

ISSN: 2821-157X		https://www.jasd.khadu.ir	
	Journal of Aerospace Defense Volume 4 Issue 2 Summer 2025 Pages 130 – 152		
Research Paper; 			
Design of reversible microstrip antenna based on convolutional neural network (CNN) and particle swarm optimization (BPSO) algorithm Gohar Varamini ^{1*}, Yaser Nemati ², Amin Eskandari ³, Gholamreza Saeedifar ⁴ 1*. Department of Electrical Engineering, Bey.C., Islamic Azad University, Beyza, Iran. Email: Gohar.Varamini@iau.ac.ir 2. Department of Computer Engineering, Bey.C., Islamic Azad University, Bayza, Iran. 3. Department of Computer Engineering, Shi.C, Islamic Azad University, Shiraz, Iran. 4. Department of Civil Engineering, Bey.C., Islamic Azad University, Bayza, Iran.			
Article Information		Abstract	
Accepted: 2025/11/24	In this study, a novel inverse design method for microstrip antenna design is proposed that combines convolutional neural network (CNN) pixel-based antenna modeling and binary particle swarm optimization (BPSO) algorithm to automate the process of generating antenna structures based on desired performance specifications. The framework follows a simple and systematic procedure. First, the antenna transmitter section is converted into a 10×10 binary matrix to enable searching of the combined design sections. Then, a convolutional neural network is trained using 150,000 simulated data to predict the scattering parameters as a fast alternative to time-consuming electromagnetic simulations. Next, using a pixel state fitness function, the BPSO algorithm is optimized with high confidence and the reflection coefficient at the target frequencies is minimized. Representing the antenna transmitter as binary pixels expands the design space and overcomes the weaknesses of manual trial-and-error design. The results of comparison with the genetic algorithm GA and the simulated feedback algorithm SA show that the BPSO-CNN framework has a faster convergence speed and less error in the loss coefficient value at target frequencies. In addition to developing intelligent antenna design methods, this research provides a scalable model for automatic optimization of electromagnetic equipment.		
Received: 2025/06/26			
Keywords:			
Keywords: Microstrip Antenna Convolutional Neural Network (PSO)Optimization Binary Particle Swarm Inverse Design			
Corresponding Author: Gohar Varamini			
Email: Gohar.Varamini@iau.ac.ir			
Gohar Varamini, Yaser Nemati, Amin Eskandari, Gholamreza Saeedifar;.(1405). Title: Design of reversible microstrip antennas based on convolutional neural network (CNN) and particle swarm optimization (BPSO) algorithm., Volume4 (Issue2), Page 130-152			



فصلنامه علمی دفاع هوافضایی

شماره ۲ دوره ۴
تابستان ۱۴۰۴
صفحات ۱۵۲ - ۱۳۰



مقاله پژوهشی؛

طراحی آنتن معکوس پذیر مایکرواستریپ مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) و الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات (BPSO)

گوهر ورامینی^{۱*}، یاسر نعمتی^۲، امین اسکندری^۳، غلامرضا سعیدی فر^۴^۱. گروه مهندسی برق، واحد بیضا، دانشگاه آزاد اسلامی، بیضا، ایران.^۲. گروه مهندسی کامپیوتر، واحد بیضا، دانشگاه آزاد اسلامی، بیضا، ایران.^۳. گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.^۴. گروه مهندسی عمران، واحد بیضا، دانشگاه آزاد اسلامی، بیضا، ایران.

چکیده

اطلاعات مقاله

در این پژوهش یک روش طراحی معکوس جدید به منظور طراحی آنتن های مایکرواستریپ ارائه شده است که مدل سازی پیکسلی آنتن شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) و الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات دودویی (BPSO) را با یکدیگر ترکیب تا فرآیند تولید ساختار آنتن بر اساس مشخصات عملکردی مورد نظر به صورت خودکار انجام شود. این چارچوب از یک روند ساده و منظم پیروی میکند. ابتدا بخش فرستنده امواج آنتن به یک ماتریس دودویی 10×10 تبدیل تا امکان جست و جو در بخش های طراحی ترکیبی فراهم گردد. سپس یک شبکه عصبی کانولوشنی با استفاده از ۱۵۰ هزار داده شبیه سازی شده آموزش داده می شود تا به عنوان جایگزینی سریع برای شبیه سازی های زمان بر الکترومغناطیسی پارامتر های پراکندگی را پیش بینی کند. در ادامه با استفاده از یک تابع برازندگی وضعیت پیکسل ها BPSO الگوریتم را با ضرب اطمینان بالا بهینه و ضریب بازتاب در فرکانس های هدف به حداقل برسد. نمایش بخش فرستنده امواج آنتن به صورت پیکسل های دودویی فضای طراحی گسترش می دهد و نقاط ضعف ناشی از طراحی دستی مبتنی بر آزمون و خطا را برطرف می کند. نتایج مقایسه با الگوریتم ژنتیک GA و الگوریتم بازخورد شبیه سازی شده SA نشان می دهد که چارچوب BPSO-CNN دارای سرعت همگرایی بیشتر و خطای کمتر در مقدار ضریب تلفات در فرکانس های هدف است. این پژوهش علاوه بر توسعه روش های هوشمند طراحی آنتن یک الگوی مقیاس پذیر برای بهینه سازی خودکار تجهیزات الکترومغناطیسی ارائه می دهد.

تاریخ دریافت:

۱۴۰۴/۰۴/۰۵

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۹/۰۸

کلیدواژه ها:

کلیدواژه ها:

آنتن مایکرواستریپ
شبکه عصبی کانولوشنی
(BPSO) بهینه سازی
گروه ذرات دودویی
طراحی معکوس

نویسنده مسئول:

گوهر ورامینی

ایمیل:

Gohar.Varamini@iau.ac.ir

استناد: گوهر ورامینی، یاسر نعمتی، امین اسکندری، غلامرضا سعیدی فر (۱۴۰۴). طراحی آنتن های معکوس پذیر مایکرواستریپ مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) و الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات (BPSO) دوره (شماره)، صفحه ۱-صفحه ۱۹.

۱- مقدمه

این دوران جهانی شدن، سیستم‌های ارتباطی، جهان را به هم نزدیک می‌کنند. اینترنت اشیا با نیاز به اتصال بیشتر در حال شکوفایی است. تقریباً هر بخشی، چه صنعت یا خدمات، نقش مهمی در مدرن سازی زندگی ایفا می‌کند. [۱] آنتن‌ها، که قلب این دنیای بی‌سیم متصل هستند، مراحل توسعه بسیاری را پشت سر گذاشته‌اند. کوچک‌سازی یک آنتن با عملکرد بهبود یافته به یک حوزه تحقیقاتی حیاتی تبدیل شده است. [۲] به طور خاص، کاربردهایی مانند اینترنت اشیا که نیاز به اتصال بین دستگاه‌های مختلف دارند، به آنتن‌های پهن‌بند و فوق پهن‌بند نیاز دارند. با توجه به رابطه بین پهنای باند و ضریب کیفیت آنتن، بهره و پهنای باند عوامل سازش‌دهنده یکدیگر هستند که به چالشی برای محققان تبدیل شده‌اند [۳]

دستیابی به عملکرد تابشی رضایت‌بخش در پهنای باند وسیع بدون به خطر انداختن کوچک‌سازی دستگاه، تمرکز اصلی است که نیاز به توجه فوری دارد [۴]. جدا از اینترنت اشیا، برداشت انرژی RF یکی دیگر از زمینه‌هایی است که به پهنای باند و بهره بالای آنتن نیاز دارد [۵]. آنتن‌های فراکتال کاندیداهای مناسبی برای چنین کاربردهایی هستند [۶].

از زمانی که پیشرفت تکنولوژی در صنعت ارتباطات بی‌سیم رخ داده است، نیاز به نرخ داده بالا با سرعت افزایش یافته است. [۷] یکی از راه‌های پاسخگویی به این تقاضا برای نرخ داده بالا و کارایی طیف مؤثر، استقرار سیستم‌های آنتن چند ورودی چند خروجی (MIMO) است [۸]. این سیستم‌های آنتن به دلیل مزایایی مانند پوشش گسترده، قابلیت اطمینان بالا و توانایی تولید توان عملیاتی بالا، در بسیاری از تحقیقات در حال انجام، کاندید هستند. [۲۸ و ۲۹] سیگنال ارسالی از آنتن‌ها اغلب تحت تأثیر انتشار چند مسیری قرار می‌گیرد که به دلیل وجود تپه‌ها یا ساختمان‌های بلند ایجاد می‌شود

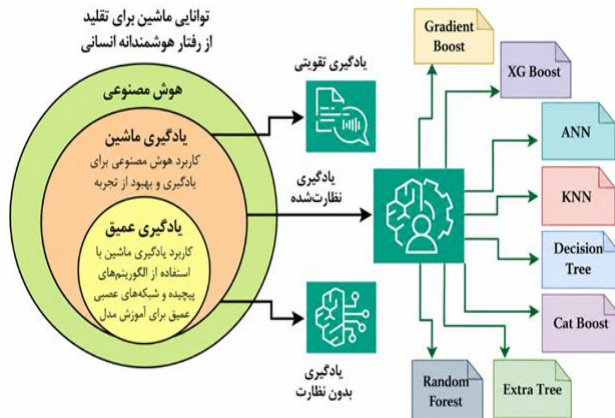
سیستم آنتن MIMO ویژگی‌های جلودگیری از این انتشارهای چند مسیری ناخواسته را ارائه می‌دهد. همچنین، سیستم آنتن MIMO روشی کارآمد برای افزایش ظرفیت کانال است. اثر کوپلینگ بین هر دو آنتنی که نزدیک به یکدیگر قرار می‌گیرند، ایجاد می‌شود. [۱۰] این به دلیل اثرات امواج سطحی و میدان‌های مرتبط با آنتن‌ها است. بنابراین، برای به حداقل رساندن این چالش‌های ناخواسته، ایزولاسیون خوب بین آنتن‌ها مهم است [۱۱].

آنتن‌های میکرواستریپ به دلیل وزن کم، ارتفاع پایین و ساختار مسطح خود، در سیستم‌های ارتباطات بی‌سیم مورد توجه گسترده قرار گرفته‌اند. این ویژگی‌ها باعث می‌شود [۱۲]. که این آنتن‌ها برای استفاده در تجهیزات قابل حمل مدرن بسیار مناسب باشند. در فناوری‌های ارتباطی نسل پنجم (5G) و نسل ششم (6G)، آنتن‌های میکرواستریپ نقش مهمی در فراهم کردن انتقال داده با سرعت بالا ایفا می‌کنند [۱۳ و ۲۸]. در حالی که ساختار فشرده خود را حفظ می‌کنند. به همین دلیل، این آنتن‌ها به اجزایی ضروری در تلفن‌های هوشمند، تبلت‌ها و تجهیزات ارتباطی تبدیل شده‌اند. روش‌های سنتی طراحی آنتن میکرواستریپ معمولاً بر پایه نرم‌افزارهای شبیه‌سازی تمام‌موج انجام می‌شوند [۱۴ و ۲۷]. در این روش‌ها، مهندسان طراح پارامترهایی مانند ابعاد پیچ، ضخامت زیرلایه و محل تغذیه را تغییر می‌دهند تا تأثیر آن‌ها بر عملکرد آنتن بررسی شده و بهترین مقادیر تعیین شوند [۱۵].

این روش طراحی به شدت وابسته به تنظیم دستی پارامترها و انجام مکرر شبیه سازی های تمام موج است که باعث افزایش هزینه محاسباتی و کاهش انعطاف پذیری طراحی، به ویژه در مسائل پیچیده چندباند و چندهدفه و صرف هزینه و زمان بالا می شود [۱۶]. یادگیری ماشین (ML) به عنوان ابزاری تحول آفرین در طراحی تجهیزات الکترومغناطیسی مطرح شده است و امکان پیش بینی و بهینه سازی مبتنی بر داده را فراهم می کند [۱۷]. پژوهش های اولیه در زمینه طراحی آنتن با استفاده از یادگیری ماشین، بر به کارگیری شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین های بردار پشتیبان (SVM) برای پیش بینی شاخص های عملکردی از روی پارامترهای هندسی تمرکز داشتند [۱۸]. با وجود کاهش زمان شبیه سازی، این مدل ها به دلیل محدود بودن به فضاهای پارامتری از پیش تعریف شده، نیازمند تعیین ویژگی های ساختاری مهم توسط مهندسان بودند.

پیشرفت های اخیر در یادگیری عمیق امکان توسعه روش های انعطاف پذیرتری را فراهم کرده است [۱۹]. به عنوان مثال، شبکه های مولد تخصصی (GAN) برای تولید ساختار آنتن بر اساس مشخصات عملکردی مورد استفاده قرار گرفته اند، اما آموزش این شبکه ها نیازمند معماری های پیچیده و منابع محاسباتی قابل توجهی است. مدل سازی پیکسلی یک پیشرفت مهم در افزایش آزادی طراحی بشمار می رود. با در نظر گرفتن هر بخش از صفحه فلزی به عنوان یک پیکسل دودویی فضای طراحی به یک فضای ترکیبیاتی تبدیل می شود که امکان ایجاد شکل های دلخواهی را فراهم می کند که مدل های پارامتری سنتی قادر به نمایش آن ها نیستند [۲۵ و ۲۶].

این رویکرد پیش تر در سایر حوزه های طراحی الکترومغناطیسی نیز با موفقیت به کار گرفته شده است؛ برای مثال در طراحی فیلترهای میکروویو، نمایش پیکسلی امکان ایجاد فیلترهایی با ویژگی های پاسخ فرکانسی منحصربه فرد را فراهم کرده است. در مرجع [۱۹]، رزوناتور پچ تقویت کننده توان فیلترکننده به یک ماتریس دودویی 20×10 پیکسلی تبدیل شده است. در فرآیند بهینه سازی با استفاده از الگوریتم BPSO تقویت کننده توان پیشنهادی توانست عملکرد دو باندهو پهن باندرا ارائه دهد. در ترکیب با شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) برای استخراج ویژگی ها و الگوریتم های بهینه سازی سراسری، مدل سازی پیکسلی راهکاری امیدوارکننده برای طراحی معکوس (Inverse Design) ارائه می دهد. در طراحی معکوس، هدف یافتن ساختارهایی است که معیارهای عملکردی مشخصی را برآورده کنند، نه اینکه تنها پارامترهای از پیش تعیین شده بهینه شوند [۱۹ و ۲۰]. در مرجع [۲۱]، نویسندگان با ترکیب CNN و الگوریتم ژنتیک (GA)، شبکه تطبیق خروجی تقویت کننده توان را به روش طراحی معکوس طراحی کردند. این روش نیاز به بهینه سازی های زمان بر و وابستگی به تخصص انسانی را کاهش می دهد. در مرجع [۲۲ و ۳۰] نیز یک شبکه عصبی دوگانه (Tandem Neural Network) متشکل از یک CNN و یک شبکه معکوس (Inverse Network) برای طراحی آنتن های چندباند ارائه شد که بدون نیاز به دانش تخصصی گسترده در این حوزه عمل می کند [۳۱ و ۳۲].



شکل (۱). ارتباط میان هوش مصنوعی (AI)، یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) [۲۴]

در این پژوهش، برای رفع محدودیت‌های روش‌های سنتی، یک نمایش پیکسلی از آنتن‌های میکرواستریپ معرفی شده است که ساختارهای هندسی را به ماتریس‌های دودویی مناسب برای پردازش توسط یادگیری ماشین تبدیل می‌کند. این چارچوب در ترکیب با یک CNN برای پیش‌بینی سریع عملکرد و الگوریتم BPSO برای بهینه‌سازی سراسری، امکان طراحی معکوس کارآمد را فراهم می‌آورد؛ به طوری که مشخصات عملکردی هدف، مستقیماً فرآیند جستجو برای یافتن ساختار بهینه آنتن را هدایت می‌کنند. برای ارزیابی این روش، یک آنتن میکرواستریپ دو بانده با فرکانس‌های کاری ۲.۸ گیگاهرتز و ۳.۷ گیگاهرتز به عنوان مسئله طراحی انتخاب شده است. نتایج اعتبارسنجی نشان می‌دهند که روش طراحی معکوس پیشنهادی قادر است آنتن میکرواستریپ را تولید کند که در فرکانس‌های موردنظر عمل کند. این رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق (Deep Learning) در مقایسه با روش‌های طراحی متداول، روشی کارآمدتر و انعطاف‌پذیرتر ارائه می‌دهد و پتانسیل بالایی برای خودکارسازی طراحی قطعات غیرفعال مایکروویو (Passive Microwave Components) دارد.

۲- طراحی و آموزش شبکه پیشرو (Forward) مبتنی بر CNN

در یک مدل یادگیری نظارت‌شده، کامپیوتر از یک مجموعه داده برچسب‌دار (Labeled) می‌آموزد تا برای ورودی‌های جدید، پاسخ‌های پیش‌بینی شده تولید کند. رگرسیون (Regression) و طبقه‌بندی (Classification)، دو شکل از تکنیک‌های یادگیری نظارت‌شده هستند. در وظیفه طبقه‌بندی، یک مدل با استفاده از الگوریتم یادگیری بر روی مجموعه‌ای از نمونه‌ها و [برچسب‌های] متناظر آن‌ها آموزش می‌بیند برچسب‌ها (Labels). پس از آموزش، مدل باید قادر باشد هر داده‌ی دیده‌نشده‌ای را در یکی از این برچسب‌ها دسته‌بندی کند. هدف الگوریتم رگرسیون، کشف تابع نگاشتی (Mapping function) است که متغیرهای ورودی (X) را به یک متغیر خروجی پیوسته (Y) منتقل کند. الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده‌ی بسیاری در ادبیات موضوع پیشنهاد شده است. شکل

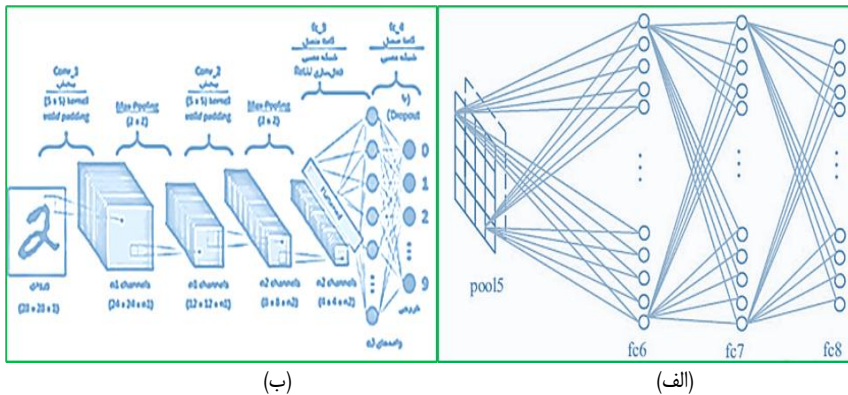
۵ دسته‌بندی الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده را به همراه مناسب بودن آن‌ها برای کاربردهای مختلف نشان می‌دهد.

یک الگوریتم یادگیری نظارت‌نشده از یک مجموعه داده بدون برچسب (Unlabeled) برای آموزش مدل استفاده می‌کند و می‌کوشد با استخراج ویژگی‌ها، هم‌رخدادی‌ها (Co-occurrence) و الگوهای زیربنایی موجود در داده‌ها، آن‌ها را معنا کند. در بسیاری از موارد، برچسب‌گذاری داده‌ها ممکن است در دسترس نباشد یا هزینه‌بر باشد؛ یادگیری نظارت‌نشده با یادگیری از داده‌ها و دسته‌بندی آن‌ها بدون استفاده از برچسب، بر این مشکل غلبه می‌کند. یادگیری نظارت‌نشده برای شناسایی الگوهایی در داده که با استفاده از روش‌های سنتی قابل مشاهده نیستند، بسیار مفید است [۸-۱۲].

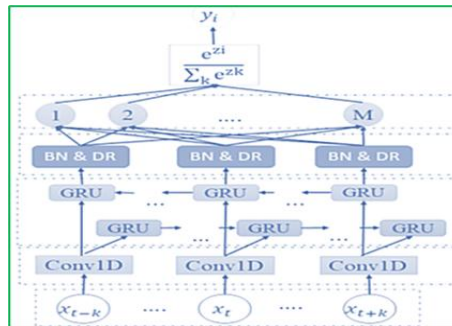
یادگیری عمیق (DL) نوعی فناوری است که شبکه عصبی مغز را مدل‌سازی می‌کند. برای توسعه الگوریتم‌های DL از لایه‌های متصل به هم استفاده می‌شود. لایه ورودی (Input layer) اولین لایه در DL است، در حالی که لایه خروجی (Output layer) آخرین لایه محسوب می‌شود. لایه‌های پنهان (Hidden layers) شامل تمامی لایه‌های میانی هستند. وزن (Weight)، بایاس (Bias) و تابع فعال‌ساز (Activation function) همگی بر شدت سیگنال انتقال‌یافته به نورون در لایه‌های بعدی تأثیر می‌گذارند. در یادگیری عمیق دو مرحله یادگیری وجود دارد: در مرحله اول، داده‌های ورودی تحت یک تبدیل غیرخطی قرار گرفته و یک مدل آماری ایجاد می‌شود؛ در مرحله دوم، مدل از طریق یک فرآیند ریاضی به نام مشتق‌گیری (Derivative) بهبود می‌یابد. این دو رویه صدها تا هزاران بار تکرار می‌شوند تا زمانی که شبکه عصبی به سطح قابل‌قبولی از دقت برسد [۸ و ۱۲].

الگوریتم یادگیری عمیق است که تصویر ورودی را دریافت می‌کند و به هر یک از اشیاء/جنبه‌های موجود در تصویر میزان اهمیت (وزن‌های قابل یادگیری و بایاس) تخصیص می‌دهد و قادر به متمایزسازی آن‌ها از یکدیگر است. در الگوریتم Conv Net در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های دسته‌بندی به پیش‌پردازش (Pre Processing) کمتری نیاز است. پیچشی (Conv Nets)، با آموزش دیدن به اندازه کافی، توانایی فراگیری این فیلترها/مشخصات را کسب می‌کند.

معماری Conv Net مشابه با الگوی اتصال «نورون‌ها» (Neurons) در مغز انسان است و از سازمان‌دهی «قشر بصری» (Visual Cortex) در مغز الهام گرفته شده است. هر نورون به محرک‌ها تنها در منطقه محدودی از میدان بصری که تحت عنوان «میدان تأثیر» (Receptive Field) شناخته شده است پاسخ می‌دهد. یک مجموعه از این میدان‌ها برای پوشش دادن کل ناحیه بصری با یکدیگر هم‌پوشانی دارند. [۱۵ و ۱۶].



شکل (۲). (الف) و (ب) الگوریتم ساختار شبکه کانولوشن چند بعدی [۱۶و۱۵].



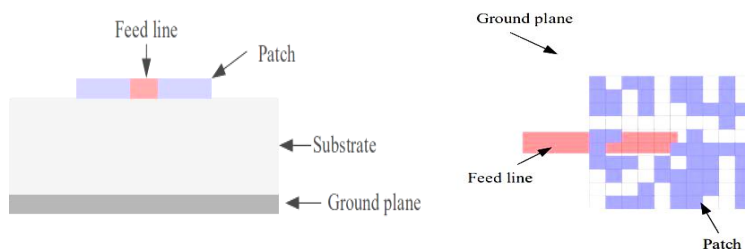
شکل (۳). الگوریتم ساختار شبکه کانولوشن چند بعدی و یادگیری عمیق [۱۶و۱۵].

آنتن بر روی یک زیرلایه برد مدار چاپی (PCB) با ثابت دی‌الکتریک ۲.۲ و ضخامت ۲.۵ میلی‌متر طراحی شده است. در این مطالعه، برای ساده‌سازی چارچوب اولیه طراحی، فرض شده است که زیرلایه دی‌الکتریک یک زیرلایه ایده‌آل و بدون تلفات است. این ایده‌آل‌سازی به ما اجازه می‌دهد تا بدون درگیر شدن با پیچیدگی‌های ناشی از تلفات دی‌الکتریک، بر روابط بنیادی میان هندسه آنتن و ویژگی‌های تشعشعی آن تمرکز کنیم. این ضخامت ۲.۵ میلی‌متری عمدتاً به منظور بهبود پهنای باند آنتن انتخاب شده است، زیرا بردهای دی‌الکتریک نازک‌تر معمولاً باعث کاهش پهنای باند می‌شوند و در نتیجه سنتز آنتن‌های پهن‌بند در فرآیند طراحی معکوس را دشوار می‌سازند. افزایش ضخامت، محدودیت‌های میدان الکترومغناطیسی را کاهش داده و بهینه‌سازی برای دستیابی به پهنای باند عملیاتی گسترده‌تر را تسهیل می‌کند. پیچ تشعشع‌کننده و خط تغذیه روی لایه بالایی (در یک صفحه مشترک) چاپ شده‌اند. لایه پایینی به‌طور کامل با مس پوشانده شده و به عنوان صفحه زمین (Ground Plane) آنتن پیچ عمل می‌کند. پیچ به یک شبکه 10×10 تقسیم شده است.



شکل (۴). گردش کار فراخوانی داده‌ها برای یادگیری ماشین

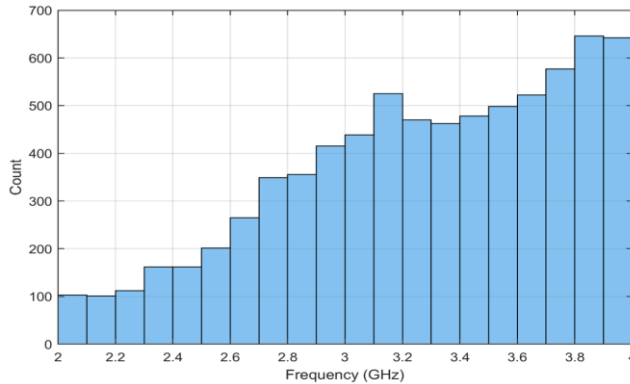
همان‌گونه که در شکل ۱ نشان داده شده است، فضای طراحی کلی شامل 2×100 پیکربندی مختلف است که جستجوی کامل و بررسی همه آن‌ها از نظر محاسباتی امکان‌پذیر نیست. اندازه هر پیکسل 6.5×6.5 میلی‌متر در نظر گرفته شده است و بین پیکسل‌های مجاور، همپوشانی ۰.۵ میلی‌متری وجود دارد تا توزیع پیوسته جریان تضمین شود و مشکلات احتمالی ناشی از ناپیوستگی در شبیه‌سازی‌های الکترومغناطیسی برطرف گردد [۱۷]. خط تغذیه میکرواستریپ در طراحی ثابت نگه داشته شده است، همان‌طور که در شکل ۱ با رنگ قرمز نشان داده شده است. انتهای خط تغذیه تا مرکز پیچ تشعشع‌کننده امتداد داده شده تا تطبیق امپدانس مناسب و انتقال مؤثر انرژی تضمین شود.



شکل (۵). چیدمان آنتن میکرواستریپ پیکسلی شده با تغذیه توسط خط میکرواستریپ (الف) نمای بالا (ب) نمای جانبی

این مجموعه داده به‌صورت خودکار و با بهره‌گیری از اسکریپت‌های متلب (MATLAB R2022a) برای کنترل نرم‌افزار شبیه‌سازی الکترومغناطیسی تمام‌موج (CST Studio Suite 2021) تولید شده است. بازه‌ی فرکانسی جاروب‌شده در شبیه‌سازی از ۲ تا ۴ گیگاهرتز است که شامل ۵۰ نقطه با فواصل ۰.۰۴ گیگاهرتز می‌باشد. در هر نمونه داده، ورودی یک ماتریس تصادفی 10×10 است، در حالی که خروجی «ضریب بازتاب (S11)» آنتن می‌باشد. این مجموعه داده شامل ۱۵۰,۰۰۰ نمونه است که ۸۰٪ آن برای آموزش، ۱۰٪ برای اعتبارسنجی و ۱۰٪ برای تست استفاده شده است. یک نمونه زمانی «رزونانس (Resonant)» برچسب‌گذاری می‌شود که حداقل دو نقطه فرکانسی متوالی با S11 کمتر از -۱۰ دسی‌بل داشته باشد؛ این کار منجر به تولید ۱۹,۰۰۰ نمونه رزونانسی (۱۲.۶٪ کل داده‌ها) شده است. برای نمونه‌های برچسب‌گذاری‌شده به عنوان رزونانس، ما

«فرکانس رزونانس» را به عنوان میانگین تمام نقاط فرکانسی در محدوده‌ی رزونانس پیوسته (جایی که $S_{11} < -10$ dB است) تعیین می‌کنیم. این رویکرد با کاهش نویز و ارائه‌ی یک مقدار مرکزی معرف برای رفتار رزونانس، پایداری (مدل) را تضمین می‌کند. توزیع فرکانس رزونانس در شکل ۲ نمایش داده شده است که افزایش تدریجی با فرکانس را نشان می‌دهد و گویای پوشش متوازن در سراسر باند هدف است.



شکل (۶). توزیع فرکانس رزونانس آنتن در مجموعه داده

هنگام انتخاب ماده پوشش‌دهنده برای ساخت آنتن، چندین استاندارد در نظر گرفته شده است؛ قبل از انتخاب ماده پوشش‌دهنده، باید اطمینان ایجاد شود که این ماده می‌تواند شرایط بحرانی زیر سطح آب را تحمل کند، زیرا وسایل نقلیه بدون سرنشین خودران می‌توانند بدون تغییر شکل یا تغییر شکل در جایی زیر سطح دریا حرکت کنند. استحکام ماده باید به اندازه کافی قوی باشد تا شرایط بحرانی را تحمل کند و باید عاری از خوردگی باشد.

جدول (۱): مواد پوشش‌دهنده متداول آنتن‌های مورد استفاده در طراحی لایه‌های آنتن

ردیف	مواد مورد استفاده	اتلاف عامل	ثابت دی الکتریک در فرکانس ۲.۴ گیگاهرتز	چگالی جرمی کیلوگرم بر متر مکعب
۱	PET	۰.۰۰۲	۳.۷۴	۱۳۲۵
۲	PETG	۰.۰۰۲	۲.۵۶	۱۱۲۵
۳	ULTEM	۰.۰۱۵	۳.۰۷	۱۲۷۰
۴	Hydex 301	۰.۰۲۵	۳.۴۷	۱۱۰۰
۵	Tecaform AH	۰.۰۰۱	۳.۰۷	۱۴۱۰
۶	PVC	۰.۰۹۶	۳.۵	۱۱۰۰-۱۴۲۰
۷	Delrin	۰.۰۵	۴.۰۴	۱۲۱۰

۳- معماری شبکه، آموزش و اعتبار سنجی

ما از معماری «شبکه‌ی عصبی کانولوشنی عمیق (Deep-CNN)» به عنوان مدل جایگزین (Surrogate) برای نرم‌افزار شبیه‌سازی تمام‌موج استفاده می‌کنیم. معماری Deep-CNN قادر است ویژگی‌های سلسله‌مراتبی پیچیده در طراحی‌های آنتن میکرواستریپ را شناسایی کند. برخلاف شبکه‌های CNN ساده‌تر، شبکه‌های عمیق‌تر می‌توانند الگوهای الکترومغناطیسی چندلایه و روابط فضایی درون مدل‌های آنتنی پیکسل‌بندی‌شده را استخراج کنند؛ این موارد برای پیش‌بینی دقیق پارامترهای S از روی هندسه‌ی آنتن حیاتی هستند. ورودی این شبکه، همان ماتریس ۱۰ در ۱۰ است که شباهت زیادی به یک تصویر تک کاناله (مثل تصویر سیاه و سفید) دارد. خروجی شبکه، یک بردار یک‌بعدی با ۵۰ عنصر است که متناظر با ضریب بازتاب آنتن پچی می‌باشد. هدف این شبکه عصبی عمیق، پیش‌بینی دقیق ضریب بازتاب آنتن پس از اتمام فرآیند آموزش است. جزئیات معماری این مدل پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است

در فرایند آموزش، از خطای میانگین مربعات (MSE) به عنوان تابع هزینه (Loss Function) استفاده شده است.

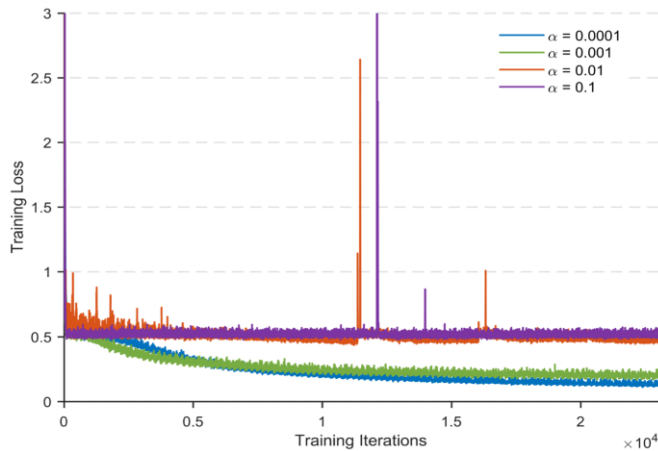
(۱)

$$L = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (S_i - S'_i)^2 \quad (2)$$

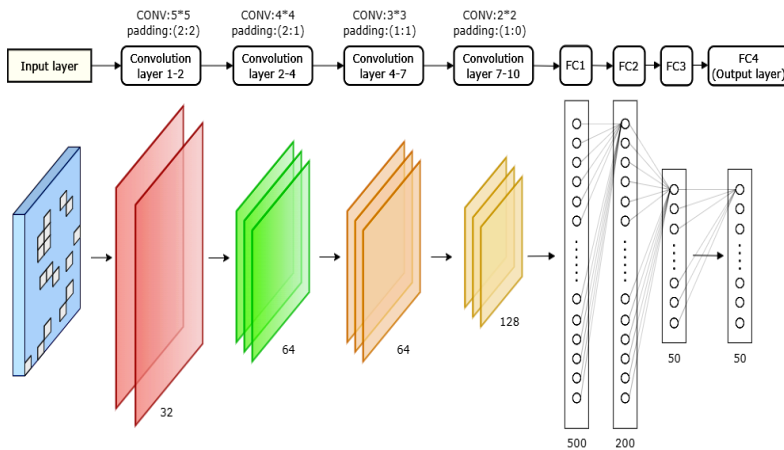
$$L_p = \frac{v_0}{2f_r \sqrt{\epsilon_{reff}}} - 2\Delta L(1.0) \quad (3)$$

$$w_p = \frac{v_0}{2f_r \sqrt{\frac{\epsilon_r + 1}{2}}}$$

که در آن P اندازه صفحه فلزی است و S_i و S'_i به ترتیب مقادیر شبیه‌سازی شده توسط نرم‌افزار CST و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) هستند. مدل با استفاده از بهینه‌ساز Adam و در ترکیب با راهبرد توقف زودهنگام (Early Stopping) آموزش داده می‌شود تا تعادل مناسبی بین سرعت آموزش و پایداری همگرایی برقرار شود. برای اطمینان از عملکرد مناسب روش گرادینان نزولی (Gradient Descent)، لازم است نرخ یادگیری (Learning Rate) در یک بازه مناسب تنظیم شود. اگر نرخ یادگیری خیلی کوچک باشد، سرعت همگرایی به‌طور قابل‌توجهی کاهش یافته و زمان آموزش افزایش می‌یابد؛ در مقابل، اگر نرخ یادگیری بیش از حد بزرگ باشد، ممکن است پارامترها به‌طور مداوم در اطراف پاسخ بهینه نوسان کنند. بنابراین، نرخ یادگیری نقش بسیار مهمی در عملکرد الگوریتم دارد. به همین دلیل، تأثیر نرخ یادگیری بر مدل مورد مقایسه قرار گرفته است که نتایج آن در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل (۷). تاثیر نرخ یادگیری در تابع زمان



شکل (۸). چارچوب مدل جایگزین پیش‌رو (Forward Surrogate) مبتنی بر شبکه عصبی عمیق کانولوشنی (Deep CNN)

زمانی که نرخ یادگیری خیلی بالا باشد، همان‌طور که در موارد $\alpha=0.1$ و $\alpha=0.01$ نشان داده شده است، تابع زیان به شدت در نزدیکی راه‌حل بهینه نوسان می‌کند و منجر به عدم همگرایی کامل می‌شود. این پدیده اغلب با مسائل «انفجار گرادیان (Gradient Explosion)» همراه است که می‌توان آن را از طریق «برش گرادیان (Gradient Clipping)» کاهش داد. هنگامی که نرخ یادگیری به 0.001 کاهش می‌یابد، تابع زیان می‌تواند همگرایی خوبی را به دست آورد و در نهایت از طریق تکرارهای کافی به راه‌حل بهینه برسد. اگر نرخ یادگیری خیلی کوچک باشد، در مورد $\alpha=0.0001$ ، سرعت همگرایی کندترین است و تابع زیان در نهایت از طریق تکرارهای کافی به حداقل مقدار خود می‌رسد. با این حال، با مشاهده مقدار تابع زیان که پس از کاهش دوباره افزایش می‌یابد، مشخص می‌شود که در این نرخ یادگیری «بیش‌برازش (Overfitting)» رخ داده است. برای دستیابی به همگرایی سریع تابع زیان در مراحل اولیه و تنظیم دقیق پارامترها در مراحل بعدی، از «کاهش نرخ یادگیری» (Learning Rate Decay) برای تنظیم پویای نرخ یادگیری در طول

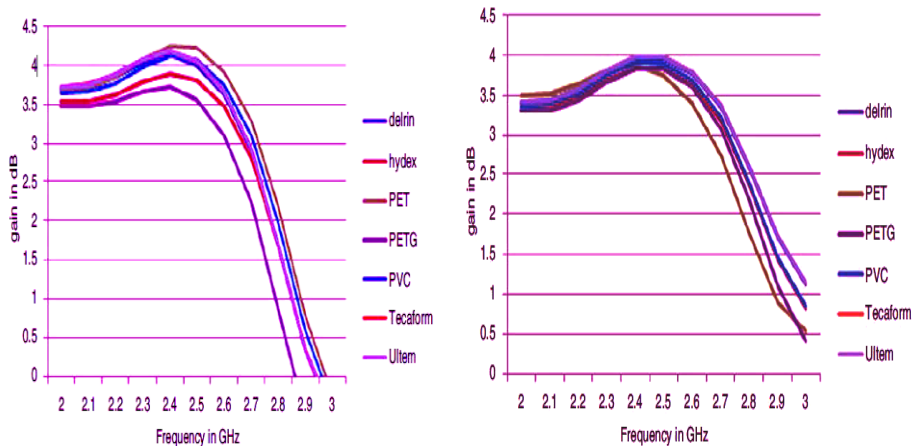
آموزش استفاده می‌شود. از «کاهش پله‌ای» (Piecewise Decay) نرخ یادگیری استفاده شده است که به سه بخش تقسیم می‌شود: ۱۰۰ اپوک اول از نرخ یادگیری ۰.۰۱، ۵۰۰۰ اپوک بعدی نرخ یادگیری ۰.۰۰۱ و در نهایت نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۵ اعمال می‌شود. اندازه صفحه فلزی داده‌ها در آموزش بسیار حیاتی است. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، تأثیر اندازه‌های مختلف بچ را بر عملکرد مدل مقایسه کردیم. هنگامی که اندازه صفحه فلزی خیلی کوچک است، مانند ۱۲۸ یا ۲۵۶، شبکه نمونه‌های ناکافی در هر تکرار (iteration) دریافت می‌کند.

این امر منجر به ویژگی‌های آماری بدون ناظر (unrepresentative) و افزایش نویز می‌شود و همگرایی مدل را دشوار می‌سازد. برعکس، یک اندازه صفحه فلزی بیش از حد بزرگ، مانند ۱۰۲۴، باعث می‌شود جهت‌گرایان بیش از حد پایدار شود. این می‌تواند مدل را در بهینه‌های محلی (local optima) به دام بیندازد و دقت را کاهش دهد. شکل به‌وضوح نشان می‌دهد که اندازه بچ به‌طور قابل توجهی بر سرعت همگرایی این مدل تأثیر می‌گذارد. با توجه به نرخ یادگیری نهایی ۰.۰۰۰۵، یک اندازه صفحه فلزی بزرگتر برای متعادل کردن پایداری و کارایی آموزش، طبق «نظریه تعادل نویز» [۱۷]، ضروری است. بنابراین، ما اندازه بچ ۵۱۲ را به‌عنوان پیکربندی بهینه انتخاب شده است.

۴- تحلیل پارامترهای مقیاسی آنتن پیشنهادی

در این مقاله برای آنتن با کاربرد فراپهن باند، آنتن مسطح با تغذیه مایکرواستریپ برای رسیدن به حجمی فشرده مناسب برای کاربردهای بیسیم و قابل حمل، پیشنهاد شده است. این آنتن شامل یک تشعشع گر بیضوی تغذیه شده توسط خط مایکرواستریپ ۵۷ اهم می‌باشد و یک زمین مستطیلی در سمت دیگر چاپ شده است. پهنای باند امپدانس می‌تواند با عریض نمودن تشعشعگر افزایش یابد. می‌توان دریافت که به ازای مقادیر کوچک R_9 ، یک باند قطع در بازه کاری آن به وجود می‌آید و با افزایش R_9 بهبود می‌یابد گرچه با افزایش زیاد R_9 ، تلفات بازگشتی در فرکانسهای بالا افزایش می‌یابد. با توجه به مشخصات، عرض خط مایکرواستریپ برای دستیابی به امپدانس مشخص ۵۷ اهم برابر با ۳ میلی متر می‌باشد با این وجود در صورت استفاده از خط مایکرواستریپ یکنواخت برای تغذیه تشعشعگر پهنای باند امپدانس محدود خواهد شد. برای دستیابی به تطبیق امپدانس مناسب از خط باریک شونده استفاده شده است در شکل ۲ به ازای مقادیر مختلف ۲ W منحنی تلفات بازگشتی شبیه سازی شده است.

شکل زیر نتایج شبیه‌سازی بهره در برابر فرکانس را نشان می‌دهد، زمانی که کپسوله‌سازی با ضخامت ۵ میلی‌متر در فاصله صفر میلی‌متری از آنتن تک‌قطبی برای مواد مختلف قرار داده شده است که بالاترین بهره در فرکانس ۲.۴ گیگاهرتز برای PET با بهره ۴.۲ دسی‌بل و کمترین آن برای PETG با بهره ۳.۷ دسی‌بل است. کپسوله‌سازی PET در مقایسه با PETG و ۰.۵۳ دسی‌بل بهره بیشتری می‌دهد.



شکل (۹). نمودار بهره فرکانس برای مواد مختلف کپسول با ضخامت ۵ میلی متر و در فاصله صفر میلی متری از آنتن تک قطبی

در روش سنتی طراحی آنتن، لازم است که پارامترهای ساختار آنتن به طور مداوم تغییر داده شوند و شبیه سازی های کامل الکترومغناطیسی که زمان زیادی می گیرند بارها انجام شوند تا به عملکرد مورد نظر پرداخته شود. در بخش قبلی، در این پژوهش این شبیه سازی کامل الکترومغناطیسی را به یک مدل جایگزین مبتنی بر یادگیری ماشین ساده شده است. این مدل CNN می تواند منحنی S11 آنتن را با دقت بالایی پیش بینی کند و نیاز به انجام شبیه سازی های زمان بر الکترومغناطیسی را از بین ببرد. با این حال، برای طراحی آنتنی با عملکرد دلخواه، هنوز هم باید بهترین ساختار آنتن را در میان ۲۱۰۰ طرح ممکن پیدا کنیم. جست و جوی کامل در چنین فضای طراحی بزرگی بسیار دشوار است؛ بنابراین لازم است از یک الگوریتم طراحی معکوس کارآمد استفاده شود تا سرعت طراحی افزایش پیدا کند. در این بخش، یک آنتن دو بانده به عنوان مسئله مورد بررسی انتخاب شده است. فرکانس های کاری این آنتن روی ۲۰۸ و ۳۰۷ گیگاهرتز تنظیم شده اند. در اینجا از سه الگوریتم شامل: بهینه سازی ازدحام ذرات دودویی (BPSO) الگوریتم ژنتیک (GA) و بازپخت شبیه سازی شده (SA) برای انجام طراحی معکوس آنتن دو بانده استفاده شده و عملکرد آن ها با یکدیگر مقایسه می شود. در هنگام بهینه سازی، تابع برازندگی (Fitness Function) به عنوان تابع هدف در نظر گرفته می شود.

نتایج شبیه سازی بهره در برابر فرکانس را برای زمانی که کپسوله سازی با ضخامت ۵ میلی متر در فاصله ۵ میلی متری از آنتن برای مواد مختلف قرار می گیرد، نشان می دهد. بالاترین بهره در فرکانس ۲.۴ گیگاهرتز مربوط به Tecaform با بهره ۳.۹۷ دسی بل و کمترین بهره مربوط به Hydex با بهره ۳.۸۲ دسی بل است. تفاوت بین بهره های حاصل از کپسوله سازی Tecaform تنها ۰.۱۴ دسی بل است؛ همچنین همه مواد بهره مشابهی را نشان می دهند. شکل ۴ نتایج شبیه سازی بهره در برابر فرکانس را برای زمانی که کپسوله سازی با ضخامت ۸ میلی متر در فاصله ۵ میلی متری از آنتن تک قطبی برای مواد مختلف قرار می گیرد، نشان می دهد. بالاترین بهره در فرکانس ۲.۴ گیگاهرتز مربوط به Tecaform با بهره ۴ دسی بل و کمترین بهره مربوط به Hydex با بهره ۳.۶۲ دسی بل

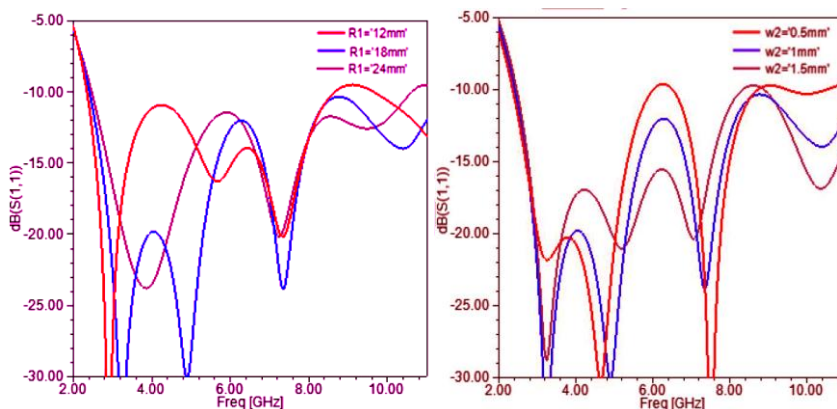
است. کپسوله سازی Tecaform در مقایسه با کپسوله سازی Hydex، ۰.۶۲ دسی بل بهره بیشتری ارائه می دهد. که در آن تابع وزن دهی گاوسی به شکل زیر تعریف می شود.

(۴)

$$f(D) = w_1 \sum_{i=1}^2 1 - \max(s[f_i] - 0.1, 0) + w_2 \sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^n W(f_k|f_i) \cdot (1 - s[f_k]) + \lambda \cdot I(\text{Noresonance})$$

(۵)

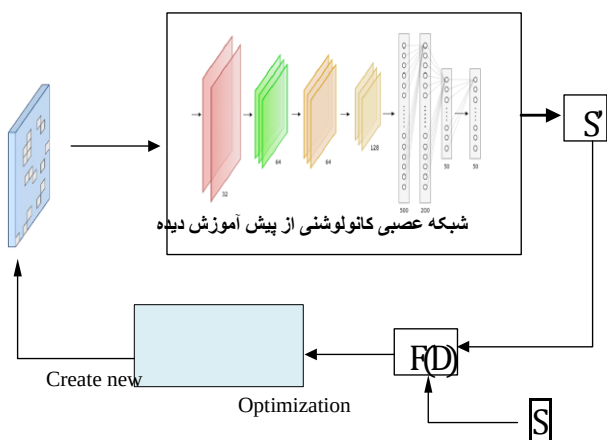
$$w(f_k|f_i) = e^{-\frac{(f_k - f_i)^2}{2\sigma^2}}$$



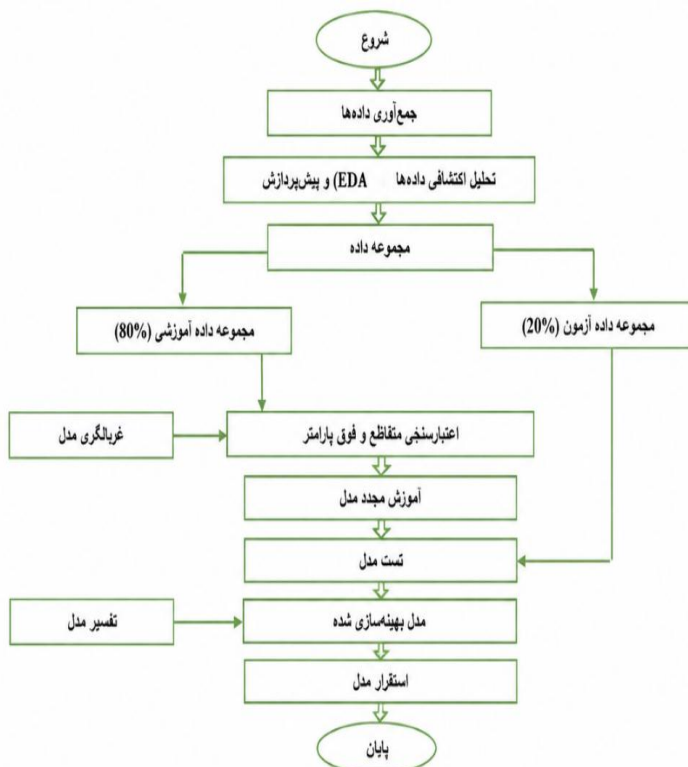
شکل (۱۰). مقدار تلفات بازگشتی در پرتو تابش های مختلف و عرض های مختلف

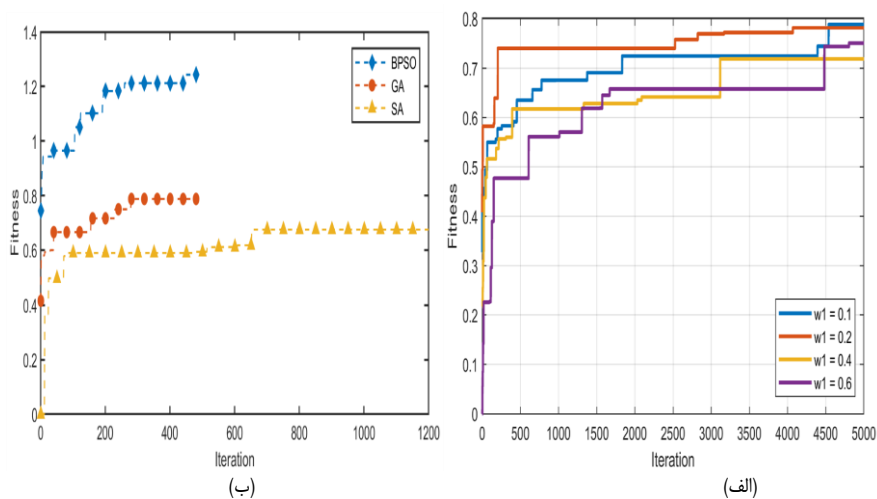
الگوریتم BPSO برای دستیابی به بهترین نتایج به کمترین تعداد تکرار نیاز دارد. ضرایب بازتاب آنتن های بهینه شده توسط این سه الگوریتم را پس از تعداد یکسانی از تکرارها مقایسه می کند. این شکل نشان می دهد که BPSO قادر است راه حل های بهتری پیدا کند. همچنین آزمایش هایی انجام دادیم که در آن ها سه ضریب وزن (w_1, w_2, λ) در تابع برازندگی BPSO تغییر داده شدند و تأثیر آن ها بر سرعت همگرایی و کیفیت جواب به صورت تصویری نمایش داده شد؛ همان طور که در شکل نشان داده شده است.

این سه وزن تأثیر مشترکی بر تابع برازندگی دارند. هنگامی که مقدار وزن ها بسیار کوچک باشد، همان طور که در حالت های $\lambda = 0.1$ $w_1 = 0.1$ $w_2 = 0.1$ مشاهده می شود، سرعت همگرایی بسیار کند است و کیفیت جواب نیز در بدترین حالت قرار دارد. زمانی که مقدار وزن ها به ۰.۲ افزایش می یابد، سرعت همگرایی به بیشترین مقدار خود می رسد و کیفیت جواب نیز بهترین حالت را دارد. با این حال، افزایش بیشتر مقدار وزن ها باعث کاهش سرعت همگرایی و افت کیفیت جواب خواهد شد.

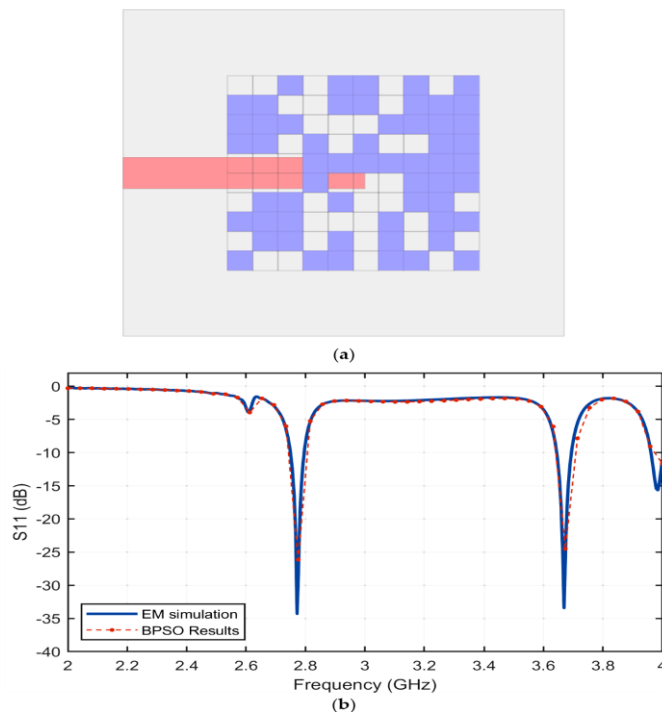


شکل (۱۱). جریان طراحی روش طراحی معکوس پیشنهادی براساس شبکه عصبی کانولوشنی از پیش آموزش دیده
 (CNN) شکل (۱۲). مراحل بهینه سازی و پیش بینی در یادگیری ماشین





شکل (۱۳). (الف) مقایسه برازندگی تحت الگوریتم های بهینه سازی مختل (ب). منحنی های برازندگی تحت ضرایب وزنی مختلف



شکل (۱۴). (الف) ساختار آنتن تولیدشده توسط روش طراحی معکوس پیشنهادی (پچ آنتن و خط تغذیه روی یک لایه مسطح مشترک از زیر لایه یکپارچه شده اند). (ب) مقایسه منحنی های S_{11} طراحی معکوس از الگوریتم

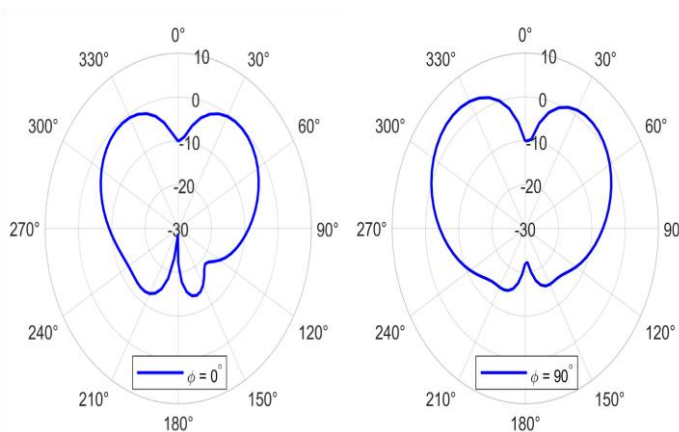
در این مقاله یک آنتن فراپهن باند با سه باند قطع کنترل پچ ذیر پیشنهاد شد که با تغییر وضعیت هر یک از شکاف ها تعبیه شده بر روی آنتن باندهای قطع به صورت مستقل کنترل می شوند. نتایج شبیه سازی و اندازه گیری صحت تطابق مناسبی را نشان میدهد. آنتن دارای ساختاری فشرده و

همچنین ارزان قیمت بوده و با توجه به الگوی تشعشی همه جهته آن برای بسیار از کاربردهای بیسیم و قابل حمل مناسب است.

جدول (۲). مقایسه آنتن اولیه و سنتی و آنتن پیشنهادی

تطبیق امپدانس	ابعاد	بهره	الگوی تابشی	ردیف
۷٪	11.89×11.9	۴.۹	نامتقارن	آنتن اولیه
۲۳.۶۴٪	8.9×8.9	۷.۶	کاملاً متقارن	مدل پیشنهادی

الگوهای تشعشی آنتن در شکل نشان داده شده‌اند. بهره‌های شبیه‌سازی شده آنتن به‌ترتیب در فرکانس‌های ۲.۸ گیگاهرتز و ۳.۷ گیگاهرتز برابر با 7.07 dBi و 6.85 dBi هستند. از آنجا که تلفات دی‌الکتریک در شبیه‌سازی در نظر گرفته نشده است، آنتن به‌ترتیب در فرکانس‌های ۲.۸ گیگاهرتز و ۳.۷ گیگاهرتز بازدهی بالای ۹۵.۳٪ و ۹۸.۸٪ را به دست می‌آورد. در فرکانس ۲.۸ گیگاهرتز، الگوی تشعش دارای ویژگی‌های نسبتاً منظم است؛ در حالی که در فرکانس ۳.۷ گیگاهرتز، الگو کاهش توان تشعشی را در زاویه $\theta = 0^\circ$ نشان می‌دهد. این رفتار به این دلیل رخ می‌دهد که آنتن در فرکانس ۳.۷ گیگاهرتز در یک مد مرتبه‌بالا (Higher-Order Mode) عمل می‌کند که باعث ایجاد جریان معکوس در پچ آنتن می‌شود. این پدیده مکانیزم تشعش هم‌دوس را مختل کرده و در نتیجه، ناحیه صفر تشعش (Null) مشاهده شده در جهت عمود بر آنتن ($\theta = 0^\circ$) را به وجود می‌آورد. بهره و بازدهی آنتن‌های طراحی شده با روش BPSO-CNN با آنتن‌های طراحی شده به روش‌های متداول قابل مقایسه است. با این حال، تفاوت قابل‌توجهی در منظم بودن الگوی تشعش وجود دارد. برخلاف طراحی‌های سنتی که دارای هندسه‌های متقارن هستند، روش پیشنهادی ما به‌صورت عمدی محدودیت‌های شکل هندسی را کاهش می‌دهد تا بهینه‌سازی پارامتر S_{11} در اولویت قرار گیرد. در نتیجه، به دلیل هندسه‌های پیکسلی و نامتقارن تولید شده توسط فرآیند طراحی معکوس، الگوهای تشعش نامنظم ایجاد می‌شوند BPSO و شبیه‌سازی تمام‌موج انجام شده با نرم‌افزار CST



شکل (۱۵). الگوهای تابش آنتن از شبیه سازی تمام موج (a) صفحه CST H در فرکانس ۲.۸ گیگاهرتز / (b) صفحه E در فرکانس ۲.۸ گیگاهرتز / C صفحه H در فرکانس ۳.۷ گیگاهرتز / (d) صفحه E در فرکانس ۳.۷ گیگاهرتز

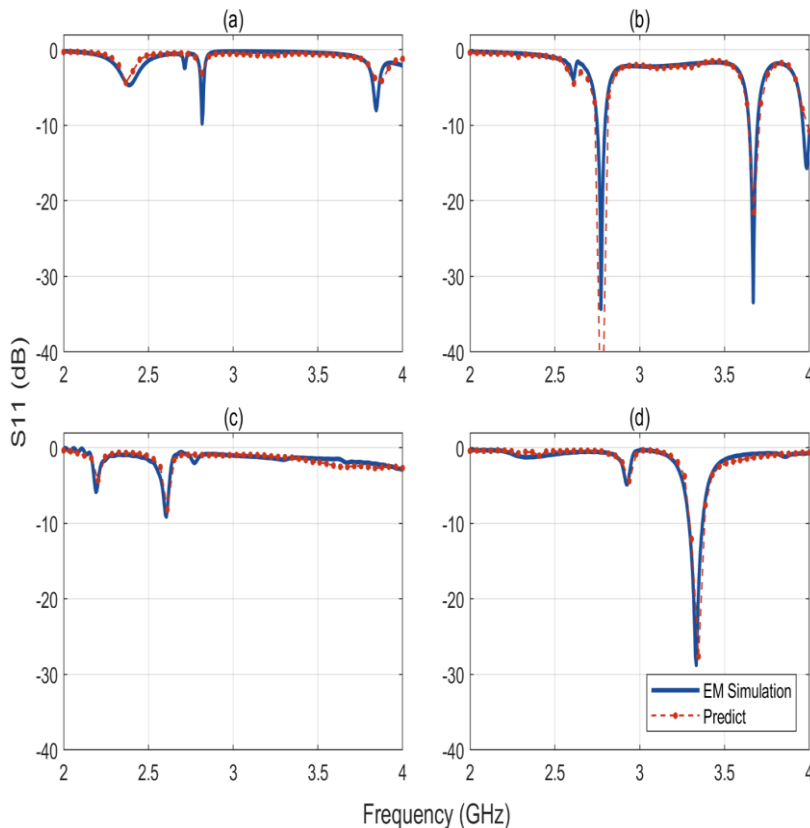
همانطور که از نتایج مشاهده می شود، مشخص شده است که اگر فاصله بین ماده پوشش دهنده و آنتن را در یک مقدار خاص، مثلاً حدود ۵ میلی متر از آنتن، ثابت نگه داریم و عرض ماده پوشش دهنده برای مواد پوشش دهنده مختلف تغییر کند، آنتن بهره کمتری خواهد داشت، بنابراین آنتن باید به اندازه کافی قوی باشد تا در برابر بادهای شدید و فشار ایجاد شده توسط آب در چندین شرایط بحرانی مقاومت کند. بنابراین برای این منظور، داشتن عرض بیشتر برای ماده پوشش دهنده بسیار مؤثر خواهد بود. به همین ترتیب از نرم افزار نیز مشاهده می شود که وقتی فاصله ماده پوشش دهنده از آنتن کمتر باشد، یعنی صفر میلی متر، برای شرایطی که عرض ماده پوشش دهنده در ۵ میلی متر ثابت شده و مقادیر جداسازی بین آنتن و ماده پوشش دهنده متفاوت است، آنتن بهره بیشتری خواهد داشت.

جدول (۳). کاربرد هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML) در طراحی آنتن های پیشرفته مختلف و آنتن پیشنهادی.

چالش ها / مسیرهای آینده	مزایا	نقش AI/ML	حوزه پژوهش	مرجع
تنظیم دقیق برای کاربردهای خاص؛ یکپارچه سازی با سخت افزارهای پیچیده.	طراحی کارآمد و اختصاصی؛ کاهش هزینه ها.	بهینه سازی فاصله المان ها، پیکربندی و بهره در آرایه های آنتنی.	بهینه سازی آرایه، سازگاری الکترومغناطیسی، بهینه سازی هندسه	روش پیشنهادی
نیاز به حجم داده بالا و اختصاصی بودن برای هر کاربرد.	جلوگیری از تداخل؛ تضمین همزیستی	استفاده از شبکه های عصبی و GA برای بهینه سازی آنتن ها در EMC، جهت.	سازگاری الکترومغناطیسی (EMC)	۲۰
نیاز به پشتیبانی از طراحی در زمان واقعی. (Real-time)	عملکرد در محیط های پیچیده.	کاهش تداخل و بهبود سازگاری الکترومغناطیسی.	بهینه سازی (Optimization)	۲۶
تمرکز بر کاربردهای خاص؛ افزایش اتوماسیون	بهبود عملکرد، بازدهی و شخصی سازی سازه.	استفاده از NN و GA برای بهینه سازی شکل و ساختار فیزیکی آنتن.	بهینه سازی هندسه	۲۲ و ۲۴
استفاده از داده های مصنوعی	ارتقای عملکرد مدل و قابلیت پیاده سازی در دنیای واقعی.	تأکید بر داده های آموزشی باکیفیت برای بهبود قدرت تعمیم مدل.	کیفیت و در دسترس بودن داده	۳۰ و ۲۸

شبکه CNN فعلی عمده‌ای برای یک پیکربندی مشخص آموزش داده شده تا چارچوب طراحی معکوس را بررسی کند، اما گسترش آن به حالت‌های گسترده‌تر نیاز به بررسی مصالحه‌ها و تغییرات معماری دارد. استفاده از رزولوشن بالاتر (مثلاً 20×20) می‌تواند دقت طراحی را بیشتر کند چون جزئیات هندسی دقیق‌تری را ثبت می‌کند، اما در عوض باعث افزایش بعد ورودی و پیچیدگی محاسباتی می‌شود و ممکن است سرعت شبیه‌سازی‌های الکترومغناطیسی در زمان آموزش را کاهش دهد.

شبکه 10×10 یک تعادل مناسب بین دقت و کارایی برای اعتبارسنجی اولیه است. علاوه بر این، مدل فعلی شامل اطلاعات صریح فرکانس و پارامترهای زیرلایه (ضخامت و ϵ_r) نیست و بنابراین توانایی تعمیم به باندهای فرکانسی یا مواد جدید را محدود می‌کند. در کارهای آینده، قصد داریم یک شبکه چندحالتی (multi-modal) توسعه دهیم که مقدار فرکانس و ویژگی‌های زیرلایه را به‌عنوان ورودی‌های اضافی همراه با شبکه پیکسلی دریافت کند تا بتواند الگوهای الکترومغناطیسی وابسته به فرکانس و ماده را یاد بگیرد و برای طراحی‌های متنوع قابل استفاده شود.



شکل (۱۶). مقایسه ای از S11 بین مقادیر پیش بینی شده از شبکه پیش رو CNN و مقادیر مجموعه داده بخش‌های (a) و (c) ساختارهای بدون رزونانس و بخش‌های (b) و (d) مربوط به ساختارهای رزونانسی

از آنجا که آموزش CNN فقط از S11 به عنوان خروجی استفاده می کند، این روش نمی تواند ویژگی های تشعشعی آنتن مانند الگوی تابش، بهره و قطبش را تضمین کند. در کارهای آینده، شبکه بازطراحی خواهد شد تا این ویژگی ها نیز به خروجی اضافه شوند و محدودیت های صریحی بر عملکرد تابشی اعمال شود.

با توجه به بلوغ رابط های شبیه سازی مشترک MATLAB-CST، نتایج CST می توانند مستقیماً به عنوان مقدار fitness در بهینه سازی استفاده شوند و نیاز به مدل جایگزین یادگیری ماشین حذف شود، اما مدل ML ما از نظر محاسباتی بسیار سریع تر است؛ به طوری که آزمایش ها نشان می دهد در سخت افزار یکسان، کوشیه سازی MATLAB-CST برای ۵۰۰ تکرار حدود ۱۲.۵ ساعت زمان نیاز دارد در حالی که CNN همان کار را در ۳۰ دقیقه انجام می دهد که حدود ۲۵ برابر سریع تر است و این موضوع اهمیت استفاده از مدل یادگیری ماشین را در طراحی های بزرگ نشان می دهد.

۵-تشریح و قدردانی

به پاس الطاف بی دریغ و همت والایان، صمیمانه ترین سپاس ها را تقدیم می دارم و قدردان بزرگواری و فضل شما هستم.

۶-تعارض منافع

نویسنده (گان) اعلام می دارند که در مورد انتشار این مقاله تضاد منافع وجود ندارد. علاوه بر این، موضوعات اخلاقی شامل سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوء رفتار، جعل داده ها، انتشار و ارسال مجدد و مکرر توسط نویسندگان رعایت شده است.

۷-دسترسی آزاد

این نشریه دارای دسترسی باز است و اجازه اشتراک (تکثیر و بازآرایی محتوا به هر شکل) و انطباق (بازترکیب، تغییر شکل و بازسازی بر اساس محتوا) را می دهد.

۸-نتیجه گیری:

در این مقاله یک چارچوب جدید به منظور طراحی معکوس آنتن های میکرو استریپ ارائه شده است که شامل مدل سازی پیکسلی در طراحی معکوس آنتن ها بشمار می آید و نقش مهمی در بهینه سازی عملکرد آنتن ها بر عهده دارد و همچنین در پیش بینی S11 با CNN و الگوریتم BPSO است. در این ایده با تقسیم پچ تابش به یک ماتریس باینری 10×10 ، فضای طراحی به طور قابل توجهی افزایش می یابد. مدل CNN با ۱۵۰,۰۰۰ داده آموزش داده شده قادر است S11 را با دقت RMSE برابر ۰.۳۵، MAE برابر ۰.۲۸ و R^2 برابر ۰.۹۴ پیش بینی کند. سه الگوریتم BPSO، GA و SA برای طراحی آنتن دو بانده (۲.۸ و ۳.۷ گیگاهرتز) استفاده و طراحی شده اند و نتایج

نشان می‌دهد BPSSO دارای همگرایی سریع‌تر و دقت طراحی بالاتر و در نهایت ضریب امنیت بالاتری نسبت به مدل‌های ارایه شده قبلی می‌باشد و ضریب اطمینان بالاتری دارد. مقادیر S11 پیش‌بینی شده توسط CNN با نتایج شبیه‌سازی تمام‌موج CST همخوانی و همسویی مناسب و خوبی دارند و الگوهای تابش در دو فرکانس ارایه شده کاملاً پایدار هستند. در مجموع، روش مبتنی بر CNN پیشنهادی پتانسیل بالایی برای طراحی خودکار و کارآمد آنتن‌ها در کاربردهای آینده دارد. همچنین آنتن فشرده با رادیاتور مشترک که در فرکانس دوگانه کار می‌کند، با آنتن‌های سنتی متفاوت و دارای توانمندی بیشتری است، رادیاتور طراحی شده توسط دو عنصر آنتن به اشتراک گذاشته شده است که اندازه کلی سیستم را تا حد زیادی کاهش می‌دهد. سطح بالایی از تطبیق به شکل دمبل در رادیاتور و امتداد یک استاب روی زمین حاصل می‌شود و رادیاتور مشترک توسط دو ساختار تغذیه عمود بر هم تغذیه می‌شود. در مقایسه با آلمان آنتن مستقیم، بهبود ۲۰- دسی‌بل در ایزولاسیون برای نتایج شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده است.

مراجع:

- [1] V. Dankan Gowda, A. Pola, J. R. Hershey, Z. Chen, J. Le Roux, and S. Watanabe, "Deep clustering: discriminative embeddings for segmentation and separation," in International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2022
DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-0330-7.ch008>
- [2] Z. Wang, J. Le Roux, and J. R. Hershey, "Multi-channel Deep Clustering: Discriminative spectral and spatial embeddings for speaker-independent speech separation," in International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2023.
- [3] Akhtar, M.S., Ekbal, A., Cambria, E.: How intense are you? predicting intensities of emotions and sentiments using stacked ensemble [application notes]. IEEE Computational Intelligence Magazine 15(1), 64–75 (2020)
- [4] M. Alajeely, R. Doss, and A. Ahmad, "Routing Protocols in Opportunistic Networks – A Survey," *IETE Tech. Rev.*, vol. 35, no. 4, pp. 369–387, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1080/02564602.2017.1304834>
- [5] K. Ahmad, M. Fathima, M. S. Hossen, J. Ahamed, and K. A. Bin Ahmad, "Opportunistic Networks: An Empirical Research of Routing Protocols and Mobility Models," *SN Comput. Sci.*, vol. 4, no. 5, p. 652, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-023-02054-y>
- [6] Alhussan, A., M. Talaat, F., El-kenawy, E.S., Abdelhamid, A., Ibrahim, A., Khafaga, D., Alnaggar, M.: Facial expression recognition model depending on optimized support vector machine. Computers, Materials and Continua 76, 499–515 (06 2023).
<https://doi.org/10.32604/cmc.2023.039368>
- [7] R. Dalal, M. Khari, J. P. Anzola, and V. Garcia-Diaz, "Proliferation of Opportunistic Routing: A Systematic Review," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 5855–5883, 2022.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3136927>
- [8] Li, H., Wang, N., Yang, X., Wang, X., Gao, X.: Towards semi-supervised deep facial expression recognition with an adaptive confidence margin. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) pp. 4156–4165 (2022), <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:247618790>
- [9] Li, S., Deng, W.: Reliable crowdsourcing and deep locality-preserving learning for unconstrained facial expression recognition. IEEE Transactions on Image Processing 28(1), 356–370 (2019). <https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2868382>
- [10] Liu, F.: Artificial intelligence in emotion quantification : A prospective view. CAAI Artificial Intelligence Research 3, 9150040 (2024).

- <https://doi.org/10.26599/AIR.2024.9150040>, <https://www.sciopen.com/article/10.26599/AIR.2024.9150040>
- [11] S. Esmaili and J. Ghasemi, "A location-aware covert communication protocol in inter-environmental communication applications," *Alexandria Eng. J.*, vol. 123, pp. 592–609, 2025.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2025.03.087>
 - [12] Liu, F., Wang, H.Y., Shen, S.Y., Jia, X., Hu, J.Y., Zhang, J.H., Wang, X.Y., Lei, Y., Zhou, A.M., Qi, J.Y., Li, Z.B.: Opo-fcm: A computational affection based occpad-ocean federation cognitive modeling approach. *IEEE Transactions on Computational Social Systems* 10(4), 1813–1825 (2023). <https://doi.org/10.1109/TCSS.2022.3199119>
 - [13] E. H. Houssein, M. R. Saad, Y. Djenouri, G. Hu, A. A. Ali, and H. Shaban, "Metaheuristic algorithms and their applications in wireless sensor networks: review, open issues, and challenges," *Cluster Comput.*, vol. 27, no. 10, pp. 13643–13673, 2024.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04619-9>
 - [14] D. Bahrepour, N. Evaznia, and T. Khodabakhshi, "A New Resource Allocation Method Based on PSO in Cloud Computing," *Int. J. Web Res.*, vol. 7, no. 2, pp. 13–21, 2024.
DOI: <https://doi.org/10.22133/ijwr.2024.457539.1216>
 - [15] Liu, H., Cai, H., Lin, Q., Li, X., Xiao, H.: Adaptive multilayer perceptual attention network for facial expression recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 32(9), 6253–6266 (2022)
 - [16] N. Evaznia, R. Ebrahimi, and D. Bahrepour, "An Energy-Aware Approach to Virtual Machine Consolidation Using Classification and the Dragonfly Algorithm in Cloud Data Centers," *J. Inf. Syst. Telecommun.*, vol. 12, no. 48, pp. 280–290, 2025.
DOI: <https://doi.org/10.61186/jist.48021.12.48.280>
 - [17] Ngwe, J.L., Lim, K.M., Lee, C.P., Ong, T.S., Alqahtani, A.: Patt-lite: Lightweight patch and attention mobilenet for challenging facial expression recognition. *IEEE Access* 12, 79327–79341 (2024). <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3407108>
 - [18] S. Chaurasia and K. Kumar, "EEMOR: Energy Efficient Metaheuristic Opportunistic Routing Protocol for WSNs," *Adhoc Sens. Wirel. Networks*, vol. 55, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.32908/ahsw.v55.9265>
 - [19] M. Sharifi Sani, S. Iranmanesh, H. Salarian, F. Tubbal, and R. Raad, "Optimizing Energy Efficiency in Opportunistic Networks: A Heuristic Approach to Adaptive Cluster-Based Routing Protocol," *Information*, vol. 15, no. 5, p. 283, 2024.
DOI: <https://doi.org/10.3390/info15050283>
 - [20] Y. Zing and N. Zhao, "Routing revolution: strategic applications of meta-heuristic AI in wireless sensor networks—a comprehensive survey," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 84, no. 35, pp. 44605–44646, 2025.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-025-20843-w>
 - [21] S. Chaurasia, K. Kumar, and A. K. Kamboj, "EHRP-WSN: Energy-Efficient Hyperheuristic Routing Protocol for Wireless Sensor Networks," *AEU - Int. J. Electron. Commun.*, vol. 202, p. 156044, 2025.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2025.156044>
 - [22] J. M. Belman-Flores, D. A. Rodríguez-Valderrama, S. Ledesma, J. J. García-Pabón, D. Hernández, and D. M. Pardo-Cely, "A Review on Applications of Fuzzy Logic Control for Refrigeration Systems," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 3, p. 1302, 2022.
DOI: <https://doi.org/10.3390/app12031302>
 - [23] Qian, B., Chen, H., Xu, Y., Wen, Y., Li, H., Xie, Y., Feng, D.D., Kim, J., Bi, L., Xu, X., He, X., Sheng, B.: Deep contour attention learning for scleral deformation from oct images. *The Visual Computer* pp. 1–16 (2024)
 - [24] She, J., Hu, Y., Shi, H., Wang, J., Shen, Q., Mei, T.: Dive into ambiguity: Latent distribution mining and pairwise uncertainty estimation for facial expression recognition. In: 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp. 6244–6253 (2021). <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.00618>
 - [25] M. F. Khan, E. A. Felemban, S. Qaisar, and S. Ali, "Performance Analysis on Packet Delivery Ratio and End-to-End Delay of Different Network Topologies in Wireless Sensor Networks (WSNs)," in *2013 IEEE 9th International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks*, IEEE, pp. 324–329, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1109/MSN.2013.74>

- [26] 1. Yang, K., Roste, T., Bekkadal, F.: Channel characterization including path loss and Dopplereffects with sea reflections for mobile radio propagation over sea at 2 GHz. In: Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), International Conference (2010)
- [27] Dong, F., Lee, Y.H.: Non-Line-of-Sight Communication Links over Sea Surface at 5.5GHz.Microwave Conference Proceedings (APMC) (2011)
- [28] Zhang, Q., Yang, K., Shi, Y., Xidang: Oceanic Propagation Measurement in the Northern Partof the South China Sea. Yan School of Marine Science and Technology, OCEANS 2016 Shanghai on, 10–13 April 2016.
- [29] Mujawar, M.: Design and analysis of log-periodic dipole antenna as a proximity Fuse Antenna. In: 2020 International Conference on Industry 4.0 Technology (I4Tech), Pune, India,pp. 182–185 (2020). <https://doi.org/10.1109/I4Tech48345.2020.9102636>.
- [30] Aboderin, O., Pessoa, L.M., Salgado, H.M.: Wideband dipole antennas with parasitic lementsfor underwater communications. OCEANS 2017 – Aberdeen, Aberdeen, pp. 1–6 (2017).<https://doi.org/10.1109/OCEANSE.2017.8084865>
- [31] Homer, D.P., Healey, A.J.: Use of artificial potential fields for UAV guidance and ptimization of WLAN communications. 2004 IEEWOES, Centre for AUV Research Naval PostgraduateSchool, Monterey CA 93943.
- [32] Pasya, I., Zali, H.M., Saat, M., Ali, M.T., Kobayashi, T.: Buffer layer configuration for wideband microstrip patch antenna for underwater applications. 2016 Loughborough ntennas &Propagation Conference (LAPC), Loughborough, pp. 1–5 (2016). <https://doi.org/10.1109/LAPC.2016.7807577>.
- [33] Inácio, S.I.: Antenna design for underwater radio communications. OCEANS 2016 – hanghai,Shanghai, pp. 1–6 (2016). <https://doi.org/10.1109/OCEANSAP.2016.7485705>.
- [34] Swetha, K., Jayasree, P.V.Y., Saradhi, V.: Orthogonal mode dual band MIMO antenna systemfor 5G smartphone applications using characteristic mode analysis. Circuit World, Vol. aheadof-print No. ahead-of-print (2021). <https://doi.org/10.1108/CW-11-2020-0319>