



Radiation Patterns Synthesis of Linear Phased Antenna Arrays Using Machine Learning Methods

Javad Askari¹, Maryam Hajebi^{ID}*¹, Mansoureh Sharifzadeh Iari¹

¹ Master's Degree, Hormozgan University, Hormozgan, Iran

² Assistant Professor, Hormozgan University, Hormozgan, Iran

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article history: Article Type: Research paper Receive: 05 July 2025 Revise: 01 October 2025 Accept: 07 November 2025 Available online: 22 November 2025 Keywords: Artificial Intelligence Machine Learning Pattern Synthesis Phased Array Antenna Radiation Pattern	Phased array antennas are key components in advanced communication systems. The synthesis of their radiation patterns plays a vital role in designing and shaping desired radio beams for various applications. Traditionally, numerous analytical and numerical methods have been used to achieve desired radiation patterns. However, these methods often require complex and time-consuming computations or cannot be implemented for all desired patterns. As a result, artificial intelligence algorithms, particularly machine learning models, have emerged as a novel approach for radiation pattern synthesis. In this study, two machine learning algorithms—Support Vector Machine (SVM) and Gaussian Process Regression (GPR)—were employed to synthesize the radiation pattern of a linear phased array antenna with uniform spacing. A notable advantage of this method is its low demand for training data (only about 27 training datasets) and fast training speed, with both models training in less than a second for linear arrays with 15 radiating elements. Additionally, sensitivity analysis shows that the Gaussian Process Regression algorithm achieves higher accuracy than the Support Vector Machine, with a mean squared error of less than 0.001 for conventional patterns and below 0.01 for patterns with discontinuities. Thus, GPR can be considered a suitable option for the advanced design of antenna arrays in communication and radar applications.

Cite this article: J Askari, M Hajebi and M Sharifzadeh, Radiation Patterns Synthesis of Linear Phased Antenna Arrays Using Machine Learning Methods. *Applied Electromagnetics*. vol. 13, no. 2, pp. 49- 58, 2025.

DOR: <https://dorl.net/dor/20.1001.1.26455153.1404.13.2.3.0>



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

Publisher: Imam Hossein University

سنتز الگوی آنتن‌های آرایه‌ای فازی خطی به کمک روش‌های یادگیری ماشین

جواد عسکری^۱، مریم حاجبی^{۲*}، منصوره شریف زاده^۲

^۱ کارشناسی ارشد، دانشگاه هرمزگان، هرمزگان، ایران

^۲ استادیار، دانشگاه هرمزگان، هرمزگان، ایران

چکیده	مشخصات مقاله
آنتن‌های آرایه فازی از اجزای کلیدی در سامانه‌های مخابراتی پیشرفته به شمار می‌روند. سنتز الگوی تابش این آنتن‌ها نقش بسزایی در طراحی و شکل‌دهی به الگوهای تشعشعی موردنظر برای کاربردهای گوناگون دارد. به طور سنتی، روش‌های تحلیلی و عددی متعددی جهت تحقق الگوهای تابش مدنظر، مورد استفاده قرار گرفته‌اند. باین‌حال، این روش‌ها اغلب با نیازمند محاسبات پیچیده و زمان‌بر هستند، یا قابلیت پیاده‌سازی برای تمامی الگوهای دلخواه را ندارند. از این‌رو، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه مدل‌های یادگیری ماشین، به‌عنوان رویکردی نوین در سنتز الگوی تشعشعی مطرح شده است. در این پژوهش، دو الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM) و رگرسیون فرایند گوسی (GPR) به‌منظور سنتز الگوی تابش یک آنتن آرایه فازی خطی با فواصل برابر به کار گرفته شده‌اند. یکی از مزایای قابل‌توجه این روش، نیاز به حجم اندک داده‌ی آموزشی (حدود ۲۷ مجموعه داده آموزشی) و سرعت بالای آموزش است؛ به‌گونه‌ای که زمان آموزش هر دو مدل مورد بررسی، کمتر از یک ثانیه برای آرایه‌های خطی با ۱۵ عنصر تشعشعی است. همچنین تحلیل حساسیت مدل‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم رگرسیون فرایند گوسی از دقت بالاتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان برخوردار است، به‌گونه‌ای که میانگین مربعات خطای آن کمتر از ۰/۰۱ برای الگوهای مرسوم و کوچک‌تر از ۰/۰۱ برای الگوهای ناپیوستگی است و می‌تواند به‌عنوان گزینه‌ای مناسب برای طراحی پیشرفته‌ی آرایه‌های آنتنی در کاربردهای مخابراتی و راداری مورد استفاده قرار گیرد.	تاریخچه مقاله: نوع مقاله: علمی - پژوهشی دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۱۴ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۷/۰۹ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۱۶ ارائه آنلاین: ۱۴۰۴/۰۹/۰۱ کلیدواژه‌ها: آنتن آرایه فازی الگوی تشعشعی سنتز الگوی تشعشعی یادگیری ماشین هوش مصنوعی

استناد: جواد عسکری، مریم حاجبی و منصوره شریف زاده، سنتز الگوی آنتن‌های آرایه‌ای فازی خطی به کمک روش‌های یادگیری ماشین. *الکترومغناطیس کاربردی*. ۱۳(۲): صص ۴۹-۵۸ (۱۴۰۴).

DOR: <https://dorl.net/dor/20.1001.1.26455153.1404.13.2.3.0>

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

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین(ع).



۱- مقدمه

یکی از مهم‌ترین اجزای کلیدی در سامانه‌های مخابراتی امروزی، آنتن‌های آرایه فازی است که کاربردهای گسترده‌ای در مخابرات نسل پنجم و ششم، رادارها، ارتباطات ماهواره‌ای و حتی مخابرات نوری دارند [۱-۳]. از مهم‌ترین مزیت‌های آنتن‌های آرایه فازی، انعطاف‌پذیری بالا در کنترل جهت و شکل الگوی تشعشعی و امکان تقویت و هدایت امواج الکترومغناطیسی بدون نیاز به عنصر مکانیکی هستند. باتوجه به شکل الگوی تشعشعی هر آنتن و همچنین نحوه چیدمان عناصر آرایه، الگوی تشعشعی آنتن‌های آرایه‌ای قابل محاسبه است. فاصله بین عناصر، اندازه و فاز تغذیه‌ی هر عنصر و تعداد عناصر، از دیگر عوامل تعیین‌کننده‌ی شکل الگوی تشعشعی آنتن آرایه‌ای هستند [۴-۶].

به طور معمول، برای استفاده از آنتن‌های آرایه فازی، الگوهای تشعشعی مختلفی مورد نیاز است. به عنوان نمونه، الگوی تشعشعی تفضلی در کاربردهای راداری، الگوی تشعشعی با تابعیت کسکانت در کاربردهای سنجش ارتفاع و الگوی تشعشعی با سطح گلبیگ‌های جانبی برابر در کاربردهایی که نیاز به سمت‌گرایی بالایی دارند، مورد استفاده قرار می‌گیرند. شکل‌دهی هر الگوی تشعشعی دلخواه، تحت عنوان مسئله‌ی سنتز الگوی آرایه شناخته می‌شود که در آن الگوی تشعشعی مطلوب به عنوان ورودی مسئله، و تعداد عناصر آرایه، نحوه‌ی چیدمان آن‌ها، و اندازه و فاز تغذیه‌ی هر عنصر، خروجی مسئله را تشکیل می‌دهند. سنتز الگوی تشعشعی در آرایه‌های خطی یکی از مسائل بنیادین در طراحی آنتن‌های آرایه‌ای است که با استفاده از روش‌های تحلیلی، عددی و همچنین فن‌های مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی قابل انجام است [۷-۹]. ابعاد فیزیکی کوچک، هزینه‌ی پایین و سهولت در پیاده‌سازی، موجب شده است که آرایه‌های خطی در طیف وسیعی از کاربردهای عملی، از جمله رادار، مخابرات و سامانه‌های هوشمند، مورد استفاده گسترده قرار گیرند [۱۰-۱۳].

تاکنون روش‌های مختلفی برای مسئله سنتز الگوی تشعشعی آنتن‌های آرایه فازی خطی با فواصل برابر معرفی شده‌اند که هر یک از آن‌ها دارای مزایا و معایبی هستند. از شناخته‌شده‌ترین‌های روش‌های سنتز می‌توان به روش فوریه [۱۴]، روش دولف - چبیشف [۱۵]، روش تیلور [۱۶] و... اشاره نمود. جامع نبودن هر یک از این روش‌ها، وابستگی به هندسه آرایه، عدم کنترل بر ویژگی‌های آرایه مانند بهره و پهنای پرتو نصف توان، زمان‌بر بودن، نادیده گرفتن تزویج متقابل بین عناصر آرایه، دقت کم و طراحی آرایه با تعداد عناصر غیربهرینه، از مهم‌ترین چالش‌های روش‌های معرفی شده تاکنون هستند. از این‌رو، مسئله سنتز الگوی تشعشعی آرایه همچنان به عنوان یک چالش در مهندسی آنتن است.

با معرفی الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی که قابلیت یادگیری مسائل مختلف را دارند و یاد می‌گیرند که به صورت برخط مسائل پیچیده را حل کنند، این ابزار در سنتز الگوهای آرایه فازی نیز به کار گرفته شده‌اند و نتایج قابل قبولی ارائه داده‌اند. این الگوریتم‌ها که شامل شبکه‌های عصبی، روش‌های یادگیری ماشین و یا یادگیری عمیق هستند، هنوز در مراحل اولیه بوده و نیاز است با اعمال الگوریتم‌های متنوع در این حوزه و استفاده از روش‌های ترکیبی، مزایا و معایب آن‌ها مشخص شود تا بتوان بنا به کاربرد، الگوریتم بهینه را تعیین نمود.

در این راستا، قایولا و همکاران در [۱۷]، از شبکه عصبی مصنوعی برای طراحی آنتن‌های آرایه‌ای خطی که با خط هم‌محور تغذیه شده‌اند، استفاده نمودند. در این روش، الگوی تشعشعی نهایی آرایه به عنوان ورودی، و اندازه، فاز و موقعیت مکانی عناصر آرایه به عنوان خروجی لحاظ گردیده است. این روش نیازمند بهینه‌سازی مجدد برای دست‌یابی به عامل‌های مطلوب مانند سمت‌گرایی آرایه است. در سال ۲۰۲۲، ژانگ و همکاران [۱۸]، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طراحی آرایه‌هایی استفاده کردند که تنها، طراحی پوش الگوی تشعشعی در آن‌ها مدنظر قرار داشت. این روش باتوجه به هدف خاص خود، سریع و مؤثر عمل می‌کند؛ با این حال، از آنجایی که در فرایند آموزش، داده‌های ایدئال به کار گرفته شده‌اند، نتایج نهایی شبکه فوق نیز تنها برای آرایه‌های ایدئال قابل استفاده است. در مرجع [۱۹] نیز، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای سنتز الگوی تشعشعی در آنتن‌های آرایه فازی استفاده شده است. ویژگی شاخص این پژوهش، لحاظ کردن تزویج متقابل بین عناصر آرایه در فرایند تولید داده‌های آموزشی با استفاده از فن عنصر فعال است؛ امری که منجر به افزایش دقت طراحی در آرایه‌های عملی با ابعاد مشخص می‌شود. به همین دلیل، از روش فوق می‌توان با دقت بالا در طراحی آرایه‌های عملی با تعداد آنتن‌های مشخص نیز بهره برد. در مرجع [۲۰]، با بهره‌گیری از شبکه عصبی عمیق، روشی مؤثر برای سنتز آرایه‌های خطی تنک ارائه شده است که با استفاده از اطلاعات مفروض و فن‌های یادگیری، قادر به تعیین هم‌زمان موقعیت و تحریک بهینه‌ی عناصر آرایه بوده و قابلیت اعمال محدودیت بر فاصله بین عناصر را نیز داراست. در پژوهشی دیگر، آرک و همکاران [۲۱]، با استفاده از شبکه‌های بازگشتی به طراحی الگوی تشعشعی پرداخته‌اند. نتایج ارائه شده نشان می‌دهد که در سناریوهای پیچیده، به کارگیری شبکه‌های حافظه‌دار عملکرد بهتری نسبت به معماری‌های معمولی مانند شبکه‌های تمام متصل و کانولوشنی دارند. تا کنون روش‌های متعددی برای طراحی آرایه‌های خطی ارائه شده‌اند که هر یک با مجموعه‌ای از مزایا و محدودیت‌ها همراه هستند. از جمله چالش‌های رایج این روش‌ها می‌توان به وابستگی آن‌ها به ساختار هندسی خاص آرایه، عدم کنترل دقیق بر ویژگی‌هایی مانند

در مسئله سنتز الگوی تشعشعی آنتن‌های آرایه فازی خطی با فواصل برابر، الگوی تشعشعی آرایه به‌عنوان ورودی مسئله و ضرایب تحریک عناصر آرایه شامل اندازه و فاز، به‌عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود. به‌منظور آموزش یک مدل یادگیری ماشین، ابتدا باید مسئله به‌صورت یک سامانه پارامتریک تعریف گردد:

$$y = M_{ML}(x) \quad (2)$$

در رابطه فوق، بردارهای x و y به ترتیب ورودی و خروجی مدل ماشینی M_{ML} هستند. در این چارچوب، x برداری شامل نمونه‌هایی از ضریب آرایه AF و بردار خروجی y شامل ضرایب تحریک آرایه یا I_n هستند. هدف، ساخت یک مدل یادگیرنده ماشینی فشرده تحت عنوان M_{ML} است که بتواند نگاشت بین این ورودی و خروجی را به طور مؤثر یاد بگیرد.

برای ارزیابی عملکرد مدل M_{ML} ، نتایج خروجی آن را با داده‌های اصلی y در مجموعه داده‌های آموزشی مقایسه می‌کنیم. شرط قابل قبول بودن مدل ساخته شده این است که خطای بین خروجی این مدل و بردار y به‌ازای همه نمونه‌های آن از مقدار بسیار کوچکی (ϵ) تجاوز نکند. به عبارت دیگر، به‌ازای همه داده‌های آموزشی، اختلاف مدل اولیه و مدل ماشینی ایجاد شده باید کوچک‌تر یا مساوی با ϵ باشد؛ بنابراین، باید به دنبال تابع $M_{ML}(x)$ بود که در رابطه زیر صدق کند:

$$|y_i - M_{ML}(x_i)| \leq \epsilon \quad (3)$$

از آنجایی که این مسئله به طور طبیعی یک نگاشت ورودی به خروجی را بیان می‌کند، استفاده از الگوریتم‌های رگرسیون برای مدل‌سازی آن مناسب است. یکی از ساده‌ترین و رایج‌ترین روش‌ها، استفاده از رگرسیون خطی به شکل زیر است [۲۲]:

$$M_{ML}(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (4)$$

در رابطه فوق بردار w بردار وزن و عامل b بایاس سامانه بوده که مقدار ثابتی است. بردار وزن w به‌صورت ضرب داخلی با داده‌های ورودی و به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\langle w, x \rangle = \sum_{n=1}^d w_n x_n \quad (5)$$

در رابطه فوق d تعداد داده‌های آموزشی است. با تعریف بالا، می‌توان مدل ماشینی با رگرسیون خطی را به‌صورت زیر بازنویسی کرد.

$$M_{ML}(x) = \sum_{n=1}^d w_n x_n + b \quad (6)$$

بهره، نیاز به زمان محاسباتی زیاد، دقت پایین، و استفاده از تعداد عناصر غیربهینه در طراحی اشاره کرد. همچنین، بسیاری از این روش‌ها تنها برای سنتز نوع خاصی از الگوی تشعشعی قابل استفاده‌اند و از جامعیت لازم برخوردار نیستند. از این‌رو، طراحی سریع، دقیق و منعطف الگوی تشعشعی برای آرایه‌های خطی، همچنان یکی از مسائل باز و مهم در حوزه مهندسی آنتن به شمار می‌آید.

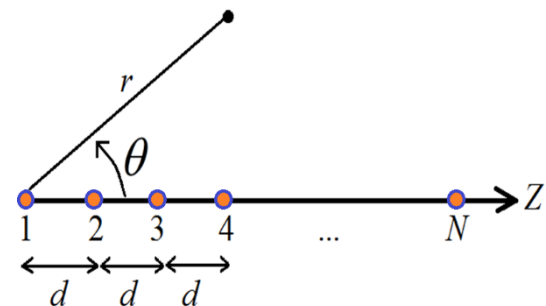
در این مقاله، روشی کارآمد بر پایه یادگیری ماشین برای سنتز ضرایب تحریک در آرایه‌های فازی خطی با فواصل مساوی ارائه می‌شود. این روش از دو الگوریتم سبک‌وزن شامل ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون فرایند گوسی بهره می‌گیرد. برخلاف اغلب مطالعات پیشین که تنها قادر به تولید یک نوع خاص از الگوی تشعشعی هستند، الگوریتم پیشنهادی از انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار بوده و قادر است طیف وسیعی از الگوهای تشعشعی را با ویژگی‌های متنوع بازسازی کند. برای تولید داده‌های آموزشی از روش‌های تحلیلی شناخته شده در مراجع استفاده شده‌اند. ورودی و خروجی مسئله به ترتیب ضریب آرایه و اندازه و فاز ضرایب تحریک عناصر آرایه هستند. استفاده از تعداد داده‌های آموزشی کم باعث کاهش زمان آموزش هر دو الگوریتم به کم‌تر از یک ثانیه گردیده است. بررسی نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که دقت الگوریتم رگرسیون فرایند گوسی به طور قابل ملاحظه‌ای بیشتر از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان است.

۲- بیان مسئله و نظریه

شکل (۱)، یک آنتن آرایه خطی N عنصری با فواصل برابر d را نشان می‌دهد. عناصر آرایه بر روی محور Z چیده شده و به همین دلیل الگوی تشعشعی آرایه تابعی از زاویه فزاینده θ در مختصات کروی است. با فرض یکسان بودن تمام عناصر تشعشعی، ضریب آرایه AF به‌صورت رابطه زیر تعریف می‌شود [۱۰].

$$AF = \sum_{n=1}^N I_n e^{jnk_u} \quad (1)$$

در رابطه فوق $u = \cos\theta$ و عدد موج k برحسب طول موج به‌صورت $2\pi/\lambda$ تعریف می‌شود.



شکل (۱) هندسه آنتن آرایه خطی با فواصل برابر.

بهینه با استفاده از ترکیب خطی عامل‌های آموزشی $\mathbf{x}_i$ را ارائه می‌دهد که به صورت زیر قابل بیان است [۲۳].

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^L (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{x}_i \quad (۱۱)$$

در رابطه فوق α_i و α_i^* که در بازه $[0, C]$ قرار دارند، ضرب‌کننده‌های لاگرانژ مربوطه هستند که منجر به شروط مسئله می‌شوند. جای‌گذاری رابطه فوق در مسئله اصلی، به رابطه زیر منجر می‌شود.

$$M_{LM}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^L (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle + b \quad (۱۲)$$

رابطه فوق بسط بردار مدل ماشینی نیز نامیده می‌شود. لازم به ذکر است که پیچیدگی M_{LM} به d وابسته نبوده و تنها به تعداد داده‌های آموزشی L وابسته است. مسئله فوق را می‌توان به صورت رگرسیون غیرخطی نیز بیان کرد. در این حالت، مدل ماشینی رابطه (۴) باید به صورت رابطه زیر بازنویسی شود [۲۲].

$$M_{LM}(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \Phi(\mathbf{x}) \rangle + b \quad (۱۳)$$

در رابطه فوق $\Phi = [\phi_1(\mathbf{x}), \dots, \phi_D(\mathbf{x})]$ یک نگاشت غیرخطی از $\mathbf{w}$ رابطه (۴) است؛ بنابراین، این رابطه را می‌توان به صورت زیر بیان نمود.

$$M_{LM}(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^D w_n \phi_n(\mathbf{x}) + b \quad (۱۴)$$

که در آن، D تعداد داده‌های آموزشی برای رگرسیون غیرخطی است. لازم به ذکر است که ابعاد فضای ویژگی D ، به نگاشت غیرخطی $\Phi(\mathbf{x})$ وابسته بوده و مستقل از تعداد داده‌های آموزشی L و تعداد عامل‌های سامانه است. همچنین رابطه فوق یک ترکیب خطی نسبت به $\Phi(\mathbf{x})$ است. در نتیجه، مقدار $\mathbf{w}$ از رابطه زیر تعیین می‌شود [۲۳].

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^L (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(\mathbf{x}_i) \quad (۱۵)$$

به همین ترتیب، مدل فشرده ماشینی از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$\begin{aligned} M_{LM}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^L \beta_i \langle \Phi(\mathbf{x}_i), \Phi(\mathbf{x}) \rangle + b \\ &= \sum_{n=1}^D \sum_{i=1}^L \beta_i \phi_n(\mathbf{x}_i) \phi_n(\mathbf{x}) + b \end{aligned} \quad (۱۶)$$

$$= \sum_{i=1}^L \beta_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b,$$

$$\beta_i = \alpha_i - \alpha_i^* \quad (۱۷)$$

در رابطه فوق، تابع هسته K نیز به صورت زیر تعریف می‌شود.

به منظور اطمینان از پایداری و هموار بودن مدل M_{LM} ، نرم اقلیدسی $\|\mathbf{w}\|^2$ باید تا حد ممکن کوچک باشد. برای دستیابی به این هدف، باید مسئله بهینه‌سازی زیر در نظر گرفته شود.

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ &\text{subject to} \quad \begin{cases} y_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle - b \leq \varepsilon \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \quad (۷)$$

مسئله بهینه‌سازی فوق نشان می‌دهد که به ازای تمام داده‌های آموزشی، دقت مدل ایجاد شده به مقدار ε محدود می‌شود. برای دستیابی به شرط خطای (۳)، مسئله بهینه‌سازی (۷) را می‌توان به فرم زیر و برحسب تابع هزینه بازنویسی کرد [۲۲].

$$\begin{aligned} R_{emp}(\mathbf{w}, b) &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |y_i - M_{LM}(\mathbf{x}_i)|_\varepsilon \\ &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |y_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle - b|_\varepsilon \end{aligned} \quad (۸)$$

مطابق رابطه فوق می‌توان تابع تلفات با شدت ε را به صورت زیر تعریف نمود.

$$|y_i - M_{LM}(\mathbf{x}_i)|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |y_i - M_{LM}(\mathbf{x}_i)| \leq \varepsilon \\ |y_i - M_{LM}(\mathbf{x}_i)| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۹)$$

کمینه‌کردن تابع هزینه (۸)، معادل پیدا کردن جفت $(\mathbf{w}, b)$ در رابطه (۴) است که اختلاف مدل ماشینی را به ازای داده‌های آموزشی خارج از ناحیه ε -intensive کمینه می‌کند. عامل ε -intensive تابع تلفات مدل ماشینی بوده که مقدار خطای مدل ماشینی ایجاد شده را نشان می‌دهد. این موضوع را می‌توان به صورت مسئله بهینه‌سازی زیر نیز بیان نمود.

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^L (\xi_i + \xi_i^*) \\ &\text{subject to} \quad \begin{cases} y_i - \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (۱۰)$$

در رابطه فوق، ξ_i و ξ_i^* متغیرهای لنگی یا متغیرهای کمکی بوده که مقدار اختلاف مثبت و منفی از داده‌های آموزشی خارج از ناحیه ε -intensive را نشان می‌دهند. متغیر C نشان‌دهنده عاملی است که بین دقت مدل‌سازی و مقدار Flatness تعادل برقرار می‌کند. اگر مقدار C بزرگ باشد بدان معنی است که فارغ از میزان Flatness، مدل ایجاد شده دقیقاً بر داده‌های آموزشی منطبق است. مقدار این عامل باید توسط طراح و به صورت تجربی انتخاب گردد.

مسئله بهینه‌سازی با شروط نابرابر در رابطه فوق را می‌توان با مسئله دوگان آن نیز بیان نمود. در این حالت باید تابع لاگرانژ متناظر کمینه گردد. در حقیقت راه‌حل این مسئله، تخمینی از $\mathbf{w}$

GPR در سنتز الگوی تشعشی آنتن‌های آرایه فازی خطی با فواصل برابر مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. زمان آموزش هر دو مدل ماشینی ذکر شده کم‌تر از یک ثانیه است. همچنین برای بررسی دقت روش پیشنهادی، از میانگین مربعات خطا استفاده شده است. به بیان دیگر، داده‌های الگوی تشعشی مطلوب و الگوی تشعشی سنتز شده به‌عنوان دو بردار در نظر گرفته شده و میانگین مربعات خطای آن‌ها محاسبه شده است. رابطه میانگین مربعات خطا به‌صورت زیر است:

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\mathbf{F} - \mathbf{F}_d)^2 \quad (22)$$

در رابطه فوق، $\mathbf{F}$ و $\mathbf{F}_d$ به ترتیب بردارهای حاوی داده‌های الگوی

جدول (۱). بازه تغییرات متغیرهای لحاظ شده در تولید داده‌های

آموزشی

متغیر	بیشینه	کمینه	گام تغییرات
بیلیس	-10dB	-40dB	5dB
دولف - چبیشف	-10dB	-40dB	5dB
پالس	0.8	0.2	0.1
تیلور	-15dB	-40dB	5dB

تشعشی سنتز شده و الگوی تشعشی مطلوب هستند و M اندازه این دو بردار را نشان می‌دهد. شایان‌ذکر است که جهت محاسبه و گزارش خطا، از مقیاس خطی استفاده می‌شود؛ هرچند که نمایش الگوهای تشعشی در شکل‌ها به‌صورت مقیاس لگاریتمی (دسی‌بل) انجام می‌شود.

۴- نتایج و تحلیل

پس از ایجاد و آموزش مدل ماشینی با ۲۷ داده آموزشی از هر الگوی تشعشی، دقت مدل ماشینی ایجاد شده توسط چهار الگوی تشعشی تست با سطح گلب‌رگ‌های جانبی -17dB و برای الگوی تشعشی پالس با $u_{zero}=0.55$ مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج به‌دست‌آمده در شکل (۲) نشان داده شده‌اند. مشاهده می‌شود که برای الگوی تشعشی‌های تست بیلیس و تیلور، دقت SVM و GPR تقریباً با هم برابر هستند؛ ولی برای الگوی تشعشی‌های تست دولف - چبیشف و پالس، دقت روش GPR با هسته نمایی بهتر از SVM با هسته گوسی است. در جدول (۲)، میانگین مربعات خطای هر روش برای چهار الگوی تشعشی گزارش شده است. مشاهده می‌شود که خطای روش GPR به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کم‌تر از روش SVM است.

در شکل (۳) نتایج سنتز چهار الگوی تشعشی تست با الگوریتم SVM و به‌ازای هسته‌های مختلف خطی، چندجمله‌ای و گوسی داده شده است. لازم به ذکر است که برای هسته چندجمله‌ای، بهترین مرتبه (با شروع از مرتبه پایین و افزایش گام به‌گام مرتبه

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \sum_{n=1}^D \phi_n(\mathbf{x}_i) \phi_n(\mathbf{x}) \quad (18)$$

از مهم‌ترین هسته‌ها می‌توان به هسته خطی، هسته چندجمله‌ای (Polynomial) از مرتبه q و هسته گوسی (Gaussian) اشاره کرد که در ادامه معادلات هر یک معرفی شده‌اند [۲۲].

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} \quad (19)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = (1 + \mathbf{x}_i^T \mathbf{x})^q \quad (20)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) \quad (21)$$

برای مسائل ساده استفاده از هسته‌های خطی و چندجمله‌ای و برای مسائل پیچیده‌تر با ابعاد بزرگ، هسته نمایی بهترین کارایی را دارند.

۳- تولید داده و آموزش مدل ماشینی

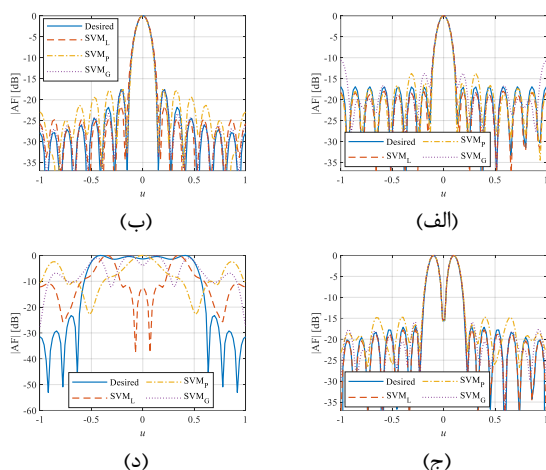
به‌منظور تولید داده‌های موردنیاز برای آموزش مدل ماشینی، از الگوهای تشعشی چهار آرایه دولف - چبیشف، بیلیس، تیلور و پالس مستطیلی با ۱۵ عنصر که نظریه آن‌ها در مراجع مرتبط به‌طور کامل معرفی شده‌اند، استفاده گردیده است. نکته قابل‌توجه آن است که هر کدام از روش‌های فوق تنها برای طراحی نوع خاصی از الگوهای تشعشی قابل‌استفاده است. به‌عنوان مثال روش دولف - چبیشف تنها برای طراحی آرایه‌هایی با سطح گلب‌رگ‌های جانبی قابل‌استفاده است و از آن نمی‌توان در طراحی آرایه‌ای با الگوی تشعشی تفاضلی استفاده نمود. قابل‌ذکر است با استفاده از الگوریتم ارائه شده در این مقاله که مبتنی بر یادگیری ماشین است، این محدودیت برطرف می‌شود.

متغیرهای در نظر گرفته شده در تولید داده‌های آموزشی به همراه بازه تغییرات آن‌ها در جدول (۱) گزارش شده‌اند. لازم به ذکر است که در یک الگوی تشعشی پالس مستطیلی ایدئال، مقدار ضریب آرایه به‌ازای $|u| \leq u_{zero}$ برابر صفر است.

جهت تولید داده‌های آموزشی در این پژوهش، تنها الگوی تشعشی با بیشینه تشعشع در راستای عمود بر آرایه در نظر گرفته شده است. از آنجایی که تنها با افزودن فاز مناسب به عناصر آرایه‌هایی که در راستای عمود تشعشع می‌کنند، می‌توان زاویه مرور را تغییر داد، در نتیجه در نظر گرفتن زاویه مرور به‌عنوان یک عامل مجزا، در فرایند یادگیری ماشین موردنیاز نیست.

در فرایند آموزش، داده‌های تولید شده هر چهار الگوی تشعشی به‌طور هم‌زمان، برای آموزش مدل ماشینی استفاده شده‌اند. همچنین، در فرایند آموزش از یک رایانه با پردازنده CPU corei7 و حافظه 16 RAM استفاده گردیده است. برای پیاده‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین از نرم‌افزار MATLAB 2023 استفاده شده است. در این مقاله، عملکرد دو الگوریتم یادگیری ماشین بردار پشتیبان SVM و رگرسیون فرایند گوسی

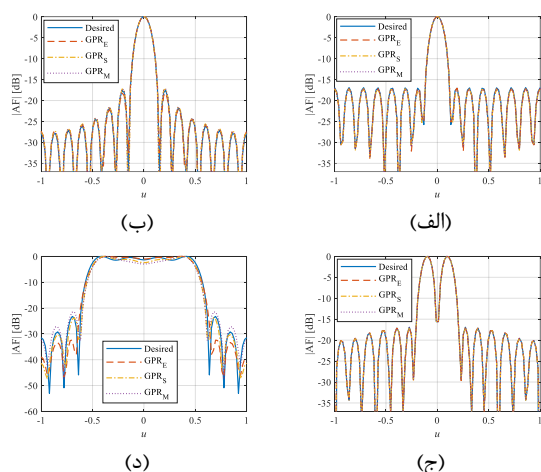
مبنی بر دقت بالاتر روش GPR با هسته نمایی نسبت به SVM را نیز تأیید



شکل (۳). نتایج تست مدل ماشینی SVM به‌ازای هسته‌های مختلف برای الگوی تشعشی‌های الف (چبیشف ب) تیلور ج) بیلیس د) پالس.

جدول (۳). خطای الگوی تشعشی‌های تست برای هسته‌های مختلف SVM

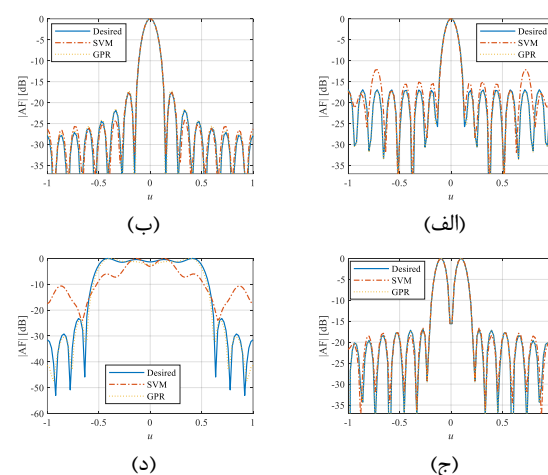
گوسی	چندجمله‌ای	خطی	
0.0032	0.0008	0.0003	دولف - چبیشف
0.0008	0.0025	0.0001	بیلیس
0.0000	0.0008	0.0005	تیلور
0.0820	0.2214	0.1482	پالس



شکل (۴). نتایج تست مدل ماشینی GPR به‌ازای هسته‌های مختلف برای الگوی تشعشی‌های الف (چبیشف ب) تیلور ج) بیلیس د) پالس.

جدول (۴). خطای الگوی تشعشی‌های تست برای هسته‌های مختلف GPR

Matern52	Squared Exponential	Exponential	
0.0000	0.0000	0.0000	دولف - چبیشف
0.0000	0.0000	0.0000	بیلیس
0.0000	0.0000	0.0000	تیلور
0.0078	0.0034	0.0028	پالس



شکل (۲). نتایج تست مدل‌های ماشینی SVM و GPR برای الگوی تشعشی‌های الف (چبیشف ب) تیلور ج) بیلیس د) پالس.

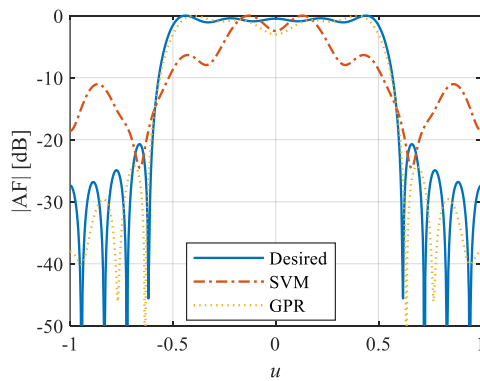
جدول (۲). میانگین مربعات خطا روش‌های SVM و GPR برای

چهار الگوی تشعشی نمونه

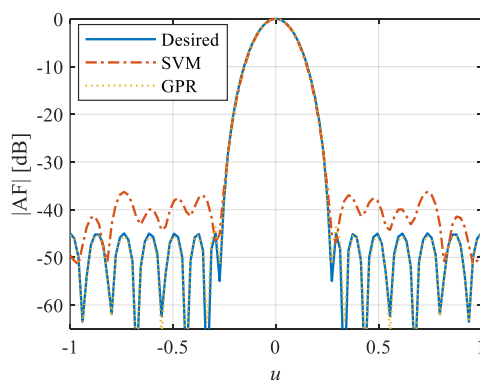
دولف - چبیشف	بیلیس	تیلور	پالس	
0.0020	0.0002	0.0007	0.0662	SVM
0.0000	0.0000	0.0000	0.0034	GPR

چندجمله‌ای تا رسیدن به دقت مناسب) لحاظ گردیده است. برای الگوی تشعشی تست بیلیس هسته گوسی، برای الگوی تشعشی‌های تست دولف - چبیشف و پالسی هسته خطی و برای الگوی تشعشی تست تیلور هسته‌های گوسی و خطی نتایجی با دقت بیشتر را به همراه داشته‌اند. جدول (۳)، مقدار خطای هر الگوی تشعشی برای هسته‌های مختلف را نشان می‌دهد. در شکل (۴) نتایج سنتز چهار الگوی تشعشی تست با الگوریتم GPR و به‌ازای هسته‌های مختلف نمایی، SquaredExponential و Matern52 گزارش شده است. الگوریتم GPR با ده هسته مختلف قابل اجرا است و دقت تمام هسته‌ها تقریباً یکسان هستند. مشاهده می‌شود که دقت الگوریتم GPR به هسته‌های مختلف برای الگوی تشعشی‌های تست بیلیس، دولف - چبیشف و تیلور مناسب و با هم برابر هستند. این در حالی است که برای الگوی تشعشی تست پالس، دقت الگوریتم GPR با هسته نمایی از دو هسته دیگر کم‌تر است. خطای هر الگوی تشعشی به‌ازای هسته‌های مختلف در جدول (۴) گزارش شده است.

در ادامه بررسی‌ها، کارایی روش پیشنهادی در سنتز الگوی تشعشی آرایه‌هایی با تعداد عناصر بیشتر مورد ارزیابی قرار گرفت. در این جهت، با در نظرگیری آرایه‌های ۲۵ عنصری، ۲۷ داده آموزشی تولید و مدل ماشینی ساخته شد. شکل (۵)، نتایج به‌دست‌آمده را برای چهار الگوی تشعشی مختلف نشان می‌دهد که علاوه بر اینکه کارا بودن روش پیشنهادی را برای آرایه با تعدادی بیشتری عنصر را نشان می‌دهد، نتایج به‌دست‌آمده قبلی



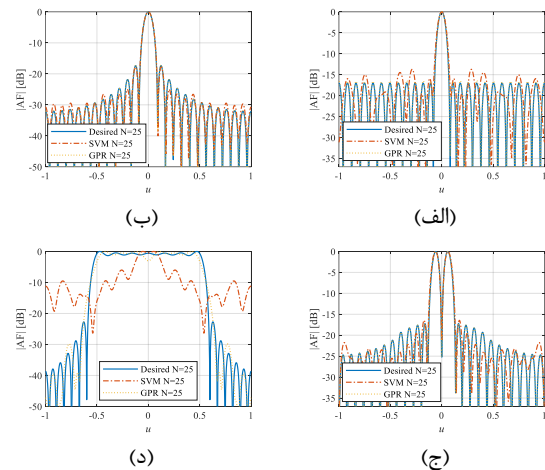
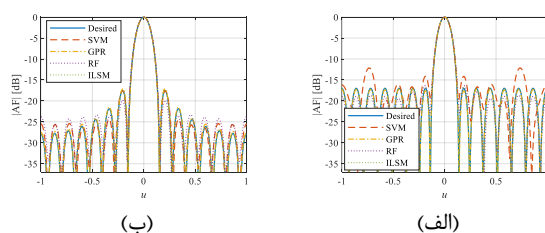
شکل (۶). نتایج تست مدل ماشینی برای الگوی تشعشعی پالس ۱۷ عنصری.



شکل (۷). نتایج تست مدل ماشینی برای الگوی تشعشعی چبیشف با مشخصات خارج از بازه آموزشی.

مقایسه عملکرد روش‌های مختلف در سنتر الگوی تشعشعی موجب می‌شود تا بتوان نقاط مثبت و منفی هر روش را دقیق‌تر بررسی نمود. به همین منظور، در ادامه عملکرد روش‌های SVM و GPR با روش مبتنی بر تکرار یا ILSM (Iterative Least Square Method) و روش یادگیری RFR (Random Forest Regression) مقایسه شده‌اند [۲۴]. این مقایسه برای الگوی تشعشعی‌های دولف - چبیشف، بیلپس، تیلور و پالس، به ترتیب در شکل (۸) نشان داده شده‌اند. برای هر چهار الگوی تشعشعی مورد مطالعه، دقت روش‌های ILSM و GPR در مقایسه با دو روش SVM و RFR بهتر هستند. هرچند باید در نظر داشت روش تکراری ILSM نسبت به GPR به زمان به نسبت بیشتری نیاز دارد.

ارزیابی الگوریتم‌های یادگیری ماشین SVM و GPR در موارد فوق نشان می‌دهد که عملکرد کلی روش GPR بهتر از روش



شکل (۵). نتایج تست مدل‌های ماشینی برای آرایه ۲۵ عنصری و برای الگوی تشعشعی‌های (الف) چبیشف (ب) تیلور (ج) بیلپس (د) پالس.

می‌کند. در شبیه‌سازی‌های انجام‌گرفته، از هسته گوسی برای روش SVM استفاده شده است که نسبت به سایر هسته‌ها نتایج بهتری را به دست می‌آورند. در جدول (۵)، میانگین مربعات خطای هر روش برای چهار الگوی تشعشعی نیز گزارش شده است.

برای ارزیابی حساسیت مدل‌های ماشینی، عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای سنتر الگوی تشعشعی آرایه‌هایی با تعداد عناصری متفاوت با داده‌های آموزشی نیز مورد ارزیابی قرار گرفت. برای این منظور، الگوی تشعشعی پالس آرایه ۱۷ عنصری انتخاب شده است. شکل (۶)، نتایج به‌دست‌آمده را نشان می‌دهد. در این حالت خطای روش‌های SVM و GPR به ترتیب 0.0787 و 0.0054 هستند. همان‌طور که دیده می‌شود، عملکرد روش GPR به‌مراتب بهتر از عملکرد الگوریتم SVM است، هرچند در بازیابی دقیق محل صفرها دقت آن کاهش داشته است.

در ادامه تحلیل حساسیت الگوی تشعشعی دولف - چبیشف با سطح گلبرگ جانبی 45dB به‌عنوان الگوی تشعشعی مطلوب در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است که بیشینه سطح گلبرگ جانبی در داده‌های آموزشی 40dB بوده است که در اینجا، الگوی تشعشعی با ویژگی خارج از الگوی تشعشعی‌های آموزشی در نظر گرفته شده است. در شکل (۷)، نتایج به‌دست‌آمده برای این سناریو نشان داده شده است. در این حالت خطای روش‌های SVM و GPR به ترتیب 5.6e-5 و 1.7e-7 هستند. در این حالت نیز مشاهده می‌شود حساسیت روش GPR نسبت به الگوی تشعشعی موردنظر کمتر از روش SVM است.

جدول (۵). میانگین مربعات خطای روش‌های SVM و GPR برای آرایه ۲۵ عنصری.

پالس	تیلور	بیلپس	دولف - چبیشف	
0.1613	0.0000	0.0011	0.0047	SVM
0.0071	0.0000	0.0000	0.0000	GPR

جدول (۶). مقایسه روش پیشنهادی با دیگر پژوهش‌ها

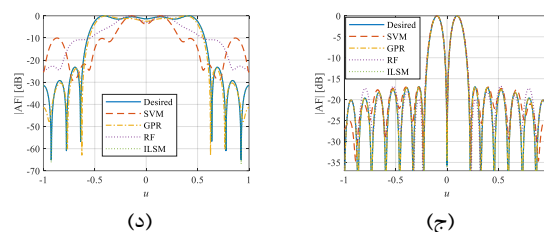
روش پیشنهادی	[۲۱]	[۲۰]	[۱۹]	[۱۸]	داده‌های آموزشی
۲۷	۷۶۲۳	۷۵۰۰	<۲۸۹۶۰	<۱۳۵	زمان آموزش
بسیار کم	زیاد	زیاد	زیاد	متوسط	دقت
مناسب	متوسط	متوسط	مناسب	مناسب	جامعیت
بله	بله	بله	خیر	بله	

شبیه‌سازی‌های تمام موج متعدد با نرم‌افزارهایی نظیر HFSS یا CST و مدل‌سازی دقیق هر عنصر آنتن است. به‌عنوان نمونه، تولید تنها ۲۷ مجموعه داده‌ی آموزشی در این شرایط مستلزم طراحی و شبیه‌سازی جداگانه‌ی ۲۷ آرایه‌ی ۱۵ عنصری برای چندین الگوی هدف خواهد بود که فرایندی بسیار زمان‌بر و نیازمند منابع محاسباتی سنگین است. افزون بر این، در این حالت، برای زوایای مرور مختلف نیز باید داده‌های آموزشی جداگانه تولید شود که خود پیچیدگی و زمان موردنیاز برای تولید داده و آموزش مدل افزایش می‌دهد.

مورد دوم اینکه الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌کاررفته در این پژوهش، شامل SVM و GPR، از قابلیت تعمیم به ساختارهای آرایه‌ای غیرخطی شامل آرایه‌های سطحی و حجمی برخوردارند؛ مشروط بر آن که داده‌های آموزشی متناسب با پیکربندی جدید تولید شود. در واقع، برای اعمال این روش در ساختارهای غیرخطی، ابتدا باید مجموعه داده‌های آموزشی مناسب تهیه و سپس مدل یادگیری ماشین متناسب با آن آموزش داده شود. پس از آن، سنتز الگوی تابش موردنظر، بر پایه‌ی مدل آموزش‌دیده انجام‌پذیر خواهد بود. لازم به ذکر است که برای آرایه‌های غیرخطی، روش‌های تحلیلی برای تولید داده‌های آموزشی از دقت مناسب برخوردار نیستند و نیاز است تا از روش‌های جایگزین مانند روش‌های عددی و یا شبیه‌سازی‌های نرم‌افزاری برای تولید داده‌های آموزشی استفاده گردد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم رگرسیون فرایند گوسی برای سنتز الگوی تشعشعی یک آنتن آرایه فازی خطی با فواصل برابر استفاده شده است. برای تولید داده‌های آموزشی از روش‌های تحلیلی که دارای دقت بسیار بالا در تولید الگوی تشعشعی‌های خاص هستند استفاده گردیده است. باتوجه به تعداد کم داده‌های آموزشی مورد استفاده، زمان آموزش نیز کمتر از یک ثانیه بوده است. عملکرد دو الگوریتم یادگیری ماشین با هسته‌های مختلف نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند و نشان داده شده است که استفاده از هسته‌ی نمایی در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان دارای بهترین عملکرد است. برای



شکل (۸). مقایسه عملکرد روش‌های یادگیری ماشین با دیگر روش‌ها برای الگوی تشعشعی‌های (الف) دولف - چیشیف (ب) تیلور (ج) بیلینس (د) پالس.

SVM بوده و خطای آن برای تمام مثال‌ها کم‌تر است. زمان آموزش هر دو شبکه تقریباً یکسان بوده و بسیار کم است. همچنین روش GPR در سنتز الگوی تشعشعی‌هایی که در فرایند آموزش مورد استفاده قرار نگرفته‌اند نیز عملکرد قابل‌قبولی دارد.

در جدول (۶)، عملکرد روش پیشنهادی در این تحقیق با دیگر پژوهش‌های انجام‌گرفته مقایسه شده‌اند. مقایسه بر مبنای تعداد داده‌های آموزشی موردنیاز، زمان موردنیاز برای ایجاد مدل ماشینی، دقت پاسخ نهایی و جامع بودن و قابلیت بسط به انواع آرایه‌ها با تعداد عناصر مختلف انجام‌گرفته است. همان‌طور که در جدول (۶) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی این تحقیق در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، از نظر حجم داده‌های آموزشی و زمان موردنیاز برای آموزش، عملکرد بسیار بهینه‌تری دارد. این روش با بهره‌گیری از تنها ۲۷ نمونه آموزشی و صرف زمان آموزش بسیار کم، به دقت قابل‌قبولی در تولید الگوی تشعشعی دست‌یافته است. علاوه بر این، از نظر جامعیت نیز، امکان تولید الگوهای پرکاربرد را داراست. این نتایج بیانگر پتانسیل بالای روش پیشنهادی در کاربردهایی است که با محدودیت‌های سخت‌افزاری و منابع محاسباتی محدود مواجه هستند. در چنین شرایطی، نظیر سامانه‌های پروازی بدون سرنشین (پهپادها)، تجهیزات ارتباطی قابل‌حمل، و آنتن‌های به‌کاررفته در بستر اینترنت اشیا، ضروری است شبکه‌ی پیاده‌سازی شده از حجم کم و پیچیدگی محاسباتی اندک برخوردار باشد.

در پایان، ذکر دو نکته‌ی حائز اهمیت ضروری است. نخست آن که در کاربردهای عملی، مدل یادگیری ماشین توسعه‌یافته بایستی با در نظر گرفتن الگوی واقعی تشعشع آنتن‌های مورد استفاده، بازآموزی گردد. در این تحقیق، عناصر آرایه به صورت ایزوتروپیک و ایدئال فرض شده‌اند؛ فرضی که در بسیاری از پژوهش‌های این حوزه رویکردی رایج به شمار می‌رود [۱۵-۲۴]. بدیهی است که در شرایط واقعی، ضرب تابع آرایه در الگوی تشعشعی عنصر و همچنین اثرات تزویج متقابل بین عناصر، مشخصات نهایی الگو را تغییر خواهند داد [۱۰-۱۲]. مدل‌سازی دقیق چنین آرایه‌هایی با عناصر غیرایزوتروپیک (مانند پیچ‌های میکرواستریپ) نیازمند

- [۱۶] M. G. Alijani and M. H. Neshati, "Development a new array factor synthesizing technique by pattern integration and least square method," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 66, no. 12, pp. 6869-6874, 2018. doi: 10.1109/TAP.2018.2871715
- [۱۷] R. Ghayoula, A. Gharsallah, N. Fadlallah, and M. Rammal, "Design, modelling, and synthesis of radiation pattern of intelligent antenna by artificial neural networks," *Applied Computational Electromagnetics Society Journal (ACES)*, pp. 336-344, 2008.
- [۱۸] S. Zhang, D. Huang, B. Niu, and M. Bai, "High-efficient optimisation method of antenna array radiation pattern synthesis based on multi-layer perceptron network," *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, vol. 16, no. 12, pp. 763-770, 2022. doi: 10.1049/mia2.12290
- [۱۹] Q. Wu, W. Chen, C. Yu, H. Wang, and W. Hong, "Machine learning-assisted array synthesis using active base element modeling," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 70, no. 7, pp. 5054-5065, 2021. doi: 10.1109/TAP.2021.3137523
- [۲۰] X. Yang, D. Yang, Y. Zhao, J. Pan and Y. Chen, "Synthesis of Linear Sparse Array Using DNN-Based Machine-Learning Method," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 71, no. 8, pp. 6513-6522, 2023, doi: 10.1109/TAP.2023.3278878
- [۲۱] A. Arce, et. al., "Recurrent Deep Learning for Beam Pattern Synthesis in Optimized Antenna Arrays," *Applied Science*, vol. 15, no. 1, pp. 1-14, 2025. doi: 10.3390/app15010204
- [۲۲] R. Trinchero and F. G. Canavero, "Combining LS-SVM and GP regression for the uncertainty quantification of the EMI of power converters affected by several uncertain parameters," *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. 62, no. 5, pp. 1755-1762, 2020. doi: 10.1109/TEM.2019.2962899
- [۲۳] E. Schulz, M. Speekenbrink, and A. Krause, "A tutorial on Gaussian process regression: Modelling, exploring, and exploiting functions," *Journal of mathematical psychology*, vol. 85 .pp. 1-16, 2018. doi: 10.1016/j.jmp.2018.03.001
- [۲۴] M. Boozari and M. Khalaj-Amirhosseini, "Synthesis of unequally-spaced arrays using the fractional Fourier series," *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, p. 18930, 2022. doi: 10.1038/s41598-022-23473-6

الگوریتم رگرسیون فرایند گوسی، تقریباً تمام هسته‌ها عملکرد یکسانی دارند. همچنین تحلیل حساسیت انجام‌گرفته نشان می‌دهد که دقت روش رگرسیون فرایند گوسی به طور قابل‌ملاحظه‌ای بالاتر از روش ماشین بردار پشتیبان است.

۶- مراجع

- [1] M. K. Ishfaq *et al.*, "Compact four-element phased antenna array for 5G applications," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 161103-161111, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2949149
- [۲] M. Ikram, K. Sultan, M. F. Lateef, and A. S. Alqadami, "A road towards 6G communication—A review of 5G antennas, arrays, and wearable devices," *Electronics*, vol. 11, no. 1, p. 169, 2022. doi: 10.3390/electronics11010169
- [۳] M. Pant and L. Malviya, "Design, developments, and applications of 5G antennas: a review," *International journal of microwave and wireless technologies*, vol. 15, no. 1, pp. 156-18, 2023. doi: 10.1017/S1759078722000095
- [۴] C. Buyle, L. De Strycker, and L. Van der Perre, "An Accurately Steerable, Compact Phased Array System for Narrowbeam Ultrasound Transmission," *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 15, pp. 15385-15392, 2022. doi: 10.1109/JSEN.2022.3185536
- [۵] T. Chaloun *et al.*, "Electronically steerable antennas for future heterogeneous communication networks: Review and perspectives," *IEEE Journal of Microwaves*, vol. 2, no. 4, pp. 545-581, 2022. doi: 10.1109/JMW.2022.3202626
- [۶] J. Wang, Y. Cao, W. Che, and Q. Xue, "Wide-angle beam-scanning millimeter-wave antenna array using phase-controlled beam-steerable elements," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 72, no. 4, pp. 3730-3735, 2024. doi: 10.1109/TAP.2024.3361510
- [۷] H. Hajian, et. al., "Sensitivity analysis of beam pointing angle of planar phased array antennas due to phase error of elements," *Applied Electromagnetics*, vol. 2, no. 2, pp. 33-40, 2014, (In Persian) doi: 20.1001.1.26455153.1393.2.2.5.5
- [۸] A. Zahedi, B. Abbasi-Arand, "Mechanical Phase Error Correction of Active Phased Array Antennas Based on PSO Algorithm," *Applied Electromagnetics*, vol. 2, no. 3, pp. 33-40, 2014, (In Persian) doi: 20.1001.1.26455153.1393.2.3.4.6
- [۹] S.H. Mohseni-Armaki, et. al., "Radiation pattern and beamforming of a two dimensional pulsed FDA array," *Applied Electromagnetics*, vol. 8, no. 1, pp. 9-16, 2020, (In Persian) doi: 20.1001.1.26455153.1399.8.1.2.2
- [۱۰] C. A. Balanis, *Antenna theory: analysis and design*. John Wiley & sons, 2016.
- [۱۱] R. J. Mailloux, *Phased array antenna handbook*. Artech house, 2017.
- [۱۲] R. L. Haupt, *Antenna arrays: a computational approach*. John Wiley & Sons, 2010.
- [۱۳] S.H. Seddighi, et. al., "Smart Antenna Design with Arbitrary Tilt for Wireless Communication," *Applied Electromagnetics*, vol. 2, no. 3, pp. 51-57, 2014, (In Persian) doi: 20.1001.1.26455153.1393.2.3.6.8
- [۱۴] G. T. F. de Abreu and R. Kohno, "A modified Dolph-Chebyshev approach for the synthesis of low sidelobe beampatterns with adjustable beamwidth," *IEEE transactions on antennas and propagation*, vol. 51, no. 10, pp. 3014-3017, 2003. doi: 10.1109/TAP.2003.817989
- [۱۵] M. G. Alijani and M. H. Neshati, "Development of a new method for pattern synthesizing of linear and planar arrays using legendre transform with minimum number of elements," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 70, no. 4, pp. 2779-2789, 2021. doi: 10.1109/TAP.2021.3137200