Scientific Journal of "Radar"
Vol. 9, No. 2, 2021 (Serial No. 26)

Calculation of the Combined Threat of Air Targets Using Neuro-Fuzzy Systems

H. Mohseni, M. Najafzadeh, M. Zarei*, A. Jahed Saravani, S. Zare

* Assistant Professor, Khatam Al-Anbia University of Air Defense, Tehran, Iran

(Received: 08/11/2021, Accepted: 12/04/2022)

Abstract

In recent years, intelligent structures have played a key role in different military fields and gradually replaced human operators in novel armed services. The threat evaluation of flying air targets in command and control systems is performed by expert operators through their knowledge and experience. Analysis of input data in data-fusion systems is a very difficult task requiring complicated decisions. The capability and accuracy of intelligent systems for threat prediction of flying air targets based on various received parameters could be very helpful in the final decision making. In this study, a neural network and ANFIS regression model is used to determine the priority of the threat of flying air targets in the command and control systems intelligently and instantly. The error of trained neural network and ANFIS for test dataset are 4.14% and 1.65%, respectively indicating superior ability of such structures in the threat estimation of flying air targets. Furthermore, the relationships among target variables and the threat level are studied. Finally, a dynamic battle scene with different flying air targets is simulated and the developed model is validated.

Keywords: Threat evaluation, Flying air targets, Neural networks and ANFIS

* Corresponding author E-mail: majidzarie@yahoo.com

نشریه علمی «راداز»
سال نهم، شماره ۲، پاییز و زمستان ۱۴۰۰؛ ص ۷۸-۶۹

علمی – پژوهشی

محاسبه تهدید تلفیقی اهداف هوایی مبتنی بر شبکه‌های عصبی – فازی

حمید محسنی[۱]، مهدی نجف‌زاده[۲]، مجید زارعی[۳*]، علی جاهد سراوانی[٤]، سعید زارع[٥]

۱ و ۲- مدرس، ۳ و ٤- استادیار، ۵- مدرس، دانشگاه پدافند هوایی خاتم‌الانبیاء(ص)، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۸/۱۷ ، پذیرش: ۱۴۰۱/۰۱/۲۳)

چکیده

در سال‌های اخیر، شبکه‌های هوشمند نقش به‌سزایی در زمینه‌های مختلف نظامی ایفا کرده و به‌مرور جایگزین اپراتورهای انسانی در سیستم‌های نوین نظامی می‌شوند. ارزیابی تهدید اهداف پرنده در سامانه‌های فرماندهی و کنترل توسط اپراتورهای خبره بر اساس دانش و تجربه انجام می‌پذیرد. تجزیه‌وتحلیل اطلاعات ورودی دریافتی از سیستم‌های تلفیق داده امری بسیار دشوار است که نیازمند تصمیم‌گیری‌های پیچیده‌ای می‌باشد. توانایی بالا و دقت سیستم‌های هوشمند به‌منظور پیش‌بینی تهدید اهداف پرنده بر اساس پارامترهای مختلف دریافتی، کمک شایانی در تصمیم‌گیری نهایی می‌کند. در این مقاله از یک مدل رگرسیون شبکه عصبی و فازی استفاده گردیده است تا بتوان اولویت تهدید اهداف متحرک برای سامانه فرماندهی و کنترل به‌صورت هوشمند و لحظه‌ای تعیین گردد. خطای شبکه عصبی و ANFIS آموزش دیده برای داده‌های تست به ترتیب برابر ۴/۱۴٪ و ۱/۶۵٪ درصد می‌باشد که نشان از توانایی بالای این ساختارها در تخمین تهدید اهداف پرنده دارد. علاوه بر این، روابط بین متغیرهای هدف و میزان تهدید نیز موردبررسی قرار گرفت. در نهایت، یک صحنه نبرد پویا با اهداف هوایی مختلف شبیه‌سازی گردید و مدل توسعه داده شده موردسنجش قرار گرفت.

کلید واژه‌ها: ارزیابی تهدید، اهداف هوایی پرنده، شبکه عصبی و ANFIS

۱- مقدمه

امروزه، اهداف هوایی دارای ویژگی‌های پروازی مختلفی می‌باشند و بالطبع در دسته‌های مختلفی از منظر تهدیدات هوایی قرار می‌گیرند. در واقع، اطلاعات اهداف هوایی مختلف در صحنه نبرد از سامانه‌های متنوع راداری دریافت شده، با یکدیگر ترکیب شده و در قالب یک سیستم تلفیق داده با حجم بالا به مرکز فرماندهی و کنترل ارائه می‌شود. چگونگی ارزیابی تهدید اهداف متنوع امری حیاتی است که می‌تواند منجر به موفقیت و شکست در صحنه شود؛ بنابراین می‌توان از سامانه‌های پدافندی مختلفی بر اساس میزان تهدید هر کدام از آن‌ها استفاده نمود. سامانه‌های پدافندی نیز از ویژگی‌های مختلفی همانند سرعت و دقت برخوردار می‌باشند. در نتیجه تخصیص سلاح در این سامانه‌ها با توجه به ارزیابی تهدیدات هوایی منجر به کاهش هزینه قابل‌توجه و افزایش شانس موفقیت در صحنه نبرد خواهد شد.

سیستم‌های تلفیق داده سامانه‌های فرماندهی و کنترل با حجم بسیار زیادی از ورودی‌های راداری مختلف و تنوع اهداف مواجه‌اند که این امر لزوم تصمیم‌سازی سریع برای مقابله با اهداف متخاصم بر اساس میزان تهدید هر کدام را بیش‌ازپیش در هسته مرکزی تصمیم‌گیری‌ها آشکار می‌سازد. طبیعتاً در این بخش می‌بایست تصمیم‌گیری به‌گونه‌ای اتخاذ شود که دارای کمترین مقدار خطا باشد. البته بسته به نوع مأموریت و سناریو، هدف می‌تواند تعاریف مختلفی داشته باشد. به‌عنوان مثال، در سناریوی پرتاب یک موشک ممکن است انهدام موشک مهاجم، هدف ما باشد. در سناریوی مشابه هدف می‌تواند انهدام در کمترین زمان با کمترین مقدار سوخت باشد؛ لذا فرایند تصمیم گیری تا حد امکان می‌بایست دارای حداقل خطا و بهینه باشد. مدل‌های هوشمند دارای قابلیت‌های بسیاری از جمله سرعت بالا در عملکرد، پردازش حجم بالای اطلاعات ورودی و انعطاف‌پذیری در برابر ذات غیرخطی داده‌ها می‌باشند که آن‌ها را به گزینه مناسبی برای استفاده در هوشمندسازی تصمیم‌گیری‌های حیاتی تبدیل می‌کند [۱].

در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های هوشمند به‌عنوان یکی از فعال‌ترین و بارورترین زمینه‌های تحقیق و توسعه در طیف وسیعی از رشته‌های مهندسی با انواع کاربردهای صنعتی و نظامی ظهور کرده است. این نوع مدل‌ها برای سیستم‌های خطی، غیرخطی، دارای ابهام، نویزی و حتی سیستم‌هایی که اطلاعات کمی از آن‌ها در دسترس است و بسیاری از سیستم‌ها در زمینه‌هایی از جمله هدایت و ناوبری، صنایع و علوم نظامی (موشک، پهپاد، مدیریت بحران، فرماندهی و کنترل و...)، هوافضا، رباتیک، سیستم‌های قدرت، الکترونیک و صنایع نفت و گاز دارای بازدهی و عملکرد بسیار مناسبی می‌باشد [۴-۱]. منطق فازی و شبکه‌های عصبی برخی از معروف‌ترین مدل‌های هوشمند در این زمینه می‌باشند.

* رایانامه نویسنده مسئول: majidzarie@yahoo.com

همان‌گونه که اشاره شد، یکی از مسائل مهم در بخش فرماندهی و کنترل شناسایی اهداف و ارزیابی میزان تهدید آن‌ها می‌باشد. ارزیابی میزان تهدید اهداف متحرک به‌اندازه‌ای ضروری می‌باشد که تصمیمات بعدی برای مقابله تابع آن می‌باشد؛ بنابراین هوشمندسازی این ارزیابی توسط روش شبکه عصبی و روش ترکیبی فازی-عصبی تطبیقی ANFIS که در این مقاله پیشنهاد شده است ضروری می‌باشد. ارزیابی عملکرد سیستم‌های هوشمند و قیاس آن‌ها در [۷-۵] به‌وضوح قابل‌درک می‌باشد. در این مقاله ساختار شبکه عصبی و ANFIS به‌صورت خلاصه بیان شده است و سپس از این دو شبکه به‌منظور ارزیابی مقدار تهدید اهداف هوایی استفاده شده است.

۲- ارزیابی تهدید

در صحنه نبرد ارزیابی تهدید شامل سه مرحله متوالی می‌باشد. در مرحله اول اطلاعات خام اولیه از سنسورها و سامانه‌های راداری دریافت می‌شود. این اطلاعات در سطح بعدی پردازش شده و ارزیابی وضعیت از صحنه نبرد به‌صورت پویا صورت می‌گیرد. سطح بعدی که مهم‌ترین سطح می‌باشد ارزیابی تهدید است. در این مرحله شرایط فعلی به آینده مرتبط می‌شود. در واقع بر اساس اطلاعات و شرایط فعلی اهداف متخاصم شناسایی شده و میزان تهدید هر کدام از آن‌ها تخمین زده می‌شود.

ارزیابی تهدید را می‌توان یکی از حیاتی‌ترین مراحل بخش تلفیق داده در سامانه مدیریت نبرد دانست؛ زیرا از سویی با انبوهی اطلاعات دریافتی از سامانه‌های مرتبط با تهدید روبرو شده و از طرف دیگر ارزیابی ناصحیح تهدید می‌تواند به قیمت از دست رفتن برخی امکانات و یا حتی تهدید جانی شود [۸]. علاوه بر این، وجود عدم قطعیت در ویژگی‌های اهداف متخاصم منجر به ارزیابی ناصحیح تهدید شده و نتایج فاجعه‌باری در مدیریت نبرد دارد.

ارزیابی تهدید در هسته مرکزی فرماندهی و کنترل و به‌صورت کیفی توسط اپراتورهای مختلف صورت می‌پذیرد. تاکنون پژوهش‌های مختلفی در این زمینه انجام گرفته که در اکثر آن‌ها مدل‌سازی ارزیابی تهدید بر اساس قواعد و دانش مبتنی بر اپراتورهای خبره انسانی شکل گرفته است. این مدل‌ها که معمولاً به‌صورت فازی یا احتمالاتی ارائه شده‌اند با استفاده از قواعد گنجانده شده در آن‌ها به تصمیم‌سازی‌های حیاتی کمک می‌کنند. در این مدل‌ها عدم قطعیت‌های متغیرهای هدف می‌بایست توسط اپراتورهای سامانه‌های فرماندهی و کنترل لحاظ شود. با پیدایش روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف و گرایش به سمت مدل‌های هوشمند و پایگاه داده‌های غنی، می‌توان نقش عدم قطعیت‌ها را در مدل لحاظ کرد و از این منظر ارزیابی تهدیدات کاملاً منطبق بر صحنه نبرد انجام می‌پذیرد.

برآورد تهدید از سه جنبه میزان تهدید بودن یک هدف را پالایش می‌نماید، زمان و فرصت تخریب توسط دشمن، میزان فضا و زمان نزدیکی هدف به موقعیت فرضی. این مرحله نیازمند داده-هایی از قبیل سرعت، راه، نزدیک‌ترین نقطه تلاقی با دشمن (CPA) و زمان رسیدن به آن است. بدین منظور روش‌های گوناگون توسط محققین توسعه داده شده‌اند و بسته به شرایط مختلف حرکتی و زمانی مهاجم، هدف کلی استخراج مقدار دقیقی از تهدید می‌باشد [۸].

۲-۱- مدل ارزیابی تهدید

مدل ارزیابی تهدید با تعداد ۳ هدف متفاوت دشمن در شکل (۱) پیشنهاد شده است.

مجموعه اهداف دشمن از طریق رادارها یا سنسورها تشخیص داده می‌شوند و ویژگی‌های آن‌ها از قبیل سرعت، ارتفاع، رنج و... استخراج می‌شود. سپس این ویژگی‌ها توسط مدل هوشمند آموزش دیده پردازش شده و مقدار تهدید مربوط به هر هدف پیش‌بینی می‌شود. در نهایت این اطلاعات به واحد فرماندهی و کنترل برای تصمیم‌سازی بهینه مخابره می‌شود.

۲-۲- ویژگی‌های ارزیابی تهدید

ویژگی‌های متنوع و گوناگونی برای ارزیابی تهدید پیشنهاد و مورداستفاده قرارگرفته است. میزان اثرگذاری بر مقدار تهدید هر هدف توسط هر یک از این ویژگی‌ها متفاوت می‌باشد. برخی از این ویژگی‌ها برای محاسبه مقدار تهدید مستقل از دیگر پارامترها هستند. پارامترهای استفاده شده در این مقاله به همراه تشریح آن‌ها در جدول (۱) نشان داده شده است.

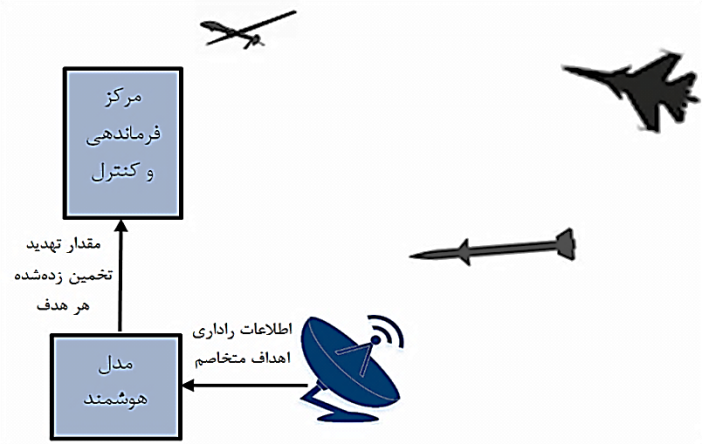
برای مشاهده پارامترهای بیشتر به مرجع [۹] رجوع کنید. با توجه به مشخص بودن تعریف ویژگی‌های اهداف شامل سرعت، ارتفاع و برد، تنها به توصیف رهیافت نزدیک‌ترین نقطه (CPA) می‌پردازیم. رهیافت نزدیک‌ترین نقطه عبارت است از نقطه‌ای که در آن فاصله بین هدف خودی و جهت سرعت هدف دشمن کوتاه‌ترین باشد [۸].

جدول (۱). پارامترهای کلی یک هدف

ویژگی هدف	واحد	تعریف
سرعت	ماخ	تقریبی از سرعت هدف یا نشانه‌ای از تغییر آن
ارتفاع	پا	پای تقریبی از سطح زمین یا نشانه‌ای از تغییر آن
رنج	کیلومتر	فاصله ردیاب تا هدف دشمن
CPA	متر	نزدیک‌ترین فاصله بین هدف خودی و بردار سرعت هدف دشمن

۳- معرفی مدل‌های هوشمند

از آنجا که معمولاً سیستم‌ها غیرخطی بوده و دارای عدم قطعیت در پارامترها می‌باشند؛ لذا فرایند مدل‌سازی و کنترل آن‌ها مشکل می‌باشد. در حالتی که دینامیک سیستم در دسترس نباشد مشکلات دوچندان می‌شود. با توجه به توانایی‌ها و ویژگی‌های مدل‌های هوشمند و ازآنجاکه در این مقاله قصد هوشمندسازی ارزیابی اهداف متحرک مدنظر است، معرفی و مختصری در مورد ارکان مدل‌های هوشمند ضروری به نظر می‌رسد.



شکل (۱). مدل ارائه‌شده به‌منظور پیش‌بینی میزان تهدید اهداف متخاصم

۳-۱- پایگاه داده

پایگاه داده استفاده شده در این پژوهش متشکل از ۴۲۰۰ داده می‌باشد که هر کدام دارای چهار ویژگی بوده (لیست شده در جدول ۱) و برای هر یک مقدار تهدید بر اساس دانش متخصصان خبره ثبت شده است.

۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی جزو محبوب‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین هستند. اختراع این نوع ساختارها به دهه ۱۹۷۰ بازمی‌گردد، اما اخیراً به دلیل افزایش قدرت محاسباتی به محبوبیت زیادی دست یافته‌اند، به همین دلیل اکنون عملاً همه‌جا مورداستفاده قرار می‌گیرند.

این شبکه‌ها مجموعه‌ای از نورون‌ها هستند که از الگوریتم‌های منحصربه‌فردی پیروی می‌کنند. این مجموعه که از مغز انسان الگوبرداری و الهام گرفته شده است، با هدف شناسایی الگوها و پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده طراحی شده و مورداستفاده قرار می‌گیرند. یادگیری در این سیستم‌ها به‌صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از داده‌ها وزن‌ها به‌گونه‌ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی‌های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند [۱۰].

ازآنجاکه شبکه عصبی از چندین نرون و لایه‌های مختلف تشکیل شده، امکان انجام محاسبات موازی حجیمی در آن وجود دارد. شبکه‌های عصبی، با قابلیت قابل‌توجه آن‌ها در استنتاج معانی از داده‌های پیچیده یا مبهم، می‌تواند برای استخراج الگوها و شناسایی روش‌هایی که آگاهی از آن‌ها برای انسان و دیگر تکنیک‌های کامپیوتری بسیار پیچیده و دشوار است به کار گرفته شوند. در این شبکه‌ها قواعد یا دستورات مشخصی برای طراحی آن‌ها جهت یک کاربرد اختیاری وجود ندارد.

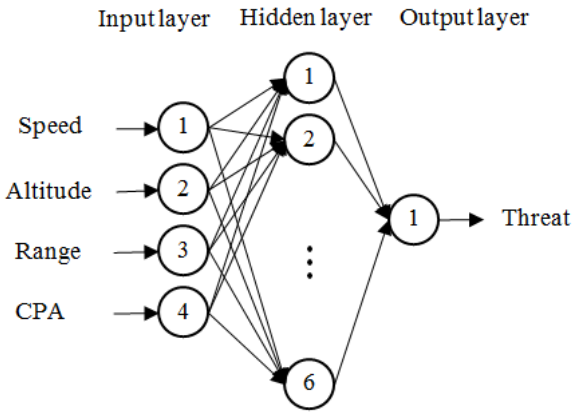
شبکه‌های عصبی ابزاری بسیار قدرتمند و درعین‌حال انعطاف‌پذیر در مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی سیستم‌ها می‌باشند. از دیگر قابلیت‌های این شبکه‌ها می‌توان به عدم حساسیت آن‌ها در برابر نویز، آموزش سریع و عدم محدودیت در تعداد ورودی و خروجی نام برد. در مقابل، دقت مدلی که توسط این شبکه‌ها ارائه می‌شود کاملاً به داده‌های آموزش بستگی دارد و در مورد مسائل مدل‌سازی، نمی‌توان صرفاً با استفاده از شبکه عصبی به فیزیک مسئله پی برد. در شبکه عصبی الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی وجود دارد که هر کدام از آن‌ها دارای مزایا و معایبی هستند. الگوریتم انتشار بازگشتی که عملکرد آن بر اساس خطای بازگشتی و تصحیح آن می‌باشد، از محبوبیت بیشتری برخوردارند. این الگوریتم بر اساس روش گرادیان نزولی بهینه‌سازی شده و برحسب مقدار خطا، سعی در یافتن بهترین ترکیب وزن و بایاس به‌منظور کاهش خطای شبکه دارد.

۳-۳- تخمین تهدید بر پایه مدل شبکه عصبی

شبکه عصبی روشی قابل‌انعطاف و با دقت بالا می‌باشد که برای تخمین مدل‌های پیچیده و غیرخطی به کار می‌رود. در این مقاله، از شبکه‌ای فیدفوروارد متشکل از سه لایه پرسپترون به‌منظور

پیش‌بینی تهدید استفاده شده است. داده‌ها به سه دسته آموزش، اعتبارسنجی و تست تقسیم شده‌اند. از ۷۰ درصد داده‌ها به‌منظور آموزش و اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی و از مابقی داده‌ها نیز برای تست مدل آموزش دیده استفاده می‌شود. وزن‌های شبکه عصبی بر اساس داده‌های آموزش تنظیم می‌شوند. از طرف دیگر برای جلوگیری از بیش برازش مدل بر روی داده‌های آموزش از داده‌های اعتبارسنجی استفاده می‌شود. در واقع اگر خطای داده‌های اعتبارسنجی شروع به افزایش کند، روند آموزش متوقف شده و این امر منتج به آموزش مدلی با قابلیت تعمیم‌پذیری بالا می‌شود. داده‌های تست نیز داده‌های کاملاً مستقل می‌باشند که برای ارزیابی مدل در برابر داده‌های جدید استفاده می‌شوند. در این پژوهش از ۵۰ درصد داده‌ها برای آموزش و اعتبارسنجی مدل فیت شده و از مابقی داده‌ها برای تست مدل استفاده شده است.

شبکه عصبی استفاده شده دارای سه لایه ورودی، مخفی و خروجی می‌باشد. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و خروجی به ترتیب بر اساس تعداد متغیرهای مستقل (پارامترهای هدف) و وابسته (مقدار تهدید) در نظر گرفته شده برای داده‌ها تعیین می‌شوند. نکته کلیدی در شبکه عصبی، تعیین تعداد نرون‌ها در لایه مخفی می‌باشد. اگر تعداد نرون‌ها در این لایه زیاد باشند آن‌گاه مدل به‌شدت بر روی داده‌های آموزش فیت شده و قابلیت تعمیم‌پذیری خود را از دست می‌دهد. در این حالت مدل دارای خطای واریانس زیاد و بایاس کم می‌باشد. از طرف دیگر تعداد کم نرون‌ها در لایه مخفی منجر به مدلی با ضعف در آموزش می‌شود (خطای بایاس زیاد و واریانس کم). ساده‌ترین روش برای تعیین تعداد نرون‌ها در لایه مخفی استفاده از روش سعی و خطا می‌باشد. در این روش ابتدا تعداد نرون‌ها بر اساس جستجوی باینری تعیین شده (تعداد نرون‌ها=۱، ۲، ۴، ۸ و...) و سپس مدلی با کمترین میانگین مربعات خطا انتخاب می‌شود. در ادامه این فرآیند با انتخاب تعداد نرون‌هایی در همسایگی تعداد نرون‌های مدل اولیه تا انتخاب دقیق‌ترین مدل ادامه می‌یابد. ساختار شبکه عصبی توسعه‌یافته در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲). ساختار شبکه عصبی تخمین تهدید

در شکل (۳)، داده‌های تست استفاده شده در مدل شبکه عصبی برای تهدید واقعی و تخمین زده‌شده با توجه به معیار مربع همبستگی (R^2) نشان داده شده است. ضریب R^2 معیاری از فیت مناسب مدل داده و تعیین می‌کند که خط رگرسیون با چه کیفیتی داده‌های واقعی را تخمین می‌زند.

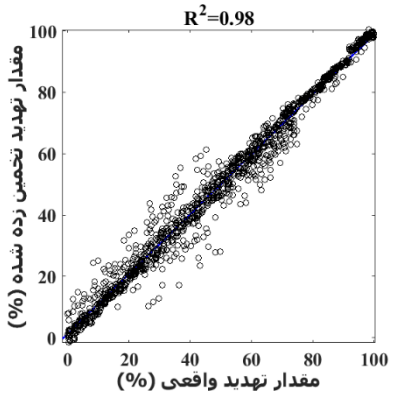
$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \qquad (۲)$$

که در آن y_i مقدار تهدید واقعی، $\hat{y}_i$ مقدار تهدید تخمین زده‌شده توسط شبکه عصبی و $\bar{y}$ میانگین مقدار تهدید واقعی می‌باشد. در واقع هرچه داده‌ها به خط رگرسیون نزدیک‌تر باشند از تخمین مناسب‌تری برخوردارند و ضریب همبستگی به عدد یک نزدیک‌تر می‌باشد. داده‌هایی که از خط رگرسیون فاصله دارند دارای خطای بیشتری می‌باشند. همان‌گونه که مشخص است اکثر داده‌های تست روی خط رگرسیون فیت شده‌اند که نشان از تخمین مناسب مقدار تهدید توسط شبکه عصبی آموزش داده شده می‌باشد.

ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) معیار سنجش مناسب دیگری برای سنجش مدل فیت شده می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \qquad (۳)$$

که n تعداد داده‌ها می‌باشد. در این معیار هرچه داده‌های تخمین زده‌شده به داده‌های واقعی نزدیک‌تر باشد مدل دارای خطای کمتری می‌باشد و مقدار $RMSE$ به عدد صفر نزدیک‌تر است. مقادیر ضریب R^2 و $RMSE$ برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست در جدول (۲) لیست شده‌اند.



شکل (۳). تخمین مقدار تهدید با استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده (داده‌های تست)

به‌منظور درک هرچه بهتر مقدار خطا بین مقدار تهدید واقعی و مقدار تهدید پیش‌بینی شده هیستوگرام خطا در شکل (۴)

نمایش داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌کنید خطای حدود ۳۰۰ نمونه از داده های نزدیک به صفر می باشند. تنها نکته در این شکل پراکندگی میزان خطا برای تعداد محدودی از داده‌ها می‌باشد که از ۱۸- تا ۲۱ درصد قرار دارد.

۴-۳- سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)

منطق فازی، یک متد و رویکرد محاسباتی بر پایه نظریه سطوح مختلف درستی (Degrees of truth) است. این منطق، از منطق رایج صفر و یکی رایانه‌ها پیروی نمی‌کند. در منطق غیرفازی تنها دو ارزش درست (true) یا نادرست (false) وجود دارد. چنین منطقی نمی‌تواند چندان کامل باشد؛ چراکه فهم و پروسه تصمیم‌گیری انسان‌ها در بسیاری از موارد، کاملاً قطعی نیست و بسته به زمان و مکان آن، تا حدودی درست یا تا حدودی نادرست است. بنیاد منطق فازی بر شالوده نظریه مجموعه‌های فازی استوار است. در تئوری کلاسیک مجموعه‌ها، یک عنصر، یا عضو مجموعه است یا نیست. در حقیقت عضویت عناصر از یک الگوی صفر و یک و باینری تبعیت می‌کند. اما تئوری مجموعه‌های فازی این مفهوم را بسط می‌دهد و عضویت درجه‌بندی شده را مطرح می‌کند. به‌این‌ترتیب که یک عنصر می‌تواند تا درجاتی، نه کاملاً، عضو یک مجموعه باشد. مهم‌ترین مزایا و معایب منطق فازی عبارت‌اند از: طبیعی بودن قوانین (اگر-آنگاه): در واقع قوانین یک سیستم فازی از گویش محاوره‌ای استفاده می‌کند که درک آن را برای استفاده‌کننده راحت می‌کند، امکان نمایش اطلاعات رویه‌ای و اظهاری (تقریباً برای هرگونه اطلاعات قابل‌اعمال می‌باشد)، پیچیدگی تولید قوانین برای مجموعه‌های بزرگ، پیچیدگی فراهم کردن صحت پردازش اطلاعات.

در یک صحنه نبرد پویا تصمیم‌گیری‌ها دقیقاً بر اساس عدم قطعیت‌ها (قواعد فازی) صورت می‌پذیرد. در نتیجه سیستم‌های خبره مبتنی بر استنتاج فازی امکان تصمیم‌گیری صحیح و سریع را در شرایط بحران فراهم می‌کنند. در صحنه نبرد، تصمیم‌گیری‌ها توسط دانش بشری و بر اساس اطلاعات دریافتی از منابع راداری و سنسورها می‌باشد؛ بنابراین، مسئله مهم ترکیب اطلاعات ورودی، عدم قطعیت‌ها و دانش اپراتورهای خبره می‌باشد که منطبق بر بنیاد سیستم‌های فازی است.

به دست آوردن ساختار بهینه (تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های هر لایه مخفی، مقدار حرکت و اندازه) یک شبکه عصبی مصنوعی ساخته‌شده آسان نیست؛ ضمن اینکه این نوع از هوش مصنوعی بیشتر بر پایه محاسبات عددی است تا اینکه بر پایه محاسبات نمادین باشد. منطق فازی و شبکه عصبی هر کدام مزیت‌های خاص خود را دارند؛ بنابراین ایده خوبی است که بتوانیم توانایی آن دو را ترکیب کرده و ابزاری قوی داشته باشیم که این ابزار ضعف‌ها را به‌خوبی بهبود داده و منجر به خطای حداقل شود.

متداول‌ترین سیستم‌های استنتاج فازی نوع ممدانی و نوع تاکاگی- سوگنو می‌باشد که برخی مواقع به نام تاکاگی- سوگنو- کانگ نیز شناخته می‌شود. ژانگ (۱۹۹۳-۱۹۹۲) منطق فازی و شبکه عصبی را برای تولید یک ابزار پردازش قدرتمند به نام سیستم فازی-عصبی (NFS) ترکیب کرد که این ابزار قدرتمند دارای مزایای منطق فازی و شبکه عصبی بوده و یکی از رایج‌ترین آن‌ها ANFIS است. ANFIS دارای ساختار تاکاگی-سوگنو می‌باشد که در آن از یادگیری شبکه‌های عصبی برای تنظیم قواعد فازی استفاده شده در مدل و همچنین بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت تعریف‌شده برای متغیرهای ورودی و خروجی استفاده می‌کند. در واقع، ANFIS شبیه سیستم استنتاج فازی است با این تفاوت که در آن به کمک خطای انتشار بازگشتی سعی شده تا خطا حداقل گردد.

در روش سیستم استنتاج فازی ممدانی، بخش‌های فرض «اگر» و نتیجه «آنگاه» مرتبط با قوانین «اگر-آنگاه» از قاعده‌های فازی هستند. در روش سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو بخش فرض «اگر» مرتبط با قوانین فازی، جزو قاعده‌های فازی بوده اما بخش نتیجه «آنگاه» یک تابع ریاضی بوده که معمولاً تابع چندجمله‌ای درجه صفر یا درجه اول می‌باشد. همان‌طور که قبلاً گفته شد یکی از بزرگ‌ترین مشکلات در کاربردهای منطق فازی شکل و مکان توابع عضویت برای هر متغیر فازی است که می‌بایست توسط روش سعی و خطا حل شود. در مقابل محاسبات عددی و یادگیری از مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند.

برای درک بهتر یک سیستم با چهار ورودی x_1 (سرعت)، x_2 (ارتفاع)، x_3 (رنج)، x_4 (CPA) و یک خروجی y (مقدار تهدید) را در نظر بگیرید. حال اگر قاعده ۱ به‌صورت زیر باشد:

$$\begin{aligned}&\text{Rule1: If } x_1 \text{ is } A_1 \ \&\ x_2 \text{ is } B_1 \ \&\ x_3 \text{ is } C_1 \& \ x_4 \text{ is } D_1\\&\text{Then } f_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + u_1x_3 + t_1x_4 + r_1\end{aligned} \qquad (۴)$$

و برای غیر فازی‌سازی از میانگین مراکز استفاده کنیم خروجی به‌صورت زیر خواهد بود:

$$y = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 + \bar{w}_3 f_3 \qquad (۵)$$

که در آن:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3} \qquad (۶)$$

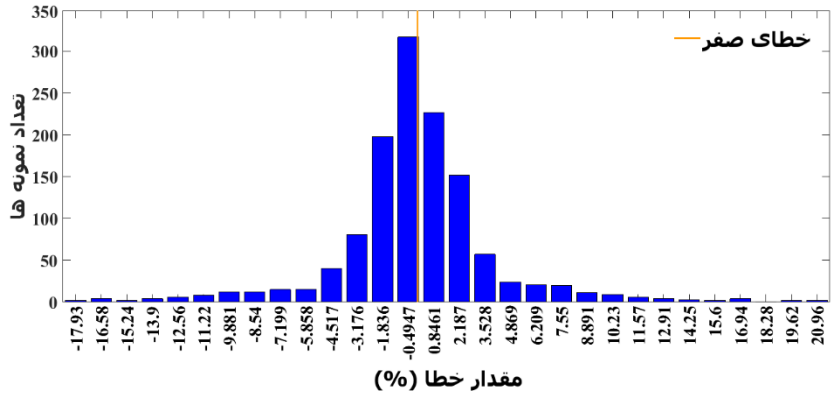
ساختار معادل ANFIS به‌صورت شکل (۵) خواهد بود. لایه‌ها

به ترتیب عبارت‌اند از:

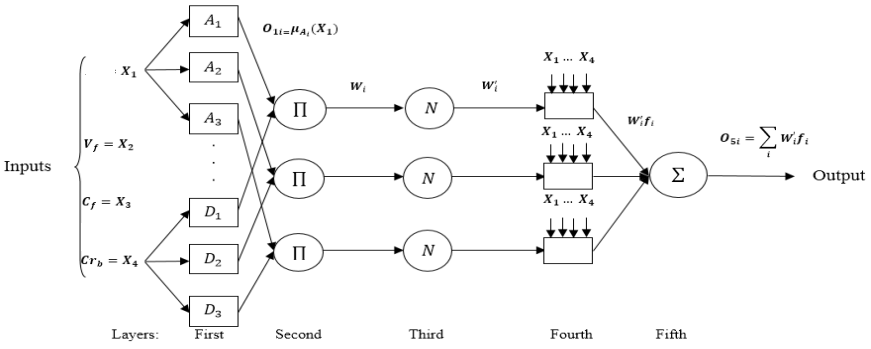
لایه ۱: در این لایه ورودی‌ها از تابع عضویت عبور می‌کنند. در اکثر مواقع از تابع گوسین به‌عنوان تابع عضویت سیستم‌های فازی استفاده می‌شود.

$$O_{1i} = \mu_{A_i}(x_1) = \exp\left[-\frac{\|x_1 - d_i\|}{\sigma_i^2}\right] \quad (۷)$$

که در آن d_i و σ_i پارامترهای بخش اگر قواعد فازی هستند و می‌بایست توسط روش حداقل مربعات خطا بهینه‌سازی و تنظیم شوند.



شکل (۴). هیستوگرام خطای مدار تهدید واقعی و تخمین زده‌شده برای شبکه عصبی آموزش دیده (داده‌های تست)



شکل (۵). ساختار ANFIS با چهار ورودی (هر ورودی دارای سه تابع عضویت گوسی) و یک خروجی خطی

لایه ۲: خروجی این لایه ضرب سیگنال‌های ورودی است که در واقع معادل قسمت اگر قوانین هستند.

$$O_{2i} = W_i = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2)\,\mu_{C_i}(x_3)\,\mu_{D_i}(x_4) \quad (i = 1,2,3) \quad (۸)$$

لایه ۳: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است.

$$O_{3i} = W_i' = \frac{W_i}{W_1 + W_2 + W_3} \quad (i = 1,2,3) \quad (۹)$$

لایه ۴: هر گره در لایه چهارم یک گره تطبیقی با تابع $W_i' f_i$ می‌باشد:

$$O_{4i} = W_i'(p_i x_1 + q_i x_2 + u_i x_3 + t_i x_4 + r_i) \quad (۱۰)$$

که در آن p_i، q_i، u_i، t_i و r_i پارامترهای بخش آنگاه قواعد فازی می‌باشند که توسط الگوریتم پس انتشار خطا بهینه‌سازی و تنظیم می‌شوند.

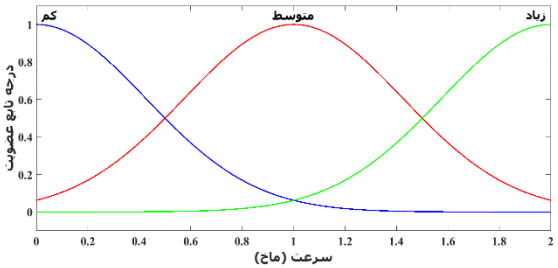
لایه ۵: خروجی این لایه خروجی کلی سیستم است:

$$O_{5i} = \sum_{i=1}^{3} W_i' f_i \quad (i = 1,2,3) \quad (۱۱)$$

اکنون یک شبکه تولید شده است که معادل سیستم استنتاج فازی سوگنو است. استفاده از فرایند یادگیری هیبرید یکی از مزیت‌های ANFIS برای تخمین پارامترهای «اگر-آنگاه» می‌باشد. در این فرایند با ثابت نگه داشتن پارامترهای «اگر»، ANFIS در یک مسیر رفت و یک مسیر برگشت پارامترها را تخمین زده و این فرایند با ثابت نگه داشتن پارامترهای «آنگاه» ادامه می‌یابد. در مسیر اول ورودی به‌صورت مسیر پیش سو بوده و با به کار بردن روش حداقل مربعات خطا محاسبه خواهد شد. در مسیر دوم خطای حاصل شده در اول به‌صورت بازگشتی به همراه پارامترهای مربوطه توسط روش مسیر گرادیان نزولی به‌روزرسانی می‌شود [۱۱-۱۳].

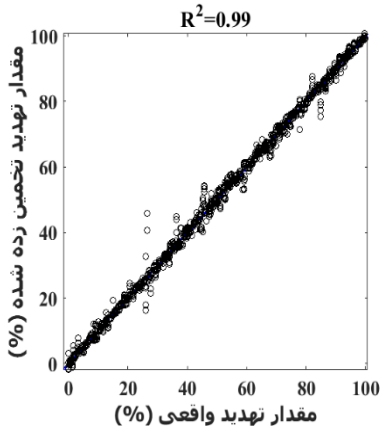
۵-۳- تخمین تهدید بر پایه ANFIS

در روش ANFIS، تعداد قواعد گنجانده شده در مدل دارای اهمیت به‌سزایی می‌باشند. در واقع میزان پیچیدگی (مرتبه) مدل توسط تعداد قواعد تعیین می‌شود. انتخاب مدل مرتبه بالا منجر به بیش برازش (Over fitting) بر روی داده‌های آموزش و مدل مرتبه پایین نیز باعث عدم آموزش صحیح (Under fitting) داده‌های آموزش می‌شود. تعداد قواعد تابعی از تعداد توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای ورودی می‌باشد. ازاین‌رو، برای هر کدام از متغیرهای ورودی تنها سه تابع عضویت گوسی در نظر گرفته می‌شود (شکل ۶). با توجه به وجود چهار متغیر ورودی و سه تابع عضویت برای هر متغیر، تعداد ۸۱ قاعده در ساختار ANFIS شکل گرفته است.

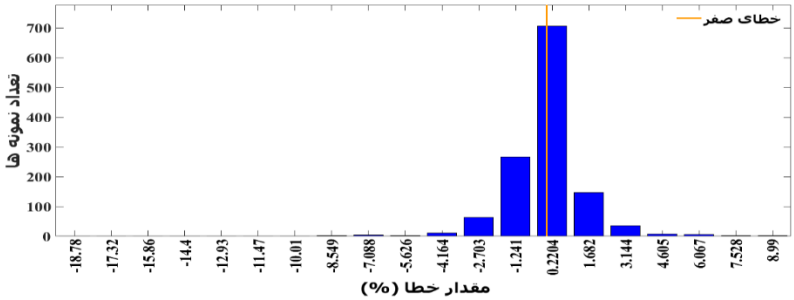


شکل (۶). توابع عضویت تعریف‌شده برای متغیر سرعت هدف

به‌منظور آموزش ANFIS، داده‌ها همانند بخش قبل به سه دسته تقسیم شده‌اند. از ترکیب دو روش حداقل مربعات و پس انتشار خطا برای تنظیم توابع عضویت استفاده شده است. همانند قبل، به‌منظور ارزیابی دقت مدل به‌دست‌آمده از فاکتورهای مربع همبستگی (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) استفاده می‌کنیم. همان‌گونه که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، ساختار ANFIS آموزش دیده با دقت بسیار بالایی مقدار تهدید را تخمین زده است. در جدول (۲)، مقدار این فاکتورها برای داده‌های آموزش، اعتباریابی و تست لیست شده‌اند.

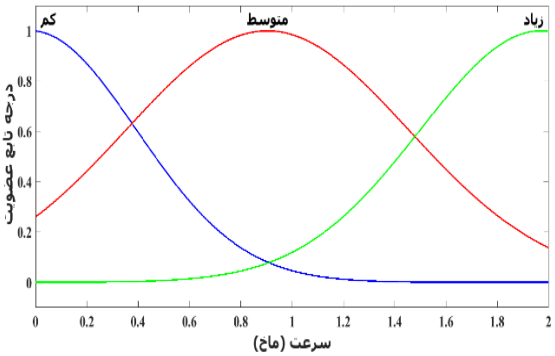


شکل (۷). تخمین مقدار تهدید با استفاده از ANFIS آموزش دیده (داده‌های تست)



شکل (۸). هیستوگرام خطای مدار تهدید واقعی و تخمین زده‌شده برای ANFIS آموزش دیده (داده‌های تست)

نمودار هیستوگرام خطا برای ANFIS در شکل (۸) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که پراکندگی خطا در این مدل نسبت به شبکه عصبی کاهش محسوسی داشته و همچنین خطای اکثر داده‌های تست در نزدیکی صفر قرار دارند. مدل ANFIS برای تخمین داده‌های تست ارزیابی گشته و با شبکه عصبی مقایسه شده است. بر این اساس هر دو مدل شبکه عصبی و ANFIS از قابلیت بسیار بالایی برای تخمین مقدار تهدید برخوردار هستند گرچه ANFIS عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. شکل (۹) تابع عضویت‌های تنظیم شده برای متغیر سرعت را نشان می‌دهد.

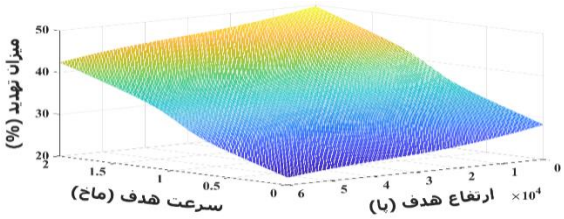


شکل (۹). توابع عضویت آموزش‌یافته برای متغیر سرعت هدف

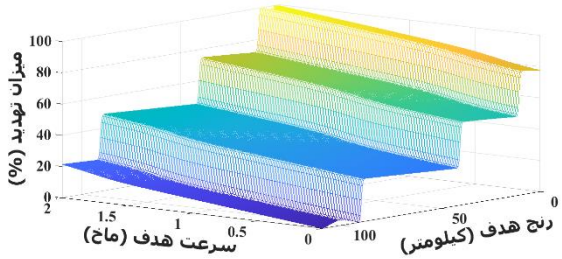
۴- روابط پارامترهای هدف با میزان تهدید

مدل فازی توسعه داده شده توسط ANFIS، از ۸۱ قاعده به‌دست‌آمده برای تخمین میزان تهدید استفاده می‌کند. از این قواعد می‌توان علاوه بر ارزیابی میزان تهدید، برای تجزیه‌وتحلیل هرچه بهتر روابط بین متغیرهای هدف و میزان تهدید هر کدام از آن‌ها استفاده کرد. در شکل (۱۰)، تغییرات میزان تهدید هر هدف بر اساس ارتفاع و سرعت آن مشاهده می‌شود. طبق شکل، هدف با سرعت کم و ارتفاع بالا از کمترین میزان تهدید برخوردار است.

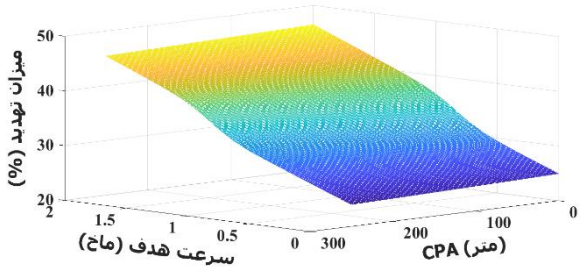
اما هر چه سرعت هدف بیشتر و ارتفاع آن کمتر شود میزان تهدید آن افزایش می‌یابد. در شکل (۱۱)، ارتباط میزان تهدید با متغیرهای سرعت و رنج هدف بررسی شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود میزان تهدید هر هدف به‌شدت وابسته به تغییرات رنج و سرعت هدف می‌باشد و از صفر تا صد درصد تغییر می‌کند. این تغییرات در شکل (۱۰) حدود ۳۰ درصد می‌باشد. بر اساس شکل (۱۱)، هدف با رنج کم و سرعت زیاد دارای تهدید بسیار زیاد می‌باشد. در واقع، این هدف دارای بالاترین سطح هشدار بوده و می‌بایست به‌سرعت برای آن تصمیم‌سازی شود. علاوه بر این، میزان تهدید با کاهش رنج با شدت بسیار زیادی افزایش می‌یابد (صعود پلکانی).



شکل (۱۰). تغییرات میزان تهدید بر اساس سرعت و ارتفاع هدف



شکل (۱۱). تغییرات میزان تهدید بر اساس سرعت و رنج هدف



شکل (۱۲). تغییرات میزان تهدید بر اساس سرعت و CPA هدف

جدول (۲). مقدار فاکتورهای R^2 و RMSE برای مدل‌های شناسایی شده

مدل آموزش‌یافته	R^2			RMSE		
	داده‌های آموزش	داده‌های اعتباریابی	داده‌های تست	داده‌های آموزش	داده‌های اعتباریابی	داده‌های تست
ANN	۰/۹۸	۰/۹۷۷	۰/۹۷۹	۳/۹۹	۴/۱۵	۴/۱۴
ANFIS	۰/۹۹۷	۰/۹۹۷	۰/۹۹۶	۱/۴۵	۱/۵۰	۱/۶۵

در شکل (۱۲)، مقدار میزان تهدید بر اساس تغییرات سرعت و CPA مشخص شده است. در این نمودار سرعت هدف عامل اصلی تعیین میزان تهدید می باشد و هدف با سرعت زیاد از تهدید بالایی برخوردار است.

۵- قواعد فازی شبکه ANFIS توسعه‌یافته

ارائه قواعد فازی استنتاج شده شبکه ANFIS از مهم‌ترین مزیت‌های این شبکه در برابر شبکه‌های عصبی می‌باشد. در واقع شبکه عصبی یک مدل جعبه سیاه بوده که قادر به ارائه اطلاعات از سازوکار داخلی خود نیست. به‌عبارت‌دیگر، روابط ورودی و خروجی در این شبکه قابلیت فرمولاسیون به‌صورت ریاضی را نداشته و مکانیزم‌هایی حاکم بر این روابط نامشخص است، اما در شبکه ANFIS، قواعد فازی استخراج شده می‌تواند این روابط را بر اساس توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای ورودی و خروجی به‌صورت کامل توصیف نماید. همان‌گونه از شکل (۵) مشخص است، مدل‌سازی بر پایه چهار متغیر ورودی و برای هر متغیر نیز سه تابع عضویت گوسی در نظر گرفته شده است. تعداد

قواعد فازی اگر-آنگاه استخراج شده توسط ANFIS برای تخمین میزان تهدید ۸۱ (3^4) مورد می‌باشد که نمونه‌ای از آن‌ها در جدول (۳) لیست شده است. برای درک هرچه بهتر این جدول می‌بایست توابع عضویت بهینه‌شده برای متغیرهای ورودی نیز نمایش داده شود. در شکل (۹) این توابع برای متغیر سرعت نشان داده شده است. متغیرهای x_1، x_2، x_3 و x_4 به ترتیب در جدول (۱) لیست شده‌اند.

۶- شبیه‌سازی صحنه نبرد

در این شبیه‌سازی، فرض بر این است که سه نوع هدف با اطلاعات راداری مختلف به مرکز فرماندهی و کنترل مخابره شده است (شکل ۱). مسیرهای پروازی سه هدف متخاصم در شکل (۱۳) نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، پهپاد در حال چرخش بوده و نقش ناظر صحنه نبرد و مخابره اطلاعات موردنیاز برای دشمن را در ارتفاع بالا بازی می‌کند. جنگنده در حال کاهش ارتفاع برای شروع حمله بوده و موشک مسیر مستقیم در ارتفاع پایین را برای برخورد به هدف دنبال می‌کند.

حال میزان تهدید هر هدف را در موقعیت نشان داده شده در شکل (۱۳) برای مرکز فرماندهی و کنترل تخمین زده می‌شود. همان‌گونه که در شکل (۱۳) نشان داده شده است، میزان تهدید پهپاد در دو موقعیت، موشک و جنگنده در یک موقعیت پیش‌بینی می‌گردد. رادار نشان داده شده اطلاعات موردنیاز برای سیستم هوشمند از قبیل سرعت، ارتفاع، رنج و CPA را در مختصات تعیین شده در شکل (۱۳) در جدول (۴) لیست می‌کند.

پهپاد با سرعت متوسط و در ارتفاع زیاد در حال نزدیک شده به صحنه نبرد می‌باشد. در ابتدای مسیر با توجه به رنج و ارتفاع آن، میزان تهدیدش توسط سیستم هوشمند حدود ۲۵٪ برآورد می‌شود. اما با نزدیک‌تر شدن آن به صحنه نبرد (کاهش رنج) میزان تهدید آن افزایش یافته و به ۵۰٪ می‌رسد. جنگنده متخاصم نیز گرچه با سرعت بالایی و در ارتفاع متوسطی در حال پرواز است، ولی به دلیل رنج زیاد همچنان از اولویت زیادی برای سیستم فرماندهی و کنترل برخوردار نیست و دارای میزان تهدیدی حدود ۴۳ درصد می‌باشد.

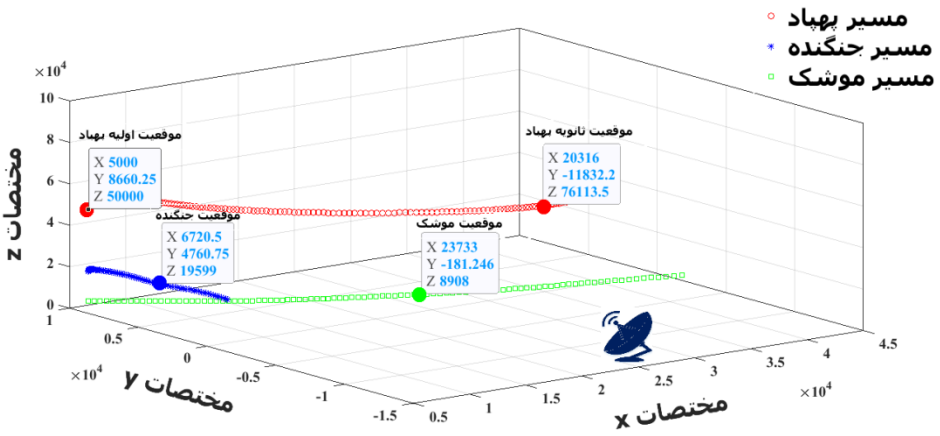
جدول (۳). نمونه‌ای از قواعد فازی استخراج شده از ANFIS

اگر	آنگاه
$x_1 = MF1$ و $x_1 = MF1$ ،$x_3 = MF1$،$x_4 = MF1$	میزان تهدید $= -810.6x_1 - 0.4x_3 + 0.22x_4 - 200.6$
$x_1 = MF1$ و $x_1 = MF1$ ،$x_3 = MF1$،$x_4 = MF2$	میزان تهدید $= -889.6x_1 - 0.91x_3 + 0.26x_4 - 175.6$
$x_1 = MF1$ و $x_1 = MF1$ ،$x_3 = MF1$،$x_4 = MF3$	میزان تهدید $= -835.2x_1 - 0.69x_3 + 0.39x_4 - 142.7$
$x_1 = MF1$ و $x_1 = MF1$ ،$x_3 = MF1$،$x_4 = MF3$	میزان تهدید $= -983.4x_1 - 0.002x_2 + 0.74x_3 + 0.38x_4 - 58.4$

جدول (۴). اطلاعات راداری اهداف متخاصم و تخمین میزان تهدید

هدف	سرعت (ماخ)	ارتفاع (پا)	رنج (Km)	CPA (m)	میزان تهدید
پهپاد موقعیت ۱	۰/۵	۵۰۰۰۰	۹۰	۱۸۰	٪۲۶
پهپاد موقعیت ۲	۰/۵	۷۶۱۱۳	۲۵	۲۲۰	٪۵۰
جنگنده	۱/۵	۱۹۵۹۹	۶۵	۵۰	٪۴۳
موشک	۱/۷	۸۹۰۸	۲۵	۴۰	٪۷۳

تنها هدف با میزان تهدید بالا در جدول (۳)، موشک می‌باشد. همان‌گونه که در شکل نشان داده شده است، این هدف دارای سرعت زیاد و رنج کم می‌باشد. مقدار CPA نیز برای موشک کم بوده که نشان از تهدیدآمیز بودن هدف دارد. علاوه بر این، موشک در ارتفاع پایین پرواز می‌کند و هر لحظه آماده برخورد می‌باشد. مدل هوشمند توسعه داده شده میزان تهدید موشک را بالغ بر ۷۰ درصد تخمین می‌زند. در نتیجه، مرکز فرماندهی و کنترل با توجه به اطلاعات مخابره شده توسط مدل هوشمند، می‌بایست ابتدا و به‌سرعت برای موشک نزدیک شونده تصمیم‌سازی کند. سپس بر اساس ارزیابی دوباره میزان تهدید جنگنده توسط مدل هوشمند، این هدف را رصد کرده و همچنین از نقش پهپاد نیز غافل نشود.



شکل (۱۳). مختصات و مسیر اهداف متخاصم در صحنه نبرد

۷- نتیجه‌گیری

مدل‌های هوشمند با دو رکن اصلی منطق فازی و شبکه عصبی از قدرت بالایی در پیش‌بینی توابع پیچیده برخوردارند. ترکیب این ارکان و استفاده از روش‌های بهینه‌سازی می‌تواند نقش مهمی در تحلیل مناسب‌تر و خطای کم‌تر فرایندهای مختلف داشته باشد. در سیستم‌های تلفیق داده، بخش ارزیابی اهداف دارای اهمیت بالایی می‌باشد. در این مقاله، با استفاده از دو مدل شبکه عصبی و ANFIS برای تخمین میزان تهدید و اولویت‌بندی تهدید اهداف هوایی استفاده شده است. عملکرد هر دو ساختار در پیش‌بینی تهدید بسیار مطلوب می‌باشد. در واقع استفاده از هر کدام از این شبکه‌ها هر آنچه را که متخصصان امر به‌عنوان آموزش و نتایج قابل‌قبول برای سیستم تعریف کرده بودند را برآورده می‌کند. در این پژوهش، با استفاده از مدل هوشمند توسعه‌یافته، روابط بین متغیرهای هدف و میزان تهدید موردبررسی دقیق قرار گرفت. از این روابط می‌توان برای آنالیز و تحلیل هرچه دقیق‌تر صحنه نبرد کمک گرفت. در پژوهش‌های آینده این امکان وجود دارد که بتوان تعداد بیشتری از پارامترهای اهداف را در نظر گرفت. با افزایش تعداد پارامترها، طبیعتاً استخراج قوانین و بهینه‌سازی نتایج مشکل‌تر خواهد شد. علاوه بر این موضوع، پژوهش در بخش تخصیص سلاح اتوماتیک با استفاده از ارزیابی میزان تهدید می‌تواند بسیار مفید باشد.

۸- مراجع

[1] Z.D. Xu, Y.Q. Guo, J.T. Juo, X.C. Zhung, "Intelligent Vibration Control in Civil Engineering Structures", Sciencedirect , ISBN: 978-0-12-405874-3, 2015.

[2] S.N. Vassilyev, A.Yu. Kelina, Y.I. Kudinov, F.F. Pashchenko, "Intelligent control systems", XIIth International Symposium «Intelligent Systems», INTELS'16, 5-7 October 2016, Moscow Russia, Procedia Computer Science 103, pp. 623-628, 2017.

[3] Y. Zhao, "Intelligent Control Technology Application Based on Wireless Sensor Networks," JDCTA, Vol. 6, No. 23, doi: 10.4156/jdcta.vol6.issue23.10, 2012.

[4] S.M. Grath, D. Chacon, K. Whitebread, "Intelligent Mobile Agents in Military Command and Control," http://www.airuniversity.af.mil/ website.

[5] O. Aissa, S. Moulahoum, I. Colak, B. Babes, N. Kabache, "Design and Real Time Implementation of Three-Phase Three Switches Three Levels Vienna Rectifier Based on Intelligent Controllers," Applied Soft Computing, S1568-4946(17)30121-7, 2017.

[6] S. Mahapatra, R. Daniel, D. N. Dey, S.K. Nayak, "Induction Motor Control Using PSO-ANFIS," International Conference on Intelligent Computing, Communication & Convergence, doi: 10.1016/j.procs.2015.04.212,2015.

[7] A. Pandey ,S. Kumar,K. K. Pandey ,D. R. Parhi, "Mobile robot navigation in unknown static environments using ANFIS controller," Perspectives in Science, http://dx.doi.org/10.1016/j.pisc.2016.04.094,2016.

[8] E. Azimi Rad, S. Eghbali, J. Hadadnia, & A. Izadipour, "Design of an optimal and robust fuzzy model for measuring the degree of threat to moving targets," 14th Iranian Fuzzy Systems Conference, Tabriz, 2014. (in Persian)

[9] E. Azimirad, J. Haddadnia, "Target threat assessment using fuzzy sets theory'', International Journal of Advances in Intelligent Informatics, Vol. 1, No. 2, pp. 57-74, 2015.

[10] P. Tahmasebi, A. Hezarkhani, "Application of Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System for Grade Estimation; Case Study, Sarcheshmeh Porphyry Copper Deposit, Kerman, Iran", Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 4(3), 408-420, 2011.

[11] S. Tala, M. akbari sani, & M.R. Hassani Ahangar, "Identifying Radar Targets using the GMDH Deep Neural Network," Journal of Radar, vol. 8, no. 1, pp. 65-74, 2020. (in Persian)

[12] T.P. Mote, & S.D. Lokhande, "Temperature Control System Using ANFIS," International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE) ISSN: 2231-2307, vol. 2, no. 1, 2012.

[13] M. Bayat, M. Moradi, & J.Mazloum , "The Presentation of an Algorithm for Interference Detection in the Synthetic Aperture Radar," Journal of Radar, vol. 9, no. 1, pp. 107-117, 2021. (in Persian).