022.
- [22] H. Karami, F. Rachidi, and M. Rubinstein, "On the use of electromagnetic time reversal for lightning location," in *Proc. 1st URSI Atlantic Radio Science Conf., URSI AT-RASC'15*, Gran Canaria, Spain, 16-24 May 2015.
- [23] G. Lugrin, N. M. Mora, F. Rachidi, M. Rubinstein, and G. Diendorfer, "On the location of lightning discharges using time reversal of electromagnetic fields," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 56, no. 1, pp. 149-158, Feb. 2013.
- [24] N. Mora, F. Rachidi, and M. Rubinstein, "Application of the time reversal of electromagnetic fields to locate lightning discharges," *Atmospheric Research*, vol. 117, pp. 78-85, Nov. 2012.
- [25] H. Karami, M. Azadifar, A. Mostajabi, M. Rubinstein, and F. Rachidi, "Numerical and experimental validation of electromagnetic time reversal for geolocation of lightning strikes," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 62, no. 5, pp. 2156-2163, Oct. 2019.
- [26] S. Mohammadi, H. Karami, M. Azadifar, and F. Rachidi, "On the efficiency of openACC-aided GPU-based FDTD approach: application to lightning electromagnetic fields," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 7, Article ID: 2359, 2020.
- [27] S. Mohammadi, H. Karami, M. Azadifar, M. Rubinstein, and F. Rachidi, "Assessing the efficacy of a GPU-based MW-FDTD method for calculating lightning electromagnetic fields over large-scale terrains," *IEEE Letters on Electromagnetic Compatibility Practice and Applications*, vol. 2, no. 4, pp. 106-110, Dec. 2020.
- [28] T. Wang, S. Qiu, L. H. Shi, and Y. Li, "Broadband VHF localization of lightning radiation sources by EMTR," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 59, no. 6, pp. 1949-1957, Dec. 2017.
- [29] L. Chen, et al., "Artificial intelligence-based solutions for climate change: a review," *Environmental Chemistry Letters*, vol. 21, no. 5, pp. 2525-2557, Oct. 2023.
- [30] L. Wang, B. M. Hare, K. Zhou, H. Stöcker, and O. Scholten, "Identifying lightning structures via machine learning," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 170, Article ID: 113346, May 2023.
- [31] X. Wang, K. Hu, Y. Wu, and W. Zhou, "A Survey of Deep Learning-Based Lightning Prediction," *Atmosphere*, vol. 14, no. 11, Article ID: 1698, 2023.
- [32] J. Leinonen, U. Hamann, I. V. Sideris, and U. Germann, "Thunderstorm nowcasting with deep learning: a multi-hazard data fusion model," *Geophysical Research Letters*, vol. 50, no. 8, Article ID: e2022GL101626, 28 Apr. 2023.
- [33] J. Tavoosi, et al., "A hybrid approach for fault location in power distributed networks: impedance-based and machine learning technique," *Electric Power Systems Research*, vol. 210, Article ID: 108073, Sept. 2022.
- [34] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 27 May 2015.
- [35] T. Chen and C. Guestrin, "Xgboost: a scalable tree boosting system," in *Proc. of the 22nd ACM SIGKDD Int. Con. on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 785-794, San Francisco, CA, USA, 13-17 Aug. 2016.
- [36] P. W. Holland and R. E. Welsch, "Robust regression using iteratively reweighted least-squares," *Communications in Statistics-Theory and Methods*, vol. 6, no. 9, pp. 813-827, 1977.
- [37] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, Nov. 1998.
- [38] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, "Convolutional neural networks: an overview and application in radiology," *Insights into Imaging*, vol. 9, pp. 611-629, Aug. 2018.
- [39] J. Yosinski, J. Clune, Y. Bengio, and H. Lipson, "How transferable are features in deep neural networks?" in *Proc. of the 27th Int. Conf. on Neural Information Processing Systems, NIPS'14*, vol. 2, pp. 3320-3328, Montreal, Canada, 8-13 Dec. 2014.

۵- سپاسگزاری

از آقای دکتر حمیدرضا کرمی که یاریگر ارزشمندی بودند سپاسگزاری ویژه دارم. همچنین قدردان کلیه دوستانی هستم که مرا به هر طریق در اجرای این تحقیق یاری کرده‌اند. از مدیر محترم دانشکده برق دانشگاه بوعلی سینا و به‌ویژه مدیر محترم بخش کامپیوتر که با سعه صدر اوقات بسیاری را برای انجام پردازش بر روی کامپیوترهای قدرتمند سایت دانشگاه در اختیار اینجانب قرار دادند نیز کمال سپاسگزاری را دارم.

مراجع

- [1] F. Rachidi, M. Rubinstein, and M. Paolone, *Electromagnetic Time Reversal: Application to EMC and Power Systems*, Wiley Online Library, 2017.
- [2] A. I. Ioannidis, P. N. Mikropoulos, T. E. Tsovilis, and N. D. Kokkinos, "Lightning protection of historical buildings and cultural heritage monuments: a literature review," in *Proc. of the 36th Int. Conf. on Lightning Protection, ICLP'22*, pp. 479-484, Cape Town, South Africa, 2-7 Oct. 2022.
- [3] Y. Baba and V. A. Rakov, *Electromagnetic Computation Methods for Lightning Surge Protection Studies*, John Wiley & Sons, 2016.
- [4] J. An, C. Zhuang, F. Rachidi, and R. Zeng, "An effective EMTR-based high-impedance fault location method for transmission lines," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 63, no. 1, pp. 268-276, Feb. 2021.
- [5] R. Razzaghi, et al., "An efficient method based on the electromagnetic time reversal to locate faults in power networks," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 28, no. 3, pp. 1663-1673, Jul. 2013.
- [6] Z. Wang, R. Razzaghi, M. Paolone, and F. Rachidi, "Electromagnetic time reversal similarity characteristics and its application to locating faults in power networks," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 35, no. 4, pp. 1735-1748, Aug. 2020.
- [7] R. Razzaghi, et al., "Locating lightning strikes and flashovers along overhead power transmission lines using electromagnetic time reversal," *Electric Power Systems Research*, vol. 160, pp. 282-291, Jul. 2018.
- [8] N. Pineda, et al., "Meteorological aspects of self-initiated upward lightning at the säntis tower (switzerland)," *J. of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 124, no. 24, pp. 14162-14183, 27 Dec. 2019.
- [9] D. Li, et al., "The propagation effects of lightning electromagnetic fields over mountainous terrain in the earth-ionosphere waveguide," *J. of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 124, no. 24, pp. 14198-14219, 27 Dec. 2019.
- [10] M. Azadifar, et al., "Partial discharge localization using electromagnetic time reversal: a performance analysis," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 147507-147515, 020.
- [11] H. Karami, M. Azadifar, A. Mostajabi, M. Rubinstein, and F. Rachidi, "Localization of electromagnetic interference source using a time reversal cavity: application of the maximum power criterion," in *Proc. of the IEEE Int. Symp. on Electromagnetic Compatibility & Signal/Power Integrity, EMC/SP'20*, pp. 598-602, Reno, NV, USA, 28 Jul.-28 Aug. 2020.
- [12] A. Nag, M. Murphy, W. Schulz, and K. Cummins, "Lightning locating systems: insights on characteristics and validation techniques," *Earth and Space Science*, vol. 2, no. 4, pp. 65-93, Apr. 2015.
- [13] R. Razzaghi, G. Lugrin, F. Rachidi, and M. Paolone, "Assessment of the influence of losses on the performance of the electromagnetic time reversal fault location method," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 32, no. 5, pp. 2303-2312, Oct. 2017.
- [14] D. Li, et al., "On lightning electromagnetic field propagation along an irregular terrain," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 58, no. 1, pp. 161-171, Feb. 2016.
- [15] H. Karami, et al., "Locating lightning using electromagnetic time reversal: application of the minimum entropy criterion," in *Proc. of the Int. Symp. on Lightning Protection, XV SIPDA'19*, 4 pp., Sao Paulo, Brazil, 30 Sept.-4 Oct. 2019.
- [16] K. S. Kunz and R. J. Luebbers, *The Finite Difference Time Domain Method for Electromagnetic*, CRC Press, 1993.
- [17] D. Li, Q. Zhang, Z. Wang, and T. Liu, "Computation of lightning horizontal field over the two-dimensional rough ground by using the three-dimensional FDTD," *IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility*, vol. 56, no. 1, pp. 143-148, Feb. 2014.

محمدحسین مرادی در سال ۱۳۶۹ مدرک کارشناسی برق خود را از دانشگاه صنعتی شریف و در سال ۱۳۷۲ کارشناسی ارشد مهندسی را از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمود و از سال ۱۳۷۲ نامبرده به عنوان عضو هیأت علمی گروه برق در دانشگاه بوعلی سینای همدان به کار مشغول بود و پس از آن به دوره دکترای مهندسی برق در دانشگاه استراسکالااید اسکاتلند در ۱۳۷۷ وارد گردید و در سال ۱۳۸۱ موفق به اخذ درجه دکترا در مهندسی برق- کنترل صنعتی از دانشگاه مذکور گردید. دکتر محمدحسین مرادی از سال ۱۳۷۲ در دانشکده مهندسی دانشگاه بوعلی سینا در همدان مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی و استاد ممتاز این دانشکده می باشد. وی در سال ۱۳۹۶ به عنوان دانشمند ISI و جزو ۱٪ افراد با بالاترین ارجاعات شده است. زمینه های علمی مورد علاقه ایشان متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند: کنترل ولتاژ و فرکانس سیستم قدرت، ریزشبهه و هوش مصنوعی می باشد.

- [40] S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning," *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, Oct. 2010.
- [41] A. Mostajabi, *et al.*, "Single-sensor source localization using electromagnetic time reversal and deep transfer learning: application to lightning," *Scientific Reports*, vol. 9, no. 1, Article ID: 17372, 22 Nov. 2019.
- [42] O. Russakovsky, *et al.*, "Imagenet large scale visual recognition challenge," *International J. of Computer Vision*, vol. 115, pp. 211-252, 11 Apr. 2015.

عباس همدونی اصلی در سال ۱۳۶۹ مدرک کارشناسی برق خود را از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد و در سال ۱۳۷۵ دانشنامه کارشناسی ارشد مهندسی برق را از دانشگاه تهران دریافت نمود. ایشان از سال ۱۳۹۶ دانشجوی دوره دکترای مهندسی برق دانشگاه بوعلی سینا همدان است.