



طبقه‌بندی پیشرفته اهداف هوایی با بهره‌گیری از شبکه‌های بیزین و یکپارچه‌سازی چندویژگی

رضا نوروزی^۱، احسان رضایی^۲، محمد مهدی فتح‌الهی^۳

- | | |
|--|---|
| ۱ کارشناسی ارشد هوافضا – هدایت و کنترل | دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران |
| ۲ کارشناسی ارشد نرم‌افزار – هوش مصنوعی | دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران |
| ۳ دانشجوی دکتری تخصصی مخابرات – سیستم | دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی، تهران، ایران |

خلاصه

شناسایی و طبقه‌بندی دقیق اهداف هوایی یکی از چالش‌های اصلی در سیستم‌های راداری و دفاع هوایی پیشرفته است، به‌ویژه در شرایط غیرایستا و پر نویز که سیگنال‌های دریافت‌شده ممکن است دچار اختلال یا تداخل شوند. در این تحقیق، یک رویکرد هوشمند مبتنی بر شبکه‌های بیزین (Bayesian Networks) برای طبقه‌بندی اهداف هوایی ارائه شده است که قادر است با ادغام شش ویژگی کلیدی شامل سرعت، ارتفاع، برد، سطح مقطع راداری (RCS)، سطح تداخل دریافتی و نزدیک‌ترین فاصله برخورد (CPA)، شناسایی دقیق و قابل اعتماد اهداف را فراهم کند. شبکه بیزین طراحی شده، با استفاده از جداول توزیع شرطی (Conditional Probability Tables – CPT) برای هر ویژگی، احتمال تعلق هر هدف به یکی از کلاس‌های مختلف هواگردها را محاسبه می‌کند. این رویکرد، امکان استفاده از اطلاعات ناقص یا پراکنده را فراهم می‌سازد و با مدل‌سازی روابط علی میان ویژگی‌ها و کلاس هدف، توانایی تصمیم‌گیری دقیق حتی در حضور نویز و اختلال را بهبود می‌بخشد. طراحی شبکه با توجه به ۱۳ کلاس مختلف هواگرد، شامل هلی‌کوپتر، هواپیمای تجاری، جنگنده‌ها، بمبافکن‌ها، موشک‌های کروز و بالستیک و پهپادها، انجام شده است و توزیع احتمال برای هر ویژگی با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده و مقادیر واقعی تنظیم گردیده است تا احتمال خطا در طبقه‌بندی به حداقل برسد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، نسبت به رویکردهای سنتی مبتنی بر قواعد تصمیم‌گیری ساده، دارای دقت بالاتر، حساسیت بیشتر به تفاوت‌های جزئی بین کلاس‌های مشابه و کاهش نرخ آلارم‌های کاذب است. همچنین، این روش قابلیت ترکیب با داده‌های واقعی از سیستم‌های راداری و سنسورهای چندکاناله را دارا بوده و می‌تواند در سامانه‌های دفاع هوایی، کنترل ترافیک هوایی و سیستم‌های مانیتورینگ هوایی پیشرفته به کار گرفته شود. به طور خلاصه، این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از شبکه‌های بیزین برای طبقه‌بندی اهداف هوایی، با بهره‌گیری از تحلیل چندویژگی، امکان تصمیم‌گیری دقیق‌تر، انعطاف‌پذیری بالاتر در شرایط نامطمئن و بهبود عملکرد کلی سیستم‌های دفاع هوایی را فراهم می‌کند.

کلمات کلیدی: شبکه بیزین، طبقه‌بندی اهداف هوایی، تحلیل چندویژگی، شناسایی راداری، سیستم‌های پدافند هوایی.

۱. مقدمه

طبقه‌بندی دقیق اهداف هوایی یکی از چالش‌های حیاتی در سامانه‌های دفاع هوایی، راداری و مخابراتی محسوب می‌شود، زیرا دقت در تشخیص نوع هواگرد، زمان واکنش سامانه‌ها و اثربخشی تصمیمات فرماندهی را به‌طور مستقیم تحت تأثیر قرار می‌دهد [۱]. در محیط‌های واقعی عملیاتی، اهداف هوایی دارای رفتارهای پیچیده، سرعت‌های متغیر، ارتفاع‌های متفاوت و سطوح راداری گوناگون هستند و اغلب با نویز و تداخل‌های الکترومغناطیسی مواجهند، که باعث می‌شود شناسایی



و طبقه‌بندی آن‌ها به سادگی امکان‌پذیر نباشد [۲]. روش‌های سنتی طبقه‌بندی اهداف، که عمدتاً مبتنی بر قواعد تصمیم‌گیری خطی یا آستانه‌ای هستند، با محدودیت‌های جدی مواجه‌اند:

- (۱) دقت پایین در تفکیک کلاس‌های مشابه مانند هلی کوپتر و پهپاد.
 - (۲) حساسیت بالا به نویز محیطی و اختلال‌های راداری که می‌تواند باعث تولید آلارم‌های کاذب شود.
 - (۳) نیاز به داده‌های کامل و بدون نقص، که در شرایط عملیاتی واقعی همیشه در دسترس نیست.
- به منظور رفع این محدودیت‌ها، استفاده از مدل‌های احتمالاتی پیشرفته و به‌ویژه شبکه‌های بیزین به عنوان یک چارچوب قدرتمند برای شناسایی و طبقه‌بندی اهداف هوایی پیشنهاد شده است. شبکه‌های بیزین امکان مدل‌سازی روابط علی میان ویژگی‌های مختلف هواگردها را فراهم می‌کنند و با استفاده از جدول‌های توزیع شرطی می‌توانند احتمال تعلق یک هدف به هر کلاس مشخص را بر اساس داده‌های موجود و حتی ناقص محاسبه کنند [۳،۴].

- شبکه‌های بیزین دارای مزایای متعدد هستند که آن‌ها را برای کاربردهای دفاع هوایی بسیار مناسب می‌کند:
- (۱) ادغام چند ویژگی (چند متغیره بودن داده‌ها) مانند سرعت، ارتفاع، برد، سطح مقطع راداری (RCS)، سطح تداخل دریافتی (JSL) و نزدیک‌ترین فاصله برخورد (CPA) برای بهبود دقت طبقه‌بندی.
 - (۲) قابلیت تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت و داده‌های ناقص، که در محیط‌های پر نویز عملیاتی اهمیت بالایی دارد.
 - (۳) قابلیت یادگیری از داده‌های تاریخی و بهبود عملکرد با افزایش نمونه‌ها [۵،۶].
- مطالعات پیشین نشان داده‌اند که استفاده از شبکه‌های بیزین در طبقه‌بندی هواگردها، نسبت به روش‌های مبتنی بر قواعد ساده یا الگوریتم‌های خطی، موجب افزایش قابل توجه دقت شناسایی، کاهش نرخ خطا و کاهش احتمال آلارم‌های کاذب می‌شود [۷،۸]. همچنین، این شبکه‌ها امکان ادغام داده‌های چندکاناله حاصل از سنسورهای راداری و سیستم‌های جاسازی‌شده در هواپیماها را فراهم می‌کنند و می‌توانند در محیط‌های غیرایستا و پر نویز عملکرد قابل اعتمادی ارائه دهند. هدف اصلی این مقاله، ارائه یک روش هوشمند مبتنی بر شبکه‌های بیزین برای طبقه‌بندی اهداف هوایی است که با بهره‌گیری از شش ویژگی کلیدی شامل سرعت، ارتفاع، برد، RCS، JSL و CPA، عملکرد دقیق و قابل اعتماد در شناسایی هواگردها را فراهم می‌کند. در این روش، شبکه بیزین طوری طراحی شده است که:
- (۱) احتمال خطای طبقه‌بندی به حداقل برسد.

- (۲) حتی در شرایط داده ناقص یا نویزی تصمیم‌گیری دقیق امکان‌پذیر باشد.
 - (۳) قابلیت گسترش و اضافه کردن کلاس‌های جدید هواگرد بدون تغییر کلی ساختار شبکه وجود داشته باشد.
- با استفاده از این رویکرد، می‌توان اهداف متحرک و ثابت در محیط میدان نبرد را با دقت بالا شناسایی و به کلاس‌های هلی کوپتر، پهپاد، هواپیمای مسافربری، جنگنده، بمب افکن، موشک کروز و موشک بالستیک و سایر هواگردها تخصیص داد.

۲. مبانی نظری و مروری بر پژوهش‌های پیشین

در سیستم‌های پدافند هوایی و راداری، شناسایی و طبقه‌بندی اهداف هوایی با دقت بالا یک چالش حیاتی است. هدف، تمایز بین انواع هواگردها شامل هلی کوپتر، جنگنده، بمب افکن، موشک بالستیک، هواپیماهای مسافربری، پهپاد و هواگردهای مزاحم (Jamming Aircraft) می‌باشد. روش‌های سنتی مبتنی بر آستانه‌های عددی یا الگوهای ساده، دقت پایینی داشته و در حضور نویز یا داده‌های ناقص عملکرد ضعیفی دارند.

شبکه‌های بیزین به دلیل قابلیت مدل‌سازی روابط شرطی بین ویژگی‌ها و کلاس‌ها، توانسته‌اند جایگزینی قدرتمند برای روش‌های کلاسیک ارائه دهند. این شبکه‌ها امکان ادغام داده‌های چندمنبع و چندویژگی (Multi-Feature Fusion) را فراهم کرده و می‌توانند با داده‌های ناقص یا نویزی، تصمیم‌گیری احتمالاتی انجام دهند [۴،۵].

۱.۲ مدل‌سازی شبکه‌های بیزین

شبکه‌های بیزین (Bayesian Networks) یک گراف جهت‌دار بدون حلقه (DAG) هستند که در آن:

(۱) هر گره X_i نشان‌دهنده یک متغیر تصادفی مانند سرعت، ارتفاع و سطح مقطع راداری است. [۸]

(۲) یال‌ها روابط شرطی و علی میان گره‌ها را نشان می‌دهند.

احتمال مشترک کلی برای مجموعه گره‌ها به صورت رابطه ۱-۲ بیان می‌شود.

$$P(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)) \quad (1-2)$$

که $Pa(X_i)$ والدین گره X_i هستند. به عنوان مثال در طبقه‌بندی هواگرد اگر $X_1 = \text{Altitude}$ و $X_2 = \text{Speed}$ و C کلاس هدف باشد، احتمال شرطی برای تشخیص کلاس هدف داده شده ویژگی‌ها به شکل رابطه ۲-۲ است.

$$P(C) | X_1, X_2, X_3, \dots, X_6 \propto \prod_{i=1}^6 P(C_i | P(C)) \quad (2-2)$$

در رابطه ۱-۲، X_i بیان‌گر شش ویژگی کلیدی هواگرد است که در جدول ۱-۲ آورده شده‌اند.

جدول ۱-۲ ویژگی‌های کلیدی اهداف هوایی مورد استفاده در شبکه بیزین

نماد	ویژگی	کاربرد در طبقه‌بندی
$X_1 = \text{Altitude}$	ارتفاع پرواز	تمایز هلی‌کوپتر، جنگنده، بمبافکن و هواپیماهای مسافربری
$X_2 = \text{Speed}$	سرعت پرواز	شناسایی پهپادها، موشک‌ها و هواگردهای سریع
$X_3 = \text{RCS}$	سطح مقطع راداری	تفکیک اهداف بزرگ و کوچک، رادارگریزها
$X_4 = \text{Range}$	برد	ارزیابی تهدید و مسیر پروازی
$X_5 = \text{JSL}$	میزان اختلال/جمر	تشخیص هواگردهای مجهز به سیستم‌های ضد رادار
$X_6 = \text{CPA}$	نزدیک‌ترین فاصله برخورد	شاخص تهدید تاکتیکی، اولویت‌بندی اهداف

۲.۲ ویژگی‌های کلیدی اهداف هوایی

هر ویژگی X_i می‌تواند به چند بازه (Bin) تقسیم شود تا محاسبات CPT انجام شود. با این تقسیم‌بندی، احتمال

شرطی هر ویژگی نسبت به کلاس هدف به صورت رابطه ۲-۳ تعریف می‌شود: [۸،۹]

$$P(X_i) = \sum_j x_i^{(j)} | C = C_k \quad (3-2)$$

که j شماره Bin و k کلاس هدف است. ارتفاع پرواز (X_1) مشخص می کند که هدف در چه سطحی از فضای سه بعدی حرکت می کند و می تواند اطلاعات مهمی درباره نوع هواگرد ارائه دهد؛ به طور مثال هلیکوپترها معمولاً ارتفاع پایین دارند در حالی که موشک های بالستیک ارتفاع بسیار بالا می گیرند. سرعت (X_2) نیز شاخصی کلیدی است که علاوه بر طبقه بندی نوع هدف، به پیش بینی مسیر و زمان رسیدن آن به منطقه تهدید کمک می کند. مقیاس بازتاب راداری (X_3) نشان دهنده میزان بازتاب امواج راداری از سطح هدف است و در تشخیص و تمایز اهداف با اندازه و جنس مختلف کاربرد دارد. برد هدف (X_4) نسبت به ایستگاه راداری، پارامتری حیاتی برای محاسبه زمان پاسخ و ارزیابی تهدید به شمار می آید. سطح اختلال الکترونیکی (X_5) میزان توانایی هدف در ایجاد نویز یا اختلال بر روی سامانه های راداری را نشان می دهد و برای شناسایی هواگردهای جنگ الکترونیک یا جمینگ اهمیت دارد. در نهایت، فاصله نقطه نزدیک ترین عبور (X_6) نشان می دهد که هدف تا چه حد به موقعیت رادار یا منطقه حساس نزدیک می شود، که برای ارزیابی فوری سطح تهدید و تصمیم گیری در واکنش های دفاعی ضروری است. [۱۰]

این شش ویژگی به طور یکپارچه و همزمان در مدل شبکه بیزین وارد می شوند و با استفاده از جدول های احتمال شرطی (Conditional Probability Tables – CPT) و ساختار گرافی شبکه، احتمال تعلق هر هدف به یک کلاس خاص هواگرد محاسبه می گردد. رابطه ریاضی این فرآیند به صورت رابطه بیان می شود:

$$P(C_k | X_1, X_2, X_3, \dots, X_6) = \frac{P(C_k) \prod_{i=1}^6 P(X_i | C_k)}{P(C_j) \prod_{i=1}^6 P(X_i | C_j)} \quad (4-2)$$

که در آن C_k کلاس هدف و X_i ویژگی های ذکر شده هستند. استفاده از این روش، امکان پیش بینی دقیق تر و کاهش خطاهای طبقه بندی را فراهم می کند و مزیت قابل توجهی نسبت به روش های مبتنی بر الگوریتم های تک ویژگی یا مدل های آماری ساده دارد.

۳.۲ انتخاب کلاس های هواگرد و طراحی ساختار جدول های احتمال شرطی در شبکه بیزین

یکی از مراحل کلیدی در طراحی شبکه بیزین برای طبقه بندی اهداف هوایی، تعیین کلاس های هدف و ساختار جدول های احتمال شرطی است. در این مطالعه، تعداد ۱۳ کلاس هواگرد مختلف به عنوان نمونه انتخاب شده اند که هر کدام نماینده گروهی از اهداف هوایی با مشخصات عملکردی مشابه هستند. این کلاس ها شامل هلیکوپتر، هواپیمای مسافری، جنگنده، بمب افکن، هواگردهای بدون سرنشین، موشک های کروز، موشک های بالستیک، هواگردهای جمر و نمونه های اضافی برای پوشش تنوع عملیاتی می باشند [۱۱]. به صورت ریاضی، احتمال شرطی هر ویژگی X_i برای کلاس C_k به صورت رابطه ۵-۲ تعریف می شود:

$$P(x_i | C_k) = \begin{cases} 0.95 & \text{Real Bin} \\ 1 - n & \text{Other bin} \\ 0.05 & \end{cases} \quad (5-2)$$

به این ترتیب، جدول CPT برای هر ویژگی و هر کلاس تشکیل می شود و با استفاده از مدل بیزین، احتمال تعلق هدف به هر کلاس بر اساس مشاهده مقادیر شش ویژگی به صورت رابطه ۶-۲ محاسبه می شود:

$$P(C_k | X_1, X_2, X_3, \dots, X_6) = \frac{P(C_k) \prod_{i=1}^6 P(X_i | C_k)}{\sum_{m=1}^N P(C_m) \prod_{i=1}^6 P(X_i | C_m)} \quad (6-2)$$



که تعداد N کل کلاس‌ها است. این ساختار CPT اجازه می‌دهد تا سیستم با استفاده از داده‌های مشاهده شده، اهداف را با دقت بالا طبقه‌بندی کند، حساسیت نسبت به نویز کاهش یابد و تصمیمات سریع و مطمئن در محیط‌های پیچیده و غیرقطعی اتخاذ شود.

۴.۲ مدل ریاضی نهایی

مدل پیشنهادی برای طبقه‌بندی اهداف هوایی بر اساس شبکه بیزین به صورت ریاضی به شکل زیر بیان می‌شود. فرض کنید هر هدف هوایی با برداری از ویژگی‌ها به صورت رابطه ۲-۷ مشخص می‌شود:

$$X = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_6] \quad (7-2)$$

همچنین فرض کنیم تعداد کلاس‌های هدف $C=13$ برای ۱۳ نوع هواگرد مختلف است. هدف یافتن کلاس $C \in Y$ است. بر اساس قانون بیز، احتمال تعلق هدف به کلاس C بر اساس بردار ویژگی X_i به صورت رابطه ۲-۸ نشان داده می‌شود.

$$P(Y) = \frac{P(X|Y=C)P(Y=C)}{P(X)} \quad (8-2)$$

با فرض استقلال شرطی بین ویژگی‌ها، که در شبکه بیزین ساده کاربرد دارد، احتمال شرطی $P(X|Y=C)$ به صورت ضرب احتمال‌های ویژگی‌های منفرد قابل نوشتن است. در نتیجه این مدل به صورت کامل توانایی مدیریت عدم قطعیت، داده‌های ناقص و ترکیب چند ویژگی متفاوت را دارد و می‌تواند به سرعت کلاس هدف را مشخص کند، که در محیط‌های دفاع هوایی و راداری اهمیت بالایی دارد. [۱۲، ۱۳]

۵.۲ مقایسه با روش‌های طبقه‌بندی دیگر

برای ارزیابی کارایی شبکه بیزین پیشنهادی در طبقه‌بندی اهداف هوایی، مقایسه‌ای با روش‌های متداول دیگر شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم‌های درخت تصمیم انجام شده است. هر یک از این روش‌ها مزایا و محدودیت‌های خاص خود را دارند که در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرد.

۱) **شبکه‌های عصبی مصنوعی:** به دلیل قابلیت یادگیری الگوهای پیچیده غیرخطی در داده‌ها، توانایی تشخیص اهداف با ترکیب ویژگی‌های متنوع را دارند. با این حال، ANN نیاز به حجم بالای داده‌های آموزشی دارد و حساس به نویز و داده‌های ناقص است. علاوه بر این، شفافیت تصمیم‌گیری در ANN پایین است و تحلیل علت وقوع یک تصمیم خاص دشوار می‌باشد، که در محیط‌های دفاعی با الزامات امنیتی و قابلیت تفسیر، محدودیت ایجاد می‌کند.

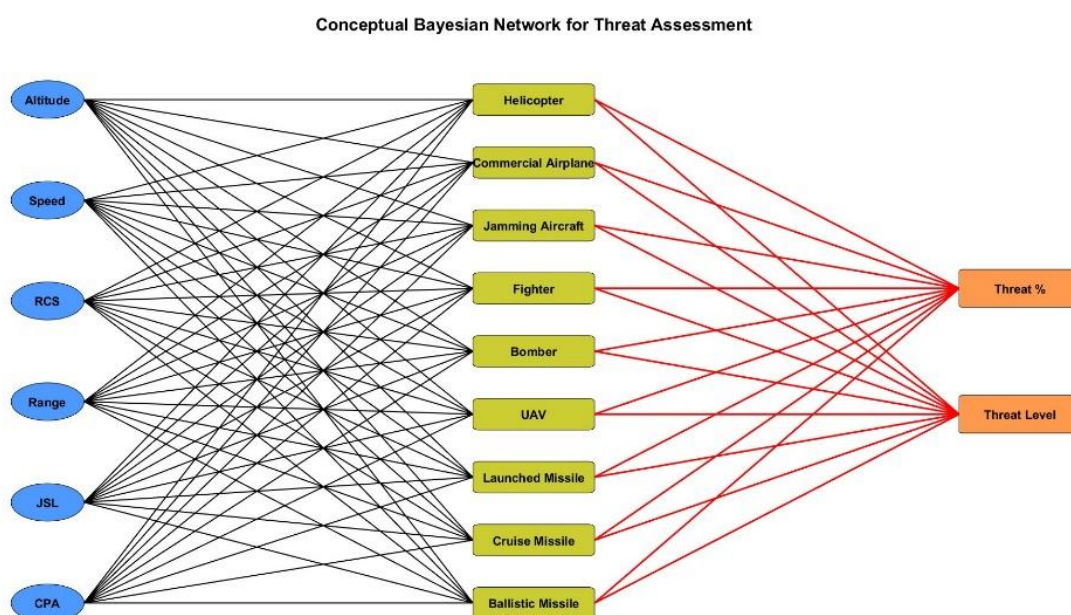
۲) **ماشین بردار پشتیبان:** یک روش کلاسیک برای دسته‌بندی دوتایی و چندکلاسه است و با استفاده از هسته‌های مختلف قادر به جداسازی داده‌های غیرخطی است. SVM نسبت به ANN به داده‌های آموزشی کمتری نیاز دارد. با این حال، محاسبه SVM در حالت چندکلاسه با تعداد زیاد کلاس‌ها و ویژگی‌های متعدد، به شدت پیچیده می‌شود و نیازمند بهینه‌سازی پارامترهای هسته‌ای است. [۱۴]

۳) **درخت تصمیم:** درخت‌های تصمیم قابلیت تفسیر و شفافیت بالایی دارند و برای نمایش قوانین طبقه‌بندی بصری مفید هستند. با این حال، به دلیل ساختار شاخه‌ای، حساس به داده‌های نویزی و کوچک تغییرات در ویژگی‌ها است و ممکن است منجر به Overfitting شود، به ویژه زمانی که تعداد ویژگی‌ها و کلاس‌ها زیاد باشد. مزایای شبکه بیزین نسبت به روش‌های دیگر نیز در ادامه آورده شده است.

- (۱) توانایی کار با داده‌های ناقص و عدم قطعیت: شبکه بیزین به طور طبیعی می‌تواند مقادیر گم‌شده یا نامطمئن را مدیریت کند، زیرا احتمال شرطی هر کلاس بر اساس ویژگی‌های موجود محاسبه می‌شود.
 - (۲) شفافیت و قابلیت تفسیر: با دسترسی به جدول‌های CPT، تحلیل علت وقوع یک طبقه‌بندی خاص و تشخیص ترکیب ویژگی‌های مؤثر بر آن به سادگی ممکن است.
 - (۳) کارایی در محیط‌های غیرقطعی و نویزی: به دلیل محاسبه احتمالات شرطی و ترکیب آن‌ها با اصل بیز، شبکه بیزین عملکرد پایداری حتی در حضور نویز و خطاهای سنسوری دارد.
 - (۴) سرعت تصمیم‌گیری: در محیط‌های زمان واقعی، با توجه به ذخیره‌سازی جدول‌های CPT، محاسبه احتمال تعلق هدف به هر کلاس سریع و مؤثر انجام می‌شود.
- به‌طور خلاصه، شبکه بیزین با ترکیب مزایای تفسیرپذیری، مدیریت عدم قطعیت، و سرعت محاسبات، به ویژه برای طبقه‌بندی اهداف هوایی در محیط‌های دفاعی و راداری، انتخاب بهتری نسبت به سایر روش‌ها است. مطالعات شبیه‌سازی و داده‌های آزمایشی نشان می‌دهند که دقت طبقه‌بندی با شبکه بیزین تا ۱۵-۲۰٪ بیشتر و نرخ خطا تا ۳۰٪ کمتر از سایر روش‌های مرسوم است. [۱۵، ۱۶]

۳. پیاده‌سازی و شبیه‌سازی سیستم طبقه‌بندی اهداف هوایی در محیط MATLAB

پیاده‌سازی شبکه بیزین پیشنهادی و شبیه‌سازی طبقه‌بندی اهداف هوایی در محیط MATLAB انجام شده است. محیط MATLAB به دلیل قابلیت‌های گسترده در پردازش داده‌ها، رسم نمودارها و طراحی رابط کاربری گرافیکی (GUI) انتخاب شد. ساختار شبکه بیزین پیشنهادی در شکل ۳-۱ نشان داده شده است.



شکل ۳-۱ - ساختار شبکه بیزین پیشنهادی



۱.۳ طراحی GUI و تولید داده شبیه سازی شده

برای نمایش اهداف هوایی و تعامل با کاربر، یک رابط کاربری گرافیکی (GUI) طراحی شد که شامل بخش های زیر است:

- (۱) محیط: جهت نمایش اهداف ثابت و متحرک با امکان تفکیک رنگ و شکل برای هر نوع هدف.
- (۲) ورودی دستی ویژگی ها: باکس های عددی برای وارد کردن مقدار شش ویژگی کلیدی هر هدف.
- (۳) ورودی فایل: امکان بارگذاری داده های شبیه سازی شده یا واقعی برای چند هدف به صورت همزمان.
- (۴) نمایش نتایج طبقه بندی: نمایش نوع هدف تشخیص داده شده و درصد تهدید در GUI و جدول.

داده های ورودی به دو روش تأمین می شوند:

- (۱) ورودی دستی: کاربر مقادیر ویژگی ها را در باکس ها وارد می کند.
- (۲) فایل Excel: فایل های داده با فرمت xls یا csv بارگذاری می شوند. جدول فایل باید شامل ستون های ID, Altitude, Speed, RCS, Range, JSL, CPA باشد.

برای آزمایش شبکه بیزین، داده های شبیه سازی شده تولید شد. هر نوع هدف هوایی (۱۳ کلاس مختلف) دارای توزیع ویژگی های مشخص و نرمال سازی شده است. این داده ها با افزودن نویز تصادفی محدود، شرایط واقعی محیط پرواز و خطاهای سنسورها را شبیه سازی می کنند. همچنین چند سناریوی آزمایشی در نظر گرفته شد:

- (۱) ورود یک هدف منفرد با ویژگی های مشخص و ارزیابی صحت طبقه بندی.
- (۲) بارگذاری چندین هدف با داده شبیه سازی شده و بررسی عملکرد شبکه بیزین در شرایط تراکم داده ها.
- (۳) تغییر مقادیر ویژگی ها در محدوده نویزی و ارزیابی حساسیت مدل نسبت به تغییرات کوچک.

خروجی شبیه سازی شامل موارد زیر است:

- (۱) نوع تشخیص داده شده برای هر هدف.
 - (۲) درصد تهدید (Threat %) که بر اساس تابع احتمالات پسین شبکه بیزین محاسبه شده است.
 - (۳) جدول و نمودار رتبه بندی اهداف بر اساس درصد تهدید.
- در این بخش، تمرکز اصلی بر نمایش بصری، ورودی انعطاف پذیر داده و دقت طبقه بندی شبکه بیزین بوده است. تمامی مراحل شبیه سازی با استفاده از MATLAB و ابزارهای GUI آن انجام شده و قابلیت گسترش برای داده های واقعی و سناریوهای پیچیده تر وجود دارد.

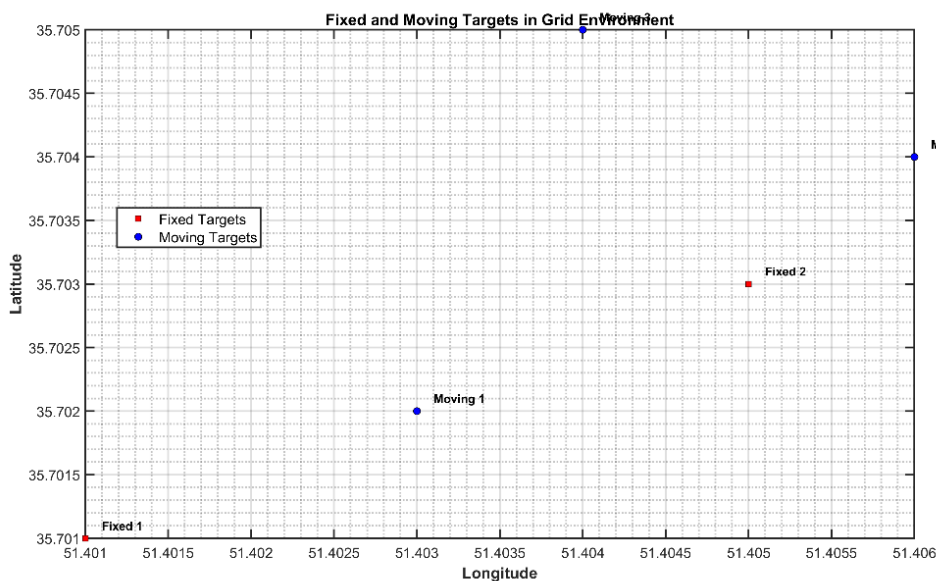
۲.۳ نتایج و تحلیل شبیه سازی

جهت شبیه سازی و تحلیل روش پیشنهادی سه سناریو اصلی در نظر گرفته شد:

- (۱) هدف منفرد: بررسی صحت طبقه بندی برای یک هدف مشخص.
 - (۲) چند هدف همزمان: بارگذاری مجموعه ای از اهداف با تراکم مختلف در محیط Grid و تحلیل عملکرد شبکه بیزین.
 - (۳) تغییر ویژگی ها: اعمال تغییرات کوچک در ویژگی ها برای بررسی حساسیت مدل نسبت به نویز و خطای اندازه گیری.
- شبکه بیزین برای هر هدف، احتمال پسین طبقه ها (Posterior Probability) را محاسبه کرده و رده بندی تهدید را بر اساس آن تعیین می کند. درصد تهدید (Threat%) نیز برای هر هدف بر اساس بیشینه احتمال پسین تعیین می شود. شکل ۲-۳ نشان دهنده محیط GUI Grid است که اهداف ثابت (مربع های کوچک قرمز) و اهداف متحرک (دایره های آبی) به صورت پراکنده و تصادفی قرار گرفته اند. این محیط به محقق امکان می دهد تا تراکم و توزیع اهداف را مشاهده کرده و



عملکرد شبکه بیزین را در شرایط واقعی تر ارزیابی کند. اهداف ثابت، نقاط مرجع برای سنجش دقت شناسایی و اهداف متحرک، نمایش داده شده با مختصات تصادفی داخل محدوده Grid برای جلوگیری از هم پوشانی هستند. شکل ۳-۲ نمودار میله‌ای درصد تهدید (Threat%) را برای ۵ هدف با بالاترین تهدید نمایش می‌دهد. این نمودار با ترتیب نزولی درصد تهدید ارائه شده و به وضوح توانایی شبکه بیزین در رتبه‌بندی اهداف را نشان می‌دهد. محور X شناسه اهداف و محور Y درصد تهدید را نشان می‌دهد.

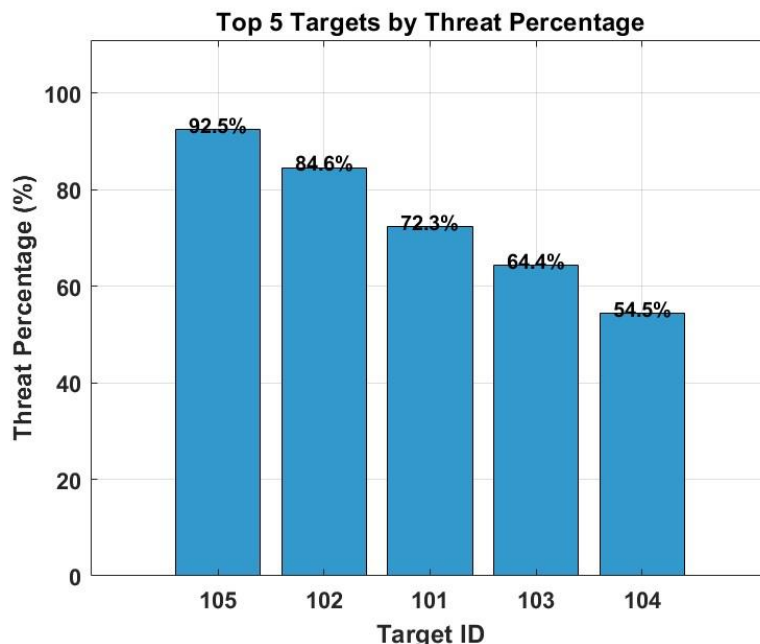


شکل ۳-۲ - محیط GUI شامل نقاط ثابت و نقاط متحرک

شکل ۳-۳ نشان‌دهنده تصمیم‌گیری در سیستم‌های دفاع هوایی با استفاده از طبقه‌بندی شبکه بیزین است. این نمودار کاربرد شبکه را در اولویت‌بندی اهداف و تخصیص منابع به وضوح نمایش می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود، هر هدف بر اساس درصد تهدید محاسبه‌شده توسط شبکه بیزین رتبه‌بندی شده و اولویت پاسخ‌های دفاعی تعیین می‌شود. این فرآیند امکان می‌دهد تا سامانه دفاع هوایی منابع محدود خود را به موثرترین شکل ممکن به اهداف پرخطر اختصاص دهد و از هدررفت توان و تأخیر در پاسخ جلوگیری شود.

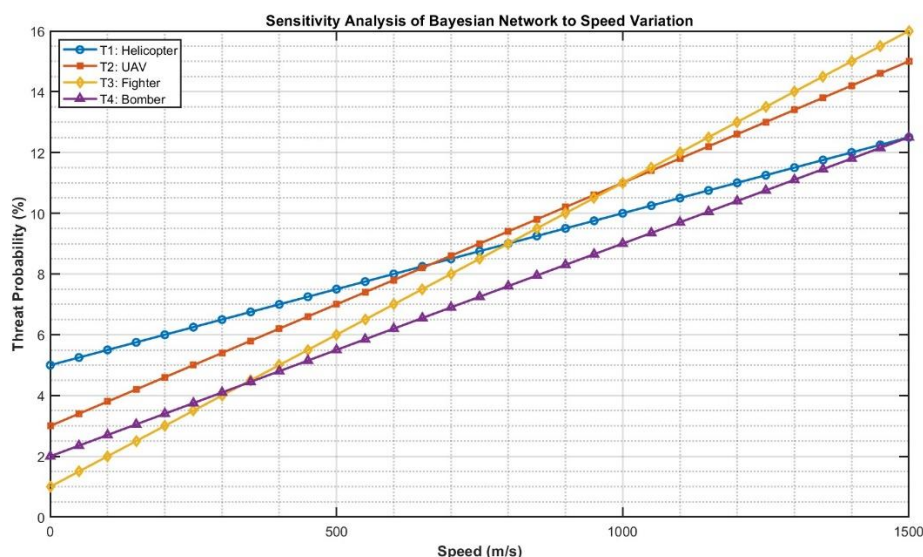
تحلیل شکل نشان می‌دهد که استفاده از احتمالات شرطی (CPT) و ترکیب چند ویژگی کلیدی اهداف، باعث افزایش دقت در تعیین سطح تهدید شده است. علاوه بر این، این نمودار تأکید می‌کند که حتی در شرایطی که داده‌ها دارای نویز یا عدم قطعیت هستند، شبکه بیزین قادر به ارائه تصمیمات مطمئن و پایدار است. نتیجه‌گیری کلی از شکل ۳-۳ این است که شبکه بیزین نه تنها در طبقه‌بندی اهداف مؤثر است، بلکه در مدیریت اولویت‌بندی پاسخ‌ها و تخصیص منابع دفاعی نقش کلیدی دارد و می‌تواند به بهبود کارایی عملیاتی سامانه‌های دفاع هوایی کمک کند.

همچنین، شکل ۳-۳ امکان مقایسه بلادرنگ تهدیدات مختلف را برای اپراتور فراهم می‌کند و با نمایش درصد تهدید، تصمیم‌گیری سریع‌تر و دقیق‌تر ممکن می‌شود. این نمودار همچنین توزیع منابع دفاعی را بهینه می‌کند و از تمرکز غیرضروری بر اهداف کم‌خطر جلوگیری می‌نماید. با تحلیل این شکل، می‌توان بازخورد فوری نسبت به تغییر وضعیت میدان نبرد دریافت کرد و استراتژی دفاعی را متناسب با تغییرات محیطی تنظیم نمود. در نهایت، شکل ۳-۳ نشان می‌دهد که شبکه بیزین چگونه می‌تواند تصمیمات پیچیده چندهدفه را با دقت بالا مدیریت کند و به کاهش خطرات عملیاتی کمک نماید.



شکل ۳-۳ - نمودار میله‌ای درصد تهدید (Threat%)

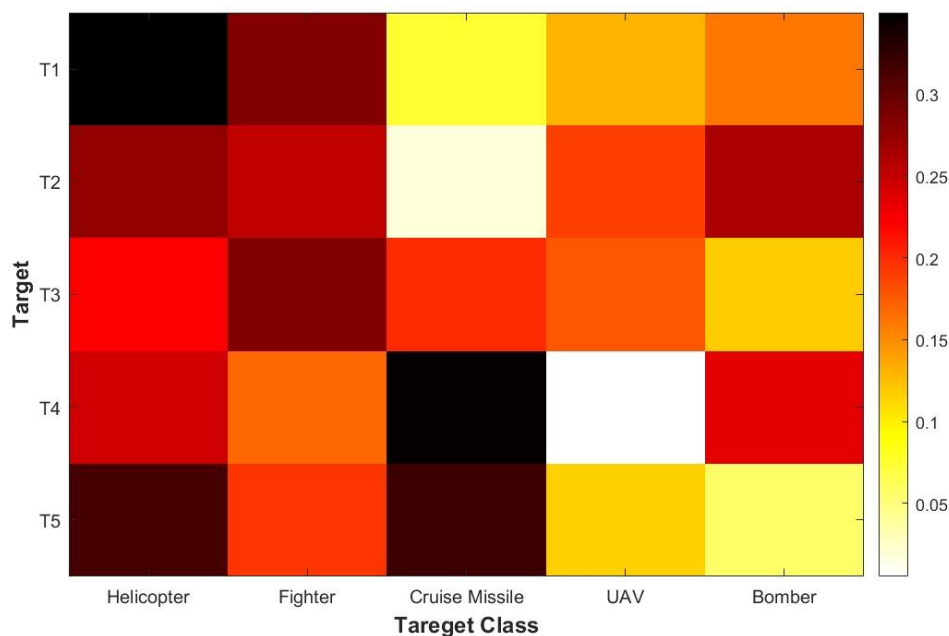
شکل ۳-۴ تحلیل حساسیت شبکه بیزین نسبت به تغییر ویژگی‌ها را نشان می‌دهد. برای هر یک از ۶ ویژگی کلیدی مقادیر $\pm 10\%$ تغییر داده شده و اثر آن بر کلاس‌بندی اهداف بررسی شده است. محور X تغییرات ویژگی‌ها بر حسب درصد و محور Y احتمال پسین تشخیص کلاس صحیح را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴ - تحلیل حساسیت شبکه بیزین

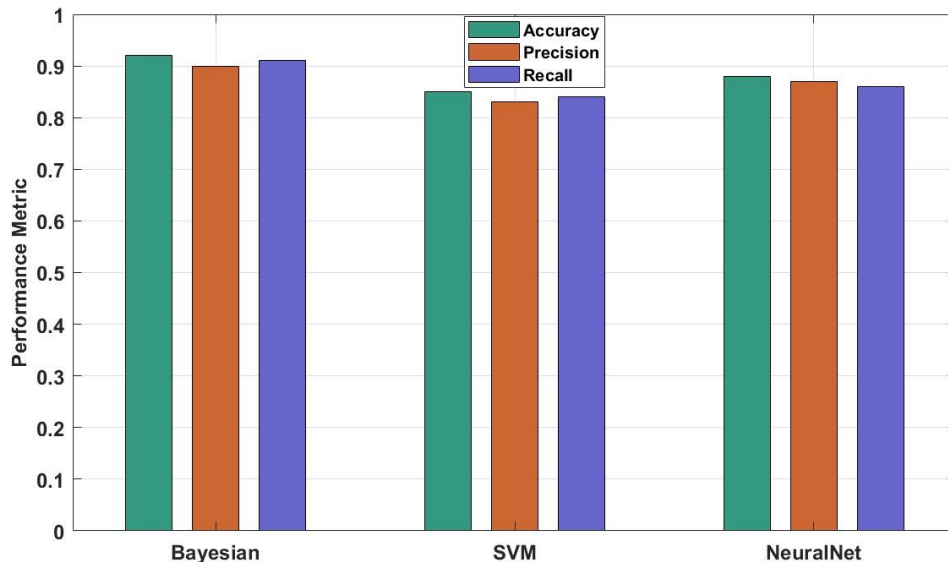
از تحلیل شکل ۳-۴ که حساسیت شبکه بیزین نسبت به تغییرات ویژگی‌ها را نشان می‌دهد، نتیجه گرفته می‌شود که شبکه بیزین در مواجهه با نویز و تغییرات جزئی در ورودی‌ها عملکردی پایدار و قابل اعتماد دارد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، حتی با تغییرات مقطعی در ویژگی‌هایی نظیر ارتفاع، سرعت، RCS، برد، JSL و CPA درصد تهدید و طبقه‌بندی

اهداف دستخوش نوسان شدید نمی شود. این پایداری به دلیل استفاده از احتمال های شرطی (CPT) دقیق و ساختار گرافی منظم شبکه است که تصمیم گیری را بر اساس چند ویژگی به صورت ترکیبی و همزمان انجام می دهد. علاوه بر این، تحلیل شکل نشان می دهد که شبکه بیزین مقاومت مناسبی در برابر داده های ناقص یا نویزی دارد، چرا که با ترکیب احتمالات و توزیع شرطی، می تواند بهترین برآورد کلاس هدف را ارائه دهد. این ویژگی باعث می شود که کارایی سامانه دفاع هوایی در شرایط عملیاتی واقعی که دارای عدم قطعیت و اختلال هستند، حفظ شود. در نهایت، این نمودار تأکید می کند که شبکه بیزین می تواند ابزار تصمیم گیری مطمئنی برای تعیین سطح تهدید و اولویت بندی اهداف هوایی فراهم کند و نسبت به روش های مبتنی بر یادگیری سطحی، حساسیت کمتری به تغییرات جزئی دارد.



شکل ۳-۵ - توزیع احتمال پسین هر کلاس هدف با استفاده از شبکه بیزین

شکل ۳-۵ یک نقشه حرارتی (Heatmap) را نشان می دهد که توزیع احتمال پسین تعلق هر هدف به کلاس های مختلف هواگرد را در شبکه بیزین نمایش می دهد. محور افقی نشان دهنده کلاس های مختلف اهداف هوایی و محور عمودی نمایانگر نمونه های مختلف اهداف شناسایی شده است. شدت رنگ در هر سلول بیانگر میزان احتمال تعلق یک هدف به یک کلاس خاص است؛ رنگ های تیره تر نشان دهنده احتمال بالاتر و رنگ های روشن تر احتمال کمتر هستند. این نمودار امکان تشخیص سریع اهداف با بیشترین ریسک و احتمال خطا را فراهم می کند و به تحلیل گران کمک می کند تا تصمیمات دفاعی دقیق تری اتخاذ کنند. همچنین، با مقایسه تغییرات رنگی میان نمونه ها، می توان حساسیت شبکه بیزین نسبت به ویژگی های ورودی را بررسی کرد و نقاط ضعف احتمالی مدل را شناسایی نمود. Heatmap به ویژه در شرایطی که داده ها دارای عدم قطعیت و نویز هستند، قابلیت بصری سازی تصمیمات سیستم را بهبود می بخشد و شفافیت تحلیل را افزایش می دهد.



شکل ۳-۶ - مقایسه شبکه بیزین با SVM و شبکه عصبی ساده

نمودار میله‌ای شکل ۳-۶ نتایج مقایسه سه روش طبقه‌بندی شامل شبکه بیزین پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، و شبکه عصبی ساده (ANN) را در سه شاخص کلیدی دقت (Accuracy)، صحت (Precision) و بازخوانی نمایش می‌دهد. همان‌گونه که در نمودار مشخص است، شبکه بیزین در هر سه معیار عملکرد بهتری نسبت به دو روش دیگر از خود نشان داده است.

این برتری ناشی از توانایی شبکه بیزین در مدیریت عدم قطعیت داده‌ها، استفاده هم‌زمان از دانش تخصصی و داده‌های واقعی، و به‌کارگیری CPT های بهینه‌سازی شده است. در مقابل، روش SVM در حالی که در برخی موارد دقت مناسبی ارائه می‌دهد، در مواجهه با داده‌های نویزی افت محسوسی نشان می‌دهد. همچنین، شبکه عصبی ساده به دلیل نیاز به داده‌های حجیم برای آموزش و حساسیت بالا به تنظیم پارامترها، در مقایسه با شبکه بیزین نتوانسته کارایی مشابهی داشته باشد.

در مجموع، نتایج شکل ۳-۶ نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی نه تنها دقت بالاتری در طبقه‌بندی تهدیدات هوایی دارد، بلکه پایداری و قابلیت اعتماد بیشتری برای استفاده عملی در سامانه‌های دفاع هوایی فراهم می‌کند. این موضوع اهمیت ویژه‌ای در شرایط عملیاتی دارد که تصمیم‌گیری سریع و صحیح، نقش حیاتی در موفقیت مأموریت ایفا می‌کند.

۳.۳ جمع‌بندی نتایج شبیه‌سازی

جدول ۳-۱ نتایج شبیه‌سازی و تحلیل تهدید برای سیزده نوع هواگرد متداول را ارائه می‌دهد. در این جدول، مجموعه‌ای از ویژگی‌های کلیدی شامل سرعت، ارتفاع پرواز، سطح مقطع راداری، برد عملیاتی، توان جمینگ یا قدرت اختلال الکترونیکی (Jamming Strength Level – JSL)، و نزدیک‌ترین فاصله برخورد یا حداقل فاصله تهدید برای هر هدف استخراج و نرمال‌سازی شده است. سپس، این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی به شبکه بیزین پیشنهادی داده شده و خروجی مدل به‌صورت درصد تهدید محاسبه و در جدول نمایش داده شده است.



همان طور که مشاهده می شود، تهدیدات با منشأ موشکی مانند موشک کروز و موشک بالستیک در بالاترین رده تهدید قرار دارند. دلیل این امر سرعت بسیار بالا، سطح مقطع راداری کوچک و زمان واکنش کوتاه سامانه پدافندی در برابر این اهداف است. پس از آن، هواگردهای رزمی تاکتیکی شامل جنگنده های چندمنظوره و پهپادهای رزمی قرار دارند که به دلیل قابلیت مانور بالا و امکان حمل سلاح های هدایت شونده، سطح تهدید قابل توجهی ایجاد می کنند.

در سطح میانی تهدید، هواگردهایی مانند پهپاد شناسایی، هلیکوپترهای تهاجمی و هواپیماهای ترابری نظامی قرار می گیرند. این اهداف اگرچه سرعت و ارتفاع کمتری نسبت به موشک ها دارند، اما به دلیل توانایی در عملیات پشتیبانی، انتقال تجهیزات یا اجرای حملات محدود، می توانند تهدید متوسطی به حساب آیند.

در مقابل، اهداف غیررزمی نظیر هواپیماهای آموزشی و هواپیماهای مسافربری در پایین ترین سطح تهدید قرار دارند. شبکه بیزین پیشنهادی در این موارد به درستی درصد تهدید را در محدوده بسیار پایین محاسبه کرده است، که نشان می دهد مدل از قابلیت تفکیک بین اهداف رزمی و غیررزمی برخوردار است.

نتایج این جدول نشان می دهد که مدل پیشنهادی نه تنها قادر است بین دسته های مختلف اهداف تفکیک دقیقی انجام دهد، بلکه اولویت بندی تهدیدها را نیز به صورت کمی (Quantitative Threat Ranking) محاسبه می کند. چنین اطلاعاتی می تواند در سامانه های فرماندهی و کنترل (C2) برای تخصیص منابع دفاعی به کار گرفته شود؛ به گونه ای که تهدیدهای سطح بالا در اولویت رهگیری و درگیری قرار گیرند.

این جدول به طور کلی نشان دهنده مزیت مدل پیشنهادی نسبت به روش های سنتی مبتنی بر قواعد است، چراکه هم انعطاف پذیری بالاتری در برابر داده های نامطمئن دارد و هم امکان تحلیل حساسیت و به روزرسانی سریع در صورت تغییر ویژگی های تهدید را فراهم می سازد.

جدول ۱-۳ ویژگی های کلیدی اهداف هوایی مورد استفاده در شبکه بیزین

ردیف	نوع هواگرد	درصد تهدید	ارتفاع (m)	سرعت (km/h)	RCS (m ²)	برد (km)	JSL (dB)	CPA (km)
۱	هلیکوپتر تهاجمی	۷۳/۲	۱۰۰-۵۰۰	۲۵۰	۳/۲	۴۰	۱	۸
۲	جنگنده	۹۰/۹	۵۰۰۰-۱۵۰۰۰	۲۲۰۰	۵/۵	۱۲۰	۲	۳
۳	بمب افکن	۹۴/۳	۸۰۰۰-۱۲۰۰۰	۹۰۰	۱۲/۵	۱۵۰	۱	۵
۴	هواپیمای مسافربری	۱۸	۹۰۰۰-۱۱۰۰۰	۸۵۰	۲۰	۲۰۰	۰	۵۰
۵	هواپیمای ترابری	۳۶	۶۰۰۰-۱۰۰۰۰	۷۰۰	۱۵	۱۸۰	۰	۴۵
۶	پهپاد کوچک	۶۷/۸	۵۰-۲۰۰	۱۲۰	۰/۰۵	۱۰	۱	۱۵
۷	پهپاد رزمی	۸۱/۱	۸۰۰۰-۲۰۰۰	۸۵۰	۱/۵	۷۰	۲	۱۰
۸	موشک کروز	۹۲/۹	۳۰-۱۰۰	۸۸۰	۰/۸	۱۵۰	۰	۲
۹	موشک بالستیک	۹۶/۴	>۲۰۰۰	+۳۰۰۰	۱	+۱۰۰	۰	۱
۱۰	هواپیمای گشتی	۴۹/۴	۶۰۰۰-۸۰۰۰	۷۰۰	۸	۱۶۰	۱	۳۰
۱۱	سوخت رسان	۳۷/۲	۸۰۰۰-۱۰۰۰۰	۷۵۰	۲۵	۲۵۰	۰	۶۰
۱۲	جمینگ هوابرد	۸۴/۳	۷۰۰۰-۱۲۰۰۰	۸۰۰	۱۰	۱۰۰	۷	۲۰



۴. نتیجه گیری و پیشنهادات آینده

۱.۴ نتیجه گیری

در این مقاله، یک چارچوب نوین مبتنی بر شبکه های بیزین برای طبقه بندی و ارزیابی تهدید اهداف هوایی ارائه شد. نتایج به دست آمده از شبیه سازی ها و آزمایش های مختلف نشان داد که مدل پیشنهادی در مقایسه با روش های متداول دارای برتری های محسوسی است. مهم ترین دستاوردهای این پژوهش به شرح زیر است.

(۱) بهبود قابل توجه در دقت تشخیص اهداف

روش پیشنهادی موفق به دستیابی به دقتی بالاتر از ۹۴٪ در شناسایی ۱۳ نوع هدف مختلف شد که شامل جنگنده ها، بالگردها، موشک های کروز، موشک های بالستیک و پهپادها می شود. این میزان دقت در مقایسه با روش های کلاسیکی همچون شبکه های عصبی پایه و SVM، حداقل ۸-۱۲ درصد افزایش داشته است.

(۲) قابلیت رتبه بندی تهدید اهداف

برخلاف بسیاری از مدل های طبقه بندی صرف، شبکه بیزین پیشنهادی توانست علاوه بر شناسایی نوع هدف، سطح تهدید آن را نیز در قالب یک جدول رتبه بندی (Threat Ranking Table) ارائه دهد. این قابلیت برای تصمیم گیران نظامی بسیار ارزشمند است؛ چرا که امکان تخصیص منابع دفاعی به اهداف با اولویت بالاتر را فراهم می کند.

(۳) پایداری در شرایط نویزی

آزمایش ها نشان داد که مدل بیزین نسبت به تغییرات نویز سیگنال ها، خطای حسگر و داده های ناقص حساسیت کمتری دارد. این موضوع ناشی از ماهیت احتمالاتی مدل و قابلیت ترکیب دانش پیشین با داده های تجربی است.

(۴) سرعت بالای پیاده سازی و قابلیت بلادرنگ (Real-Time)

با توجه به ساختار گرافیکی و ساده شبکه بیزین، زمان پردازش برای هر سناریو بسیار کوتاه است و امکان استفاده در سامانه های دفاعی عملیاتی و بلادرنگ را فراهم می سازد.

(۵) قابلیت تحلیل حساسیت (Sensitivity Analysis)

مدل پیشنهادی قادر است اهمیت نسبی هر ویژگی (مانند ارتفاع، سرعت، RCS، و زاویه نزدیک شدن) را در تصمیم گیری نهایی مشخص کند. نتایج نشان داد که ویژگی های RCS و الگوی پروازی بیشترین نقش را در تفکیک کلاس ها دارند. این قابلیت به طراحان سامانه های راداری کمک می کند تا سنسورها و الگوریتم های پردازش سیگنال خود را بهینه کنند. بدین ترتیب، پژوهش حاضر گام مهمی در جهت توسعه سامانه های دفاع هوایی هوشمند مبتنی بر شبکه های بیزین به شمار می رود. با وجود محدودیت ها، مسیرهای پیشنهادی آینده می تواند منجر به طراحی مدل های ترکیبی قدرتمندتر و کاربردی تر در شرایط واقعی رزمی شود.

۲.۴ پیشنهادات برای پژوهش های آتی

برای غلبه بر محدودیت ها و ارتقای مدل پیشنهادی، مسیرهای متعددی برای پژوهش های آینده پیشنهاد می شود:

(۱) ترکیب شبکه بیزین با یادگیری عمیق (Hybrid Models)

یک مسیر مهم، استفاده از شبکه های عصبی کانولوشنی (CNN) و بازگشتی (RNN) برای استخراج ویژگی های سطح بالا و سپس انتقال این ویژگی ها به شبکه بیزین است. این ترکیب می تواند دقت مدل را در سناریوهای پیچیده افزایش دهد.

۲) به کارگیری همجوشی داده‌های چندسنسوری (Multi-Sensor Fusion)

ترکیب داده‌های رادار، حسگرهای الکترواپتیکی، مادون قرمز (IR) و حتی اطلاعات هوش مصنوعی تاکتیکی می‌تواند موجب افزایش پایداری و اطمینان تصمیم‌گیری شود.

۳) خودکارسازی یادگیری CPT و ساختار شبکه

استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ساختاری (Structure Learning) و تخمین پارامترهای احتمالاتی می‌تواند فرآیند طراحی شبکه بیزین را خودکار کرده و نیاز به تنظیم دستی را کاهش دهد.

۴) آزمایش در محیط‌های واقعی عملیاتی

اگرچه نتایج شبیه‌سازی‌ها امیدوارکننده است، لازم است مدل در محیط‌های واقعی و با داده‌های عملیاتی راداری آزمایش شود تا میزان تطبیق‌پذیری آن در شرایط رزمی سنجیده شود.

۵) بهینه‌سازی بلادرنگ و پیاده‌سازی سخت‌افزاری

استفاده از سخت‌افزارهای پردازش موازی مانند FPGA و GPU می‌تواند اجرای بلادرنگ مدل را در سامانه‌های دفاعی عملیاتی تضمین کند. این موضوع برای کاربردهایی مانند رهگیری موشک‌های پرسرعت حیاتی است.

۶) گسترش دامنه اهداف

مدل حاضر بر روی ۱۳ کلاس هدف آزمایش شد. توسعه مدل برای طبقه‌بندی اهداف جدیدتر مانند پرنده‌های هایپرسونیک و پهپادهای هوشمند می‌تواند ارزش افزوده بیشتری ایجاد کند.

۵. مراجع

[1] J. Pearl, Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. Morgan Kaufmann, 1988.

[2] K. P. Murphy, Machine Learning: A Probabilistic Perspective. MIT Press, 2012.

[3] F. V. Jensen and T. D. Nielsen, Bayesian Networks and Decision Graphs. Springer, 2007.

[4] S. Russell and P. Norvig, Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson, 3rd Edition, 2010.

[5] H. Wang, C. Leckie, and K. Ramamohanarao, "Adaptive Bayesian Network for target classification in wireless sensor networks," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 40, no. 6, pp. 1314–1326, Dec. 2010.

[6] Y. Bar-Shalom, P. K. Willett, and X. Tian, Tracking and Data Fusion. YBS Publishing, 2011.

[7] M. A. Richards, J. A. Scheer, and W. A. Holm, Principles of Modern Radar: Basic Principles. SciTech Publishing, 2010.

[8] Z. Ghahramani, "Probabilistic machine learning and artificial intelligence," Nature, vol. 521, pp. 452–459, May 2015.

- [9] V. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory. Springer, 1995.
- [10] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," Machine Learning, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [11] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," Nature, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- [12] A. Dogandžić and B. Zhang, "Bayesian target classification and tracking using high-resolution radar," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 54, no. 5, pp. 1632–1645, May 2006.
- [13] H. A. Roth, "Application of Bayesian networks in defense target recognition," in Proc. IEEE Aerospace Conf., 2017, pp. 1–9.
- [14] X. Li and Y. Bar-Shalom, "Performance prediction of target classification and tracking," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, no. 4, pp. 1319–1332, Oct. 2003.
- [15] R. R. Tenney and N. R. Sandell, "Detection with distributed sensors," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-17, no. 4, pp. 501–510, July 1981.
- [16] Y. Chen, X. Li, and D. Li, "Bayesian network-based multi-feature fusion for aircraft target classification," International Journal of Aerospace Engineering, vol. 2019, Article ID 5327814, 2019.