Scientific Journal of Radar
Vol. 12, No. 1, Spring and Summer2024, Serial No. 31, pp. 113- 120
ISSN: 2322-4347, E-ISSN: 2980-8979

Classification of Radar Antenna Radiation Pattern through Machine Learning

AB. Zarei, R. Kayvan Shokooh *

* Assistant Professor, Imam Hossein University, Tehran, Iran

(Received: 2024/05/01, Revised: 2024/07/31, Accepted: 2024/08/24, Published: 2024/10/01)

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

ABSTRACT

Utilizing machine learning for classifying radar antenna radiation patterns is a novel and significant area in radar signal processing and machine learning. Today, various radar systems for specific applications emit and rotate electromagnetic waves according to their radiation patterns to cover 360 degrees in different angles of the surrounding space. The transmitted waves in the operational environment are received by radar receivers, which are horizontally aligned with the radar. By collecting these waves, the radiation pattern of the transmitting radar antenna can be identified using machine learning algorithms. For this purpose, PDW data related to the radar is used. In this paper, images are created from the PA behavior of the transmitted radar signal in a two-dimensional plot of pulse DOA and PA. Consequently, feature extraction is performed from the radar signal behavior in the image, up to the last layer. Then, the classification of radars based on their application type is done using machine learning. The purpose of this paper is to classify the radiation pattern of the radar antenna with acceptable accuracy by using a suitable convolutional neural network algorithm and generating appropriate data. Generally, the goal is to prove that receiving PDW data and converting it into color images provides us with new input data that can be used as input to the network, and new features can be obtained. New features are defined and added in the radar radiation pattern in terms of the presence of white Gaussian noise, multipath, missing data, and the superposition of two radiation patterns, in order to recognize the degraded radiation pattern appropriate to the operational environment. This paper demonstrates that it can classify the radar antenna radiation pattern with an accuracy of 96.6% in the presence of white Gaussian noise, multipath, missing data, and the superposition of two radiation patterns.

Keywords: Pulse Describing Words, radiation pattern, deep learning, classification, convolutional network

Cite this article: Zarei, A. & kayvan shokooh, R., "Classification of Radar Antenna Radiation Pattern through Machine Learning." *Radar*, vol. 12, no. 1 , pp. 113- 120. 2024.

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

© The Author(s). retain the copyright and full publishing rights

Publisher: Imam Hossein University

Corresponding Author Email: rkayvanshokooh@ihu.ac.ir

"رادار"
سال دوازدهم، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۴۰۳، ص ۱۱۳- ۱۲۰
شاپا الکترونیکی: ۴۰۲۴ -۲۳۴۵ شاپا چاپی: ۴۰۳۲ -۲۳۴۵

علمی – پژوهشی

طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار از طریق یادگیری ماشین

امیر بهادر زارعی[۱]، رضا کیوان شکوه[۲*]

۱- دانشجوی کارشناسی‌ارشد، ۲- استادیار، دانشگاه امام حسین، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۲، بازنگری: ۱۴۰۳/۰۵/۱۰، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۰۳، انتشار: ۱۴۰۳/۰۷/۱۰)

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

چکیده

استفاده از یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار یک حوزه جدید و مهم در پردازش سیگنال‌های رادار و یادگیری ماشین است. در میدان نبرد امروزی، انواع سامانه‌های راداری برای کاربری‌های خاص، امواج الکترومغناطیسی را باتوجه‌به الگوی تشعشعی خود برای پوشش ۳۶۰ درجه در زوایای مختلف فضای اطراف خود ساطع کرده و می‌چرخاند. امواج ارسالی در محیط عملیاتی توسط گیرنده‌های تشخیص‌دهنده سیگنال‌های راداری، دریافت می‌شود. گیرنده به‌صورت افقی هم‌راستا با رادار است. با جمع‌آوری این امواج، می‌توان الگوی تشعشعی آنتن رادار فرستنده را به‌وسیله الگوریتم‌های یادگیری ماشین تشخیص داد. برای این منظور از داده‌های کلمات توصیف‌کننده پالس (PDW) مربوط به رادار استفاده می‌شود. در این مقاله، تصاویر از رفتار دامنه پالس سیگنال ارسالی رادار در نمودار دوبعدی زاویه ورود پالس (DOA) و دامنه پالس (PA)، ایجاد می‌شود. درنتیجه تا لایه آخر، از رفتار سیگنال راداری در تصویر، به استخراج ویژگی می‌پردازد. سپس طبقه‌بندی رادارها بر اساس نوع کاربری آن‌ها با استفاده از یادگیری ماشین انجام می‌شود. در این مقاله مقصود این است که با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی کانولوشنی مناسب و تولید داده مناسب، الگوی تشعشعی آنتن رادار، بادقت مطلوبی طبقه‌بندی شود. به‌طورکلی هدف اثبات این موضوع است که دریافت داده PDW و تبدیل آن به تصاویر رنگی به ما داده‌های ورودی جدیدی را می‌دهد که می‌توان از این داده‌های ورودی به‌عنوان ورودی شبکه استفاده نمود و ویژگی‌های جدیدی را به دست آورد. ویژگی‌های جدیدی به لحاظ حضور اثر نویز سفید گوسی، چندمسیرگی، داده‌های ازدست‌رفته و روی‌هم افتادگی دو الگوی تشعشعی در الگوی تشعشعی رادار تعریف و اضافه می‌شود تا الگوی تشعشعی تخریب‌شده متناسب با محیط عملیاتی شناخته شود. این مقاله نشان داد که می‌تواند در شرایطی که اثر نویز سفید گوسی، چندمسیرگی، داده‌های ازدست‌رفته و روی‌هم افتادگی دو الگوی تشعشعی وجود دارد، با دقتی برابر با ٪۹۶.۶ به طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار بپردازد.

کلیدواژه‌ها: کلمات توصیف‌کننده پالس، الگوی تشعشعی، یادگیری عمیق، طبقه‌بندی، شبکه کانولوشنی

۱. مقدمه

یادگیری ماشین، به‌عنوان یک شاخه از هوش مصنوعی، به رایانه‌ها این امکان را می‌دهد تا بتوانند از داده‌ها یاد بگیرند و الگوهایی را کشف و شناسایی کنند. در مورد طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار، یادگیری ماشین می‌تواند به‌صورت دقیق این

استناد: زارعی، امیربهادر و کیوان شکوه، رضا، "طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار از طریق یادگیری ماشین." *رادار*، ۱۲(۱)، ۱۱۳- ۱۲۰، ۱۴۰۳.

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

© نویسنده(گان) حق نشر و حقوق کامل انتشار را برای خود محفوظ می‌دارند.

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین(ع).

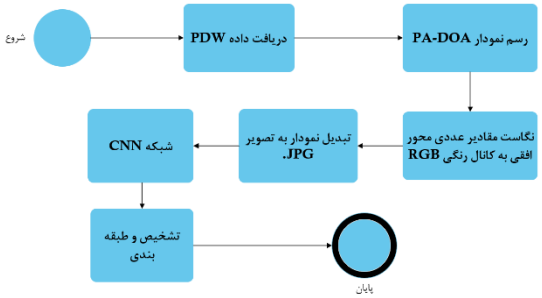
رایانامه نویسنده مسئول: rkayvanshokooh@ihu.ac.ir

فرایند را انجام دهد.

استفاده از یادگیری ماشین در طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار دارای مزایا و دشواری‌های خاص خود است. برای موفقیت در این زمینه، نیاز به داده‌های کافی و متنوع، انتخاب ویژگی‌های مناسب و انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین مناسب است. همچنین، پیش‌پردازش داده‌ها و ارزیابی دقیق مدل‌ها نیز از اهمیت بالایی برخوردارند.

ازآنجاکه آنتن‌های رادار معمولاً دارای الگوهای پیچیده‌ای هستند و بر اساس مشاهدات و تجربه‌های قبلی ساخته نمی‌شوند، یادگیری ماشین می‌تواند بهبود قابل‌توجهی در طبقه‌بندی الگوهای تشعشعی آنتن رادار برای اهداف مختلف ایجاد کرد. با این مقدمه به بیان مسئله به‌صورت دقیق‌تر پرداخته خواهد شد.

در این مقاله تصاویر از رفتار دامنه پالس سیگنال ارسالی رادار در نمودار دوبعدی زمان ورود پالس و دامنه پالس، ایجاد می‌شود [1]. هر تصویر از در کنار هم چیده شدن پیکسل‌ها تشکیل شده. یک تصویر به زیر تصاویر تجزیه شده و پیکسل‌های تشکیل‌دهنده زیر تصاویر، به‌عنوان عامل‌های ورودی شبکه عمیق، برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. شبکه عمیق به‌وسیله فیلترهای تعریف شده برای هر لایه، اقدام به استخراج ویژگی از زیر تصاویر کرده و زیر تصاویر جدیدی را برای لایه‌های بعدی ایجاد می‌کند. درنتیجه تا لایه آخر، از رفتار سیگنال راداری در تصویر، به استخراج ویژگی می‌پردازد. سپس طبقه‌بندی رادارها بر اساس نوع کاربری آن‌ها با استفاده از یادگیری ماشین انجام می‌شود.



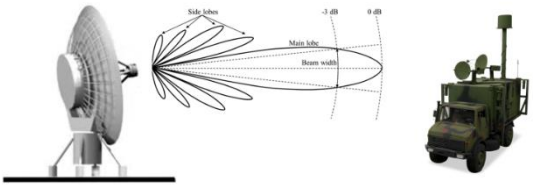
شکل (۱). ساختار پیشنهادی به‌منظور طبقه‌بندی الگوی تشعشعی

اقدام به استخراج ویژگی از زیر تصاویر بهبوددهنده عملکرد شبکه و وزن‌دهی هر یک از نورون‌های شبکه در این مقاله محاسبه می‌شود.

۲. روش تحقیق

برای طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار از طریق یادگیری ماشین، روش ارائه شده در ادامه آورده شده:

در ابتدا، باید داده‌هایی که شامل الگوهای تشعشعی آنتن رادار است را جمع‌آوری کرد. این داده‌ها می‌توانند شامل اندازه‌گیری‌های تشعشعی آنتن در نقاط مختلف فضا باشند[2-3].



شکل (۲). سامانه شنود در حال دریافت سیگنال راداری با چرخش مکانیکی

برای شبیه‌سازی شرایط شکل (۲) از فرمول (۱) استفاده شده است[4-5]:

$$Beam = MaxGain \cdot \left| sinc\left(\frac{1}{HPBW_R} sin\left(\frac{\theta-\theta_{max}}{2}\right)\right)\right|^N \quad (۱)$$

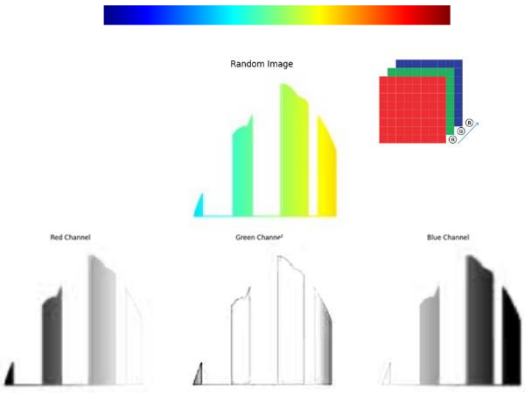
و سپس اثرات نویز سفید گوسی[6]، چندمسیرگی[7]، الگوی تشعشعی ناقص[8-10] و روی‌هم افتادگی دو الگوی تشعشعی به الگوی تشعشعی ایدئال اضافه شده است. برای ساخت پایگاه‌داده نیز با استفاده از شبیه‌سازی انجام شده، داده PDW[1] برای هرکدام از دسته‌بندی‌ها تولید و در قالب تصویر رنگی ذخیره‌سازی شد. در شبیه‌سازی، با درنظرگرفتن مقادیر تصادفی مربوط به عامل‌های هریک از دسته‌ها، برای هر کلاس طبقه‌بندی، مقدار ۱۲۰۰ نمونه تصویر آموزشی، ۶۰۰ نمونه تصویر اعتبارسنجی و ۶۰۰ نمونه تصویر آزمایشی تولید شده است تا دقت شبکه برای داده‌هایی که در مرحله آموزش با آن روبرو نشده است تعیین شود.

فرض شد که گیرنده به‌صورت افقی هم‌راستا باهدف است. زیرا در شرایطی که گیرنده به‌صورت افقی باهدف هم‌راستا نباشد الگوی تشعشعی سمت (زاویه سمت) را به طور کامل دریافت نمی‌کند و به عبارتی برشی از گلبرگ اصلی را دریافت خواهد نمود.

الگوی تشعشعی ایدئال از واقعیت به‌دور است؛ بنابراین عوامل مخربی که می‌توانند بر الگوی تشعشعی آنتن رادار تأثیر مخرب بگذارند نیز در شبیه‌سازی لحاظ شده است؛ زیرا دسترسی به داده واقعی وجود نداشت، در این مقاله فرض شد که این عوامل شامل؛ ۱. نویز سفید گوسی ۲. چندمسیرگی ۳. الگوی تشعشعی ناقص ۴. روی‌هم افتادگی دو الگو است. هریک از عوامل عنوان شده به‌تنهایی می‌توانند چالشی برای طراحی شبکه ایجاد کنند که در ادامه در خصوص هریک بحث خواهد شد؛ اما چالش اصلی عملکرد مناسب شبکه در شرایط حضور همه عوامل در کنار

[1] Pulse Description Word

یکدیگر و طراحی شبکه مناسب و عملکرد مطلوب شبکه است. مقادیر DOA تصاویر شبیه‌سازی به کانال رنگی Jet (RGB) نگاشت شده است[12-11] که در شکل (۳) قابل‌مشاهده است. ازآنجایی‌که ۱۶ میلیون رنگ RGB وجود دارد لذا نگاشت مقادیر عددی به مقادیر رنگی با محدودیتی مواجه نخواهد شد.



شکل (۳). نمونه‌ای از تصویر شبیه‌سازی الگوی تشعشعی آنتن رادار در حضور عوامل مخرب و تصویر سه کانال RGB آن

باتوجه‌به اینکه سامانه شنود راداری هم‌راستا با رادار فرض شده است و برای رادارهای میان‌پایه و دریا پایه این موضوع وجود دارد، الگوی تشعشعی در جهت سمت دریافت می‌شود و با استفاده از پهنای پرتو نمی‌توان اقدام به طبقه‌بندی می‌کند. این موضوع نقطه قوت شبکه و قدرت شبکه را نشان می‌دهد که اگرچه عامل پهنای پرتو نمی‌توان به‌تنهایی کفایت نمی‌کند، اما شبکه پیشنهادی با استفاده از گلبرگ اصلی الگوی تشعشعی و بخش‌های مختلف الگوی تشعشعی با استفاده از استخراج ویژگی از طریق ساختار گلبرگ اصلی می‌تواند به طبقه‌بندی بپردازد.

در مرحله بعد، با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی کانولوشنی[1]، تصمیم بر طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار است. سه کلاس کلی برای طبقه‌بندی در نظر گرفته شد که در جدول (۱) آورده شده[20-13]:

جدول (۱). سه کلاس طبقه‌بند و پهنای پرتو نمی‌توان آن

نوع کاربری	پهنای پرتو نمی‌توان آنتن (درجه)
هشدار اولیه[2]	۶۰.۰ – ۴.۰
جستجو[3]	۴.۰ – ۲.۷
ردیابی[4]	۲.۷ – ۰.۵

[1] Convolutional Neural Network
[2] Early Warnin
[3] Search

دقت بیان شده برای طبقه‌بندی باتوجه‌به این موضوع است که فرض طبقه‌بندی نوع کاربری رادارها بر اساس HPBW[5] درست بوده و خطای دسته‌بندی‌ها در نظر گرفته نشده است؛ زیرا رادارهایی وجود دارند که پهنای پرتو نمی‌توان آنتن و نوع کاربری متفاوتی نسبت به فرض عنوان شده، داشته باشد. بااین‌حال بازه‌های پهنای پرتو نمی‌توان آنتن به‌گونه‌ای انتخاب شده‌اند که شمولیت حداکثری داشته باشد.

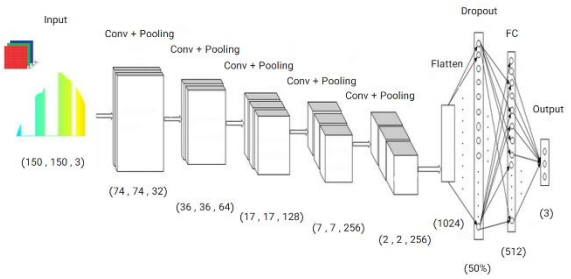
دیتابیسی که برای آموزش شبکه پیشنهادی مورداستفاده قرار گرفته شده شامل ۲۴۰۰ نمونه تصادفی از الگوی تشعشعی مختلف مربوط رادارهای ردیابی، جستجو و هشدار اولیه است که به‌صورت افقی هم‌راستا با گیرنده فرض شدند و به‌طورکلی ۱۲۰۰ نمونه برای آموزش شبکه و ۶۰۰ نمونه برای اعتبارسنجی شبکه و ۶۰۰ نمونه برای آزمایش شبکه مورداستفاده قرار می‌گیرد که به‌صورت رندوم به شبکه داده می‌شود. از کل ۲۴۰۰ نمونه، ۸۰۰ نمونه مربوط به رادار ردیابی است که ۴۰۰ نمونه برای آموزش شبکه و ۲۰۰ نمونه برای اعتبارسنجی و ۲۰۰ نمونه برای آزمایش در نظر گرفته شده است. برای کلاس‌های طبقه‌بندی دیگر نیز تعداد نمونه‌ها به همین صورت است.

۳. الگوریتم پیشنهادی

شبکه عصبی کانولوشنی یکی از رایج‌ترین روش‌ها در کاربردهای مختلف بینایی کامپیوتر است. به‌طورکلی، یک شبکه CNN از سه‌لایه اصلی تشکیل می‌شود که عبارت‌اند از: لایه کانولوشن، لایه پولینگ (ادغام) [6] و لایه تمام متصل[21].

در هر شبکه‌ی عصبی کانولوشنی دو مرحله برای آموزش وجود دارد: مرحله‌ی پیش‌خور[7] و مرحله‌ی پس انتشار[8]. در مرحله اول، تصاویر شبیه‌سازی به‌عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود و سپس خروجی شبکه محاسبه می‌شود .در مرحله بعد، به‌منظور تنظیم عامل‌های شبکه و یا به‌عبارت‌دیگر همان آموزش شبکه، از نتیجه خروجی، جهت محاسبه میزان خطای شبکه استفاده می‌شود. بر اساس میزان خطای محاسبه شده، مرحله پس انتشار آغاز می‌شود. بعد از تکرار تعداد مناسبی مراحل آموزش شبکه پایان می‌یابد.

[4] Tracking
[5] Half Power Beam Width
[6] Pooling Layer
[7] Feed forward
[8] Back propagation



شکل (۴). ساختار شبکه عصبی کانولوشنی پیشنهادی

شبکه پیشنهادی در شکل (۴) از ۵ لایه کانولوشنی تشکیل شده است که عملیات استخراج ویژگی را انجام می‌دهد و در ادامه ویژگی‌های مستخرج، در یک ماتریس ستونی به مجموعه‌ی لایه تمام متصل داده می‌شود. لایه‌های تمام متصل بر اساس کلاس‌های جدول (۱) اقدام به طبقه‌بندی کرده و برای هر تصویر ورودی، یک کلاس طبقه‌بندی را در نظر می‌گیرد.

عملیات اساسی در شبکه CNN، بین ماتریس ورودی I و هسته قابل‌یادگیری K است. برای یک ورودی دوبعدی به‌صورت زیر است [22-24]:

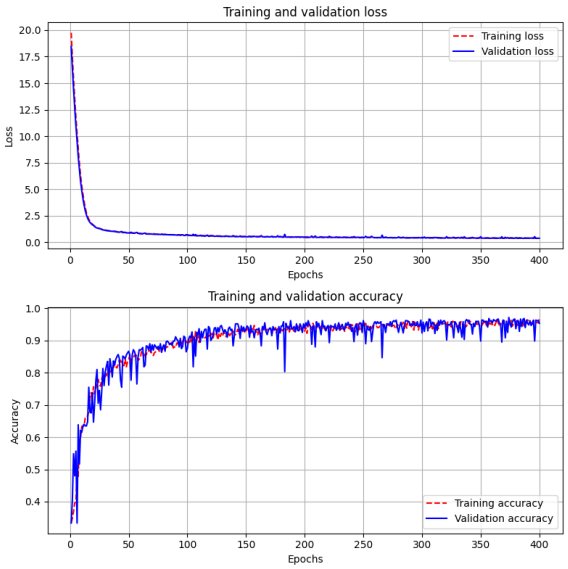
$$S(i,j) = (I * K)_{i,j} = \sum_{m=0}^{k_h-1} \sum_{n=0}^{k_w-1} I(i+m, j+n).K(m,n) + b \qquad (۲)$$

$$\frac{\partial L}{\partial W_{ij}^{(l)}} = \sum_{m.n} \frac{\partial L}{\partial Y_{mn}^{(l)}} . X_{i+m,j+n}^{(l-1)} \qquad (۳)$$

شبکه پیشنهادی که در شکل (۴) نشان‌داده‌شده است، به‌طورکلی شامل ۵ لایه کانولوشنی و ۵ لایه پولینگ و ۱ لایه مسطح[1] و ۱ لایه حذف[2] و ۲ لایه تمام متصل[3] است.

حجم محاسباتی مربوط به این شبکه برابر با ۱۵۰۴۸۳۵ عامل آموزشی است[23] . این اندازه از عامل‌های شبکه در هر مرتبه از آموزش شبکه، در مرحله پیش‌خور و مرحله پس انتشار پردازش می‌شود.

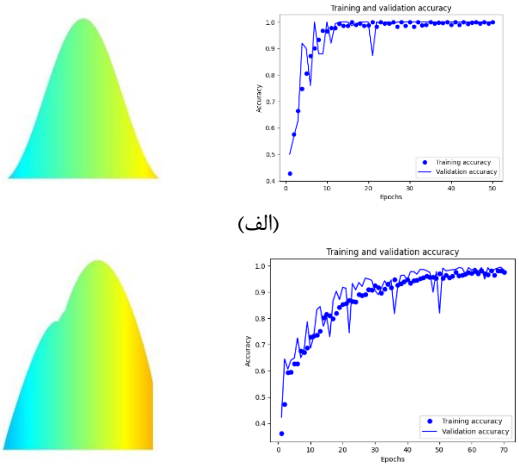
برای رسیدن به شبکه کانولوشنی نهایی، ۱۵ شبکه پیاده‌سازی شد و مورد آزمایش قرار گرفت. تعداد تکرار دوره آموزشی[4] برابر با ۴۰۰ است و در تمامی لایه‌های کانولوشنی از تابع فعال‌سازی ReLU استفاده شده است.



شکل (۵). نمایش نمودار خطا و دقت شبکه پیشنهادی در روند آموزش و اعتبارسنجی

۳. تحلیل و بررسی نتایج شبیه‌سازی

قبل از آغاز توضیح جزئیات، لازم به ذکر است که به طور کل دریافت داده PDW و تبدیل آن به تصاویر رنگی به ما داده‌های ورودی جدیدی را می‌دهد که می‌توان از این داده‌های ورودی به‌عنوان ورودی شبکه استفاده نمود و ویژگی‌های جدیدی را به دست آورد.



شکل (۶). نمایش اثر Multipath بر گلبرگ اصلی الگوی تشعشعی شبیه‌سازی

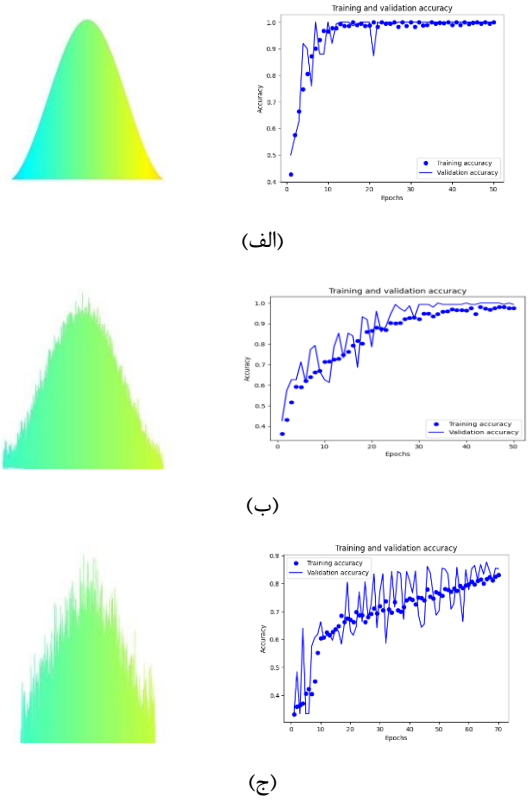
در ارتباطات رادیویی، چندمسیرگی پدیده انتشار است که منجر به رسیدن سیگنال‌های رادیویی به آنتن دریافت‌کننده توسط دو یا چند مسیر می‌شود. هنگامی‌که همان سیگنال که

[1] Flatten
[2] Dropout
[3] Fully Connected
[4] Epoch

به‌طورکلی طول متفاوتی را طی کرده است، در بیش از یک مسیر دریافت می‌شود، می‌تواند تداخل و تغییر در دامنه و فاز سیگنال ایجاد کند[25].

همان‌طور که در شکل (۶-الف) دیده می‌شود، دقت شبکه در شرایطی که اثر چندمسیرگی وجود ندارد و شرایط ایدئال است برابر با ٪۱۰۰ شد. باوجوداینکه هیچ تغییری در ساختار شبکه و عامل‌های شبکه اعمال نشد و اثر چندمسیرگی به داده‌های ورودی اضافه گردید، دقت شبکه به ٪۹۷.۷ رسید که در شکل (۶-ب) نمودار روند آموزشی و همچنین نمونه‌ای از تصویر الگوی تشعشعی آن دیده می‌شود. درواقع شبکه در مقابل اثر چندمسیرگی مقاومت بالایی از خود به نمایش می‌گذارد.

نویز سفید گوسی یک مدل نویز پایه در نظریه اطلاعات و مهندسی مخابرات است که برای شبیه‌سازی اثرات فرایندهای تصادفی طبیعی استفاده می‌شود. اضافه‌کردن نویز AWGN اجازه می‌دهد تا عملکرد سامانه‌های ارتباطی در شرایط نویزی آزمایش و تجزیه‌وتحلیل شود و درنهایت به بهینه‌سازی سیستم پرداخته شود[26].



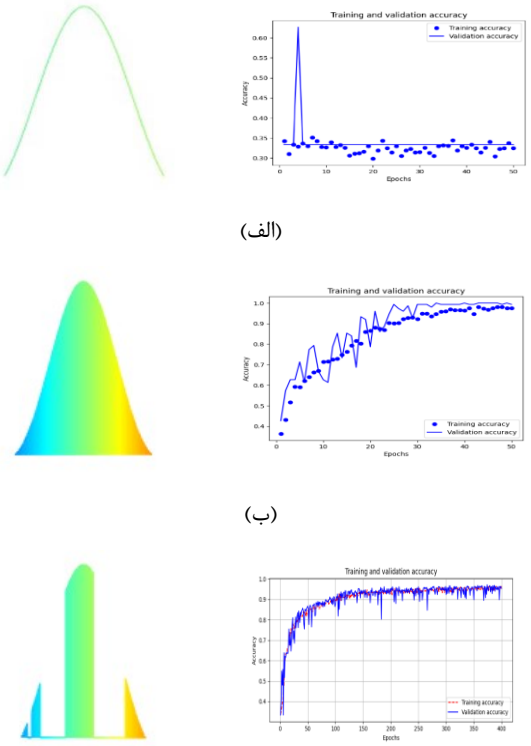
(الف)

(ب)

(ج)

شکل (۷). نمایش نمودار روند آموزش شبکه برای ۳ نمونه از داده‌های شبیه‌سازی ورودی با میزان AWGN متفاوت (به ترتیب برابر با ۴۰ dB و ۱۵ dB و ۳ dB)

همان‌طور که در شکل (۷-الف) دیده می‌شود، دقت شبکه در شرایطی که نویز AWGN وجود ندارد و شرایط ایدئال است برابر با ٪۱۰۰ شد. بدون ایجاد هیچ تغییری در ساختار شبکه، اثر نویز AWGN به مقدار ۱۵ dB به داده‌های ورودی اضافه گردید، دقت شبکه به ٪۸۳.۵ رسید که در شکل (۷-ب) نمودار روند آموزشی و نمونه‌ای از تصویر الگوی تشعشعی آن دیده می‌شود. همچنین دقت شبکه در شرایطی که نویز سفید گوسی برابر با ۰ dB قرار داده شد، به ٪۹۷ رسید که در شکل (۷-ج) نمودار روند آموزشی و همچنین نمونه‌ای از تصویر الگوی تشعشعی آن دیده می‌شود. زمانی که تنها عامل AWGN بر داده‌های ورودی اعمال گردد شبکه همچنان می‌تواند خوب عمل کند؛ اما در شرایطی که چندمسیرگی و روی‌هم افتادگی چند الگوی تشعشعی رخ دهد شبکه نمی‌تواند به‌درستی عمل کرده و اقدام به طبقه‌بندی نماید. درواقع شبکه در مقابل اثر AWGN کمتر از ۱۵ dB نمی‌تواند به‌خوبی عمل کرده و اقدام به طبقه‌بندی نماید.



(الف)

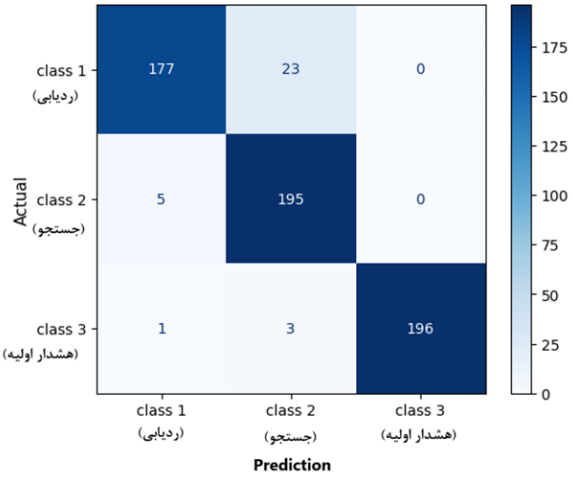
(ب)

(ج)

شکل (۸). نمایش نمودار روند بهبود دقت شبکه برای ۳ نمونه از ۱۵ شبکه پیشنهادی

همان‌طور که در شکل (۸-الف) نشان‌داده‌شده، نگاشت مقادیر محور افقی روی نمودار الگوی تشعشعی آنتن رادار، نمی‌تواند به‌خوبی ویژگی‌های عددی را به حوزه تصویرنگاشت دهد و شبکه عملکرد خوبی از خود نشان نمی‌دهد. برای حل این مشکل و نگاشت صحیح از حوزه سیگنال به حوزه تصویر، نوآوری اجرا شده

به این صورت است که نگاشت مقادیر عددی محور افقی بر سطح زیر الگوی تشعشعی اعمال شد. نتیجه این نگاشت در شکل (۸-ب) قابل‌مشاهده است. در ادامه، عوامل مخرب مؤثر بر الگوی تشعشعی به تصاویر آموزشی ورودی اضافه شد و همچنین عامل‌های شبکه بهینه‌سازی شد که نتیجه آن در شکل (۸-ج) آورده شده است. روند بهبود شبکه از شکل (۸-الف) تا رسیدن به شبکه شکل (۸-ج) به‌طورکلی شامل طراحی، پیاده‌سازی و آزمایش ۱۲ شبکه کانولوشنی و دیتاست مربوط به آن است که در اینجا نتیجه ۳ شبکه آورده شده است. درنهایت، دقت در الگوریتم شبکه کانولوشنی پیشنهادی نهایی به ٪۹۶.۶۷ رسید.



شکل (۷). نمایش ماتریس درهم‌ریختگی[1] شبکه کانولوشنی پیشنهادی

در confusion matrix، هریک از عناوین، نشانگر یکی از کلاس‌ها طبقه‌بند هستند:

۱. Class 1: ردیابی
۲. Class 2: جستجو
۳. Class 3: هشدار اولیه

نمودار ماتریس درهم‌ریختگی نشانگر نتایج حاصل از شبکه آموزش‌دیده در مقابل داده‌های آزمایشی است. به این معنا که بعد از انجام آموزش شبکه، زمانی که آموزش شبکه برای مسئله تعریف شده تکمیل شده است، در مرحله بعد، داده‌های آزمایشی برای آزمایش به شبکه داده می‌شود تا شبکه اقدام به طبقه‌بندی نموده و عملکرد شبکه مورد بررسی قرار گیرد. برای اینکه در قالب بصری، نتایج شبکه نمایش داده شود، از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده می‌شود. ماتریس درهم‌ریختگی جدول هاشوری است که محور عمودی برچسب واقعی هر داده آزمایشی و محور افقی پیش‌بینی شبکه از آن داده آزمایشی را نمایش می‌دهد.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی برای رادار هشدار اولیه، همان‌طور که در شکل (۷) نشان‌داده‌شده، بدین صورت است که از کل ۲۰۰ نمونه آزمایشی، ۱۹۶ نمونه به‌درستی طبقه‌بندی شدند و ۳ نمونه به‌اشتباه، به‌عنوان الگوی تشعشعی رادار جستجو و ۱ نمونه به‌عنوان الگوی تشعشعی رادار ردیابی طبقه‌بندی شد. دقت مربوط به طبقه‌بندی رادار هشدار اولیه برابر با ٪۹۸ شد.

برای رادار جستجو، نتایج بدین صورت است که از کل ۲۰۰ نمونه تست، ۱۹۵ نمونه به‌درستی طبقه‌بندی شدند و ۵ نمونه به‌اشتباه، به‌عنوان الگوی تشعشعی رادار ردیابی طبقه‌بندی شد. دقت مربوط به طبقه‌بندی رادار جستجو برابر با ٪۹۷.۵ شد.

برای رادار ردیابی، نتایج بدین صورت است که از کل ۲۰۰ نمونه تست، ۱۷۷ نمونه به‌درستی طبقه‌بندی شدند و ۲۳ نمونه به‌اشتباه، به‌عنوان الگوی تشعشعی رادار جستجو طبقه‌بندی شد. دقت مربوط به طبقه‌بندی رادار ردیابی برابر با ٪۸۸.۵ شد.

۴. نتیجه‌گیری

هدف از انجام این مقاله طراحی، پیاده‌سازی و بهبود الگوریتم شبکه‌ای مناسب به‌منظور طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار از طریق یادگیری ماشین بود. همان‌طور که بیان شد به‌واسطه‌ی داده‌های PDW دریافت شده می‌توان به طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار رسید. فن‌های نوآورانه متعددی پیاده‌سازی شده است که در مسائل مربوط به سیگنال‌های مخابراتی و راداری مورداستفاده قرار گرفته‌اند. به‌صورت کلی استخراج ویژگی‌های مختلف و همچنین انتخاب بهترین ویژگی‌ها و تعیین آستانه‌ها و... به‌منظور طراحی شبکه‌ای بهینه و مقاوم برای طبقه‌بندی کار دشواری است. در طی مراحل مربوط به طراحی شبکه بهینه برای مسئله طبقه‌بندی الگوی تشعشعی، ۹ شبکه پیاده‌سازی شده است. این ۹ شبکه فقط برای بهینه‌سازی جهت افزایش دقت شبکه و یادگیری داده‌های نزدیک به واقعیت بود. چه‌بسا که چندین شبکه نیز پیاده‌سازی شده بودند که عملکرد مناسبی نداشتند (به‌طورکلی ۱۵ شبکه پیاده‌سازی شد) و درنتیجه کنار گذاشته شدند که در این مقاله آورده نشدند.

مشخص شد که الگوریتم پیشنهادی که با استفاده از تصویر، شناسایی و طبقه‌بندی را انجام می‌دهند دارای دقت مناسبی است که نشان از کارکرد خوب شبکه کانولوشنی پیشنهادی دارد و ازآنجایی‌که داده‌های ورودی تصاویر رنگی هستند درنتیجه الگوریتم کانولوشنی الگوریتم بهتری خواهد بود نسبت به اینکه تصویر ورودی تبدیل به دنباله‌های عددی شوند و از بردارها به‌عنوان ورودی شبکه استفاده شود. همچنین این الگوریتم نسبت

[1] Confusion Matrix

به عوامل مخربی ازجمله اثر چندمسیرگی و نویز سفید گوسی مقاومت بالایی از خود نشان می‌دهد.

روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی الگوی تشعشعی است نه بازسازی الگوی تشعشعی ناقص. درواقع یکی از ویژگی‌های این شبکه، طبقه‌بندی الگوهای تشعشعی آنتن رادار در شرایطی است که همه اثرات نویز سفید گوسی، چندمسیرگی، الگوی تشعشعی ناقص و روی‌هم افتادگی دو الگو وجود دارد تا بتواند حتی از داده‌های ناقص هم نهایت بهره را برده و اقدام به استخراج ویژگی کند تا بتواند طبقه‌بندی را انجام دهد.

در این مقاله، الگوریتمی مناسب ازنظر دقت در محیط واقعی (ازنظر حضور نویز سفید گوسی، چندمسیرگی داده‌های ازدست‌رفته و روی‌هم افتادگی دو الگوی تشعشعی) برای طبقه‌بندی الگوی تشعشعی آنتن رادار ارائه شد. باتوجه‌به نتایج به‌دست‌آمده، در محیط واقعی نویز سفید گوسی، چندمسیرگی، داده‌های ازدست‌رفته تا حداکثر به میزان ٪۵۰ و روی‌هم افتادگی دو الگوی تشعشعی برای یک الگوی دریافتی فرض شده که با الگوریتم پیشنهادی طبقه‌بندی با دقتی برابر با ٪۹۶.۶۷ انجام شده است.

۵. مراجع

[1] L. Cain, J. Clark , E. Pauls , B. Ausdenmoore , R. Clouse, Ted Josue, "Convolutional Neural Networks for Radar Emitter Classification", 2018 IEEE CCWC Conference, https://doi.org/10.1109/CCWC.2018.8301627

[2] Skolnik, Merrill I., INTRODUCTION TO RADAR SYSTEMS, McGraw-Hill, 2001.

[3] C. A. Balanis, Ph.D., Antenna Theory: Analysis and Design, 4th ed., 2016.

[4] Carlos A. Dávila C. A., Hopkins G.D., Showman G.A., RADAR and EW MODELING in MATLAB and SIMULINK, Artech House, 2024.

[5] Zarei. N, "Hand notes of Advanced Electronic Warfare course," Imam Housein University (AS), 2024.

[6] Proakis, J. G., & Salehi, M., in Digital Communications (5th ed.). McGraw-Hill., 2008, p. Chapter 4.

[7] Goldsmith, A, "Wireless Communications", Cambridge University Press, 2005, p. Chapter 3.

[8] ROHDE & SCHWARZ, "Challenges faced by the ELINT and Electronic Warfare communities," https://defence.nridigital.com.

[9] Keysight Technologies, "Radar, EW & ELINT Testing: Identifying Common Test Challenges", https://www.keysight.com. 2021

[10] P. Michael Gale, "An Approach to UAV-Based ELINT", Journal of Electromagnetic Dominance, 2017.

[11] The MathWorks, Inc., "how-patch-data-relates-to-a-colormap", https://www.mathworks.com.

[12] The MathWorks, Inc., "matlab-colormap," The MathWorks, Inc., https://www.mathworks.com.

[13] "Technical Manual, AN/SPS-40 Radar Set, NAVSEA 0967-LP-441-9010 and NAVSEA Drawing RE-D2699234".

[14] RadarTutorial, "P-18 Radar", Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported license, https://www.radartutorial.eu.

[15] RadarTutorial, "AN/FPS-117 Radar", Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported license, https://www.radartutorial.eu.

[16] Lockheed Martin, "AN/TPS-59 (V)3 Tactical Missile Defense Radar", https://investors.lockheedmartin.com

[17] RadarTutorial, "AN/SPS-49 Radar", Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported license, https://www.radartutorial.eu.

[18] China Defense, "China-Defense. Plan-Radar_And-EW", https://ChinaDefense.com.

[19] Wikipedia , "N/TPQ-53 Quick Reaction Capability Radar", https://en.wikipedia.org

[20] RadarTutorial, "SMART S Radar", Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported license, https://www.radartutorial.eu.

[21] Sabeenian, T. Shanthi, R. S., "Modified Alexnet architecture for classification of diabetic retinopathy images", 2019, https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.03.004

[22] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P., "Gradient-based learning applied to document recognition", IEEE Conference, 1998.

[23] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, in Deep Learning. Chapter 9, MIT Press, 2016, pp. 330-334.

[24] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016, p. Section 6.5.

[25] Goldsmith, A, "Wireless Communications," Cambridge University Press, 2005, p. Chapter 3.

[26] Proakis, J. G., & Salehi, M., in Digital Communications (5th ed.). McGraw-Hill., 2008, p. Chapter 4.