فصلنامه علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال سوم، شماره دو، تابستان ۱۳۹۸

ارزیابی تهدید اهداف هوایی با استفاده از مدل احتمالاتی قاعده مبنا

سید محمد تقی موسوی شوشتری[۱]، سید علیرضا سیدین[۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۱/۰۲ **تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۵/۱۲**

چکیده

ارزیابی تهدید، یکی از ارکان اصلی سیستم های فرماندهی و کنترل در صحنه نبرد، به شمار می رود. محیط دینامیک و پیچیده، لازم می دارد تا فرایند ارزیابی، در سریع ترین زمان ممکن و با بهترین دقت انجام گردد. استفاده از سیستمهای خبره به عنوان سیستمهای تصمیم یار، فرمانده را در اتخاذ سریعتر تصمیم صحیح، یاری می نماید. در این مقاله، بر اساس ترکیب روش های احتمالاتی و قاعده مبنا، یک مدل تحلیلی قاعده مبنا برای طراحی سیستم خبره معرفی می گردد که نسبت به شبکه های بیزین و روش های قاعده مبنا نظیر فازی، به عنوان دو روش اصلی بکار رفته در ارزیابی تهدید، با پارامترهای بسیار کمتر و سرعت و سهولت بیشتری تشکیل می گردد. همچنین این مدل، دارای سرعت اجرای بسیار بالاتر نسبت به روش های یاد شده است که مزیت بسیار مهمی در شبکه های ارزیابی تهدید و تخصیص سلاح به شمار می رود. از مزایای دیگر این مدل، امکان در نظرگیری انواع تعاملات بین گره های ریشه و همچنین امکان وزن دار کردن آنها می باشد. همچنین سادگی، مدل توانایی طراح در عیب یابی و اصلاح آن را افزایش می دهد.

نتایج شبیه سازی شبکه ارزیابی تهدید با یک سناریوی تست ٤ هدفه، نشان می دهد که در اغلب معیارهای ارزیابی نیز، مدل پیشنهادی عملکرد بهتری از روش های رقیب دارد که در مقاله به آن پرداخته شده است.

واژگان کلیدی: ارزیابی تهدید- سیستم های خبره- شبکه های بیزین- سیستم قاعده مبنا- مدل مستقل علی

[۱] دانشجوی دکتری برق، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد mousavishushtari@mail.um.ac.ir

[۲] دانشیار گروه برق دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد seyedin@um.ac.ir - نویسنده مسئول

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

۱. مقدمه

صحنه نبرد، نمایشگر محیطی پویا و پیچیده می باشد که در آن مرتبا اطلاعات اهداف مختلف، از سامانه های متنوع مراقبت، جستجو و رهگیری به اتاق عملیات می رسد. در این شرایط ایجاد درک صحیح از وضعیت صحنه، چیدمان و میزان تهدید لحظه ای اهداف پراکنده در محیط و سطح توانمندی خودی در چگونگی مقابله با اهداف متخاصم، امری حیاتی است که موفقیت و یا شکست یک نبرد را، رقم می زند. با توجه به تغییرات سریع صحنه، حجم سنگین اطلاعات دریافتی و همچنین سطح بالای استرس و فشار روحی در زمان درگیری، تصمیم گیری صحیح در چگونگی و واولیت بندی حمله و مقابله، امری بسیار سخت و حساس می باشد. سیستم های فرماندهی و کنترل در نقش یک سیستم تصمیم یار[۲]، وظیفه ایجاد چنین درکی را در فرمانده دارد تا بهترین تصمیم در سریع ترین زمان ممکن از سمت وی اتخاذ شود.

تلفیق داده[۳] به عنوان قلب چنین سیستمی، با جمع آوری داده ها و اطلاعات، ترکیب صحیح و یکپارچه سازی آنها، پایش وضعیت[٤]، ارزیابی تهدید[٥] و حل مسئله تخصیص سلاح[٦]، فرمانده را در عملکرد صحیح، یاری می کند. مدل **JDL**[۷] [۱] ، شناخته شده ترین و پرکاربردترین مدل تلفیق داده در مفاهیم نظامی، می باشد که در ٤ سطح متوالی، مسیر داده تا عمل را مدل سازی می نماید. ارزیابی تهدید، به عنوان حلقه میانی این مدل، کارکردی اساسی بر عهده دارد. این بخش، با اخذ داده های فیلتر و نویز زدایی شده که در بخش اول مدل پالایش[۸] شده اند، با استفاده از الگوریتم های مدل سازی خبره[۹]، میزان تهدید هر یک از اهداف را برای یگان خودی تعیین می نماید. در گام بعد، بر اساس این سنجش تهدید و تسلیحات قابل بکارگیری، تخصیص سلاح که یک مسئله بهینه سازی غیر خطی می باشد، با درنظرگیری قیودی نظیر کاهش احتمال بقای هدف، افزایش احتمال بقای خودی و همچنین کاهش هزینه، حل می شود.

ساختارهای مبتنی بر دانش[۲]، بر اساس مجموعه قوانین اکتساب شده از افراد خبره و متخصص، یک سیستم خبره را طراحی می نمایند. قواعد اخذ شده، بر اساس نحوه بیان توسط خبره و نوع عدم قطعیت موجود در آن، معمولا به دو دسته احتمالاتی[۳] و فازی[٤] تقسیم می شوند. شبکه های بیزین[۱۰][۳] و سیستم های استنتاج فازی[۱۱][۵]، دو روش اصلی مدلسازی خبره محسوب می شوند که اولی بر پایه مدلسازی احتمالاتی و دومی بر پایه مدلسازی مبتنی بر قواعد قرار دارند.

آنچه در ارزیابی تهدید اهداف و به خصوص اهداف هوایی، از بیشترین اهمیت برخوردار است، سرعت فرایند ارزیابی و عکس العمل مناسب است. در این مقاله، پس از مروری بر سیستم های استنتاج فازی و شبکه های بیزین و چالشهای موجود در این روش ها، مدل پیشنهادی احتمالاتی قاعده مبنا[۱۲] را به عنوان یک مدل ترکیبی، ارائه و پس از بررسی تفصیلی مسئله ارزیابی تهدید، با استفاده از مدل پیشنهادی، به حل آن می پردازیم. در نهایت، روش پیشنهادی با استفاده از معیارهای مناسب کمی، مورد ارزیابی و اعتبار سنجی قرار گرفته و با روش های رقیب، مقایسه می گردد.

در انتها نیز نتیجه گیری و جمع بندی بر روی مباحث مطرح شده انجام خواهد گرفت.

۲. مقدمات ریاضی

۱,۲. شبکه های بیزین

یک شبکه بیزین، مدلی گرافیکی احتمالاتی است که وابستگی های علی و استقلال های شرطی بر روی حوزه ای از متغیرها را توصیف می کند. یک شبکه بیزین، از سه عنصر اصلی متغیرها (V)، یک گراف بدون دور جهت دار (DAG[۱۳]) پیوسته (G) و مجموعه ای از توزیع های احتمالات شرطی

[2] Decision support system (Dss)
[3] Data fusion
[4] Situation Awareness
[5] Threat assessment
[6] Weapon assignment
[7] Joint Directors of Laboratories
[8] Refinement
[9] Expert knowledge modeling
[10] Bayesian networks
[11] Fuzzy inference systems
[12] Probabilistic Rule base Model
[13] Directed Acyclic graph

فصلنامهٔ علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال سوم ، شمارهٔ دو، تابستان ۱۳۹۸

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

(P) که با جداول احتمال شرطی، CPT[14] ، بیان شده اند، تشکیل شده است. به این ترتیب، یک شبکه بیزین را می توان با سه گانه (V,G,P) معرفی نمود. در گراف DAG، هر گره، یک متغیر از مجموعه V را بیان می کند. ساختار DAG، روابط علت و معلولی بین متغیرها را مشخص مینماید و هر یال در آن بیانگر وابستگی علی بین دو متغیر می باشد. هر متغیر، به شرط والدین، از اجداد خود مستقل شرطی است. هر گره از DAG، دارای یک CPT از مجموعه P می باشد که توزیع احتمال شرطی بین آن متغیر و والدینش را معرفی می کند.

بر اساس شکل گراف **G** و مجموعه های توزیع احتمال محلی هر گره $\boldsymbol{X_i}$، با استفاده از قاعده زنجیره ای[15] شبکه های بیزین، یک توزیع احتمال توأم(**JPD**[16]) **P** بر روی **V** قابل محاسبه می باشد.

$$\boldsymbol{P(x_1,\dots,x_n)=\prod_{i=1}^{n} P(x_i|pa_i)} \qquad (1)$$

$\boldsymbol{pa_i}$ در رابطه فوق، مجموعه والدین گره $\boldsymbol{x_i}$ هستند و $\boldsymbol{P(x_i|pa_i)}$ بیانگر توزیع احتمال شرطی گره $\boldsymbol{x_i}$ و والدین آن می باشد.

از توزیع احتمال توأم، می توان استنتاج احتمالاتی[17] را اجرا کرد که طی آن، احتمال پسین[18] متغیرهای مورد نظر، محاسبه می گردد. می توان متغیرهای شبکه را به سه مجموعه تقسیم کرد. مجموعه گره های ریشه، **z**، که شواهد[19] را دریافت می کنند. مجموعه متغیرهای مورد سؤال[20]، **X**، و مجموعه متغیرهای پنهان **Y** که متغیرهای خارج از دو مجموعه قبلی را شامل می شود. برای محاسبه احتمال پسین $\boldsymbol{P(X|z)}$ در تئوری، باید با استفاده از قانون بیز، جمع بر روی متغیرهای پنهان **Y** را پیاده کنیم:

$$\boldsymbol{P(X|z)=\frac{\sum_y P(X,Y,z)}{\sum_{x,y} P(X,Y,z)}} \qquad (1)$$

[14] Conditional probability table
[15] Chain Rule
[16] Joint probability distribution
[17] Probabilistic inference
[18] Posterior probability
[19] Evidence
[20] Query

این روش تنها در شبکه های با ساختار بسیار کوچک قابل پیاده سازی است و در شبکه های متوسط و بزرگ، فاقد کارایی می باشد. ثابت شده است که روش پایه استنتاج احتمالاتی، یک مسئله **NP-hard** میباشد[٦]. موضوع استنتاج، یکی از چالش های اصلی شبکه های بیزین بوده، تحقیقات متنوعی در نتیجه آن معرفی گردیده اند. محرک اصلی این تحقیقات، عبارت است از ایجاد امکان استنتاج بلادرنگ[21] در شبکه های بیزین، که استفاده از آن را در کاربردهای عملی توجیه پذیر می نماید. روش های معرفی شده، به دو دسته دقیق و تقریبی تقسیم می شوند.

Polytree Algorithm، **Junction Tree** و **Variable Elimination** ، اصلی ترین روش های استنتاج دقیق و **stochastic simulation**، **search based Algorithms** و **Loopy belief propagation**، از جمله روش های استنتاج تقریبی می باشند [٧،٨].

در کلیه روش های دقیق، برای پیاده سازی شبکه های بزرگ، زمان اجرای الگوریتم با افزایش سایز شبکه، رشد نمایی دارد. روش های استنتاج تقریبی نیز برای این که به دقت کافی برسند، از همین مشکل رنج می برند.

چالش بزرگ دیگر شبکه های بیزین، تشکیل آن است که به دو فاز آموزش ساختار[22] و آموزش پارامترها[23] تقسیم می شود. در آموزش ساختار، گراف شبکه و ساختار روابط علت و معلولی مورد مدلسازی قرار می گیرد؛ در حالی که در آموزش پارامتر، کمیت های شبکه که شامل جداول **CPT** و احتمالات اولیه گره های ریشه می شوند، مورد استخراج قرار می گیرند. در کاربردهای عملی تشکیل شبکه با نظر خبرگان و بر اساس تجربیات آنها انجام می گیرد. فاز آموزش پارامتر، پیچیده تر و طاقت فرسا تر از آموزش ساختار است چرا که ابعاد ماتریس **CPT**، تابعی نمایی از تعداد والدین گره فرزند می باشد. به عنوان مثال، **CPT** برای یک گره با ٣ والد که هر یک ٣ حالت دارند، $\boldsymbol{3^4=81}$ درایه و برای همان گره با ٤ والد، $\boldsymbol{3^5=243}$

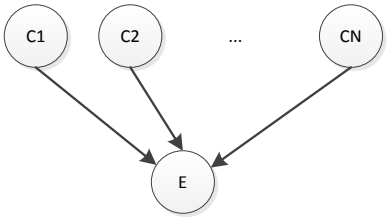
[21] Real time
[22] Structure Learning
[23] Parameter Learning

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

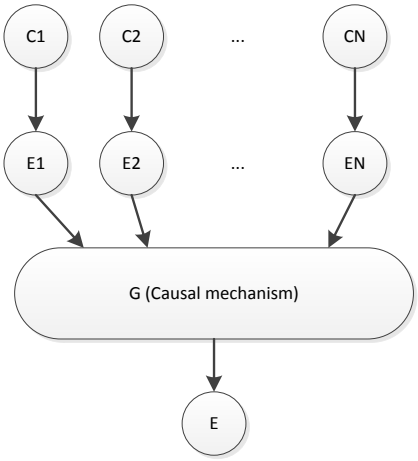
درایه خواهد داشت. لذا تعیین پارامترها برای شبکه های بیزین بزرگ که هر گره فرزند دارای چندین گره والد با تعداد حالات زیاد می باشد، امری طاقت فرسا و بعضا غیر ممکن می باشد. تحقیقات گسترده ای در زمینه حل مشکل تشکیل **CPT** در شبکه های بیزین صورت گرفته که منجر به ارائه مدل کلی موسوم به **CIM**[۲۴] شده است ایده اصلی در **CIM**، تعریف رابطه علت و معلول، در قالب یک مکانیسم علی[۲۵] است که در آن یک تابع قطعی برای ترکیب اثرهای مجزای وارده به آن مکانیسم مورد استفاده قرار می گیرد وهمچنین یک بخش غیر قطعی (نویزی) وجود دارد [۹،۱۰]. بر این اساس، در گذر زمان، نسخه های مختلفی از الگوریتم های زیر مجموعه **CIM** ارائه شد که مهمترین آنها عبارتند از:

- **Noisy OR** [۱۱]
- **Noisy MAX** [۱۲،۱۳]
- **NAT**[۲۶] [۱٤]
- **Multivalued NAT** [۱۵]

اساس کار همه این روشها در ترکیب آثار مستقل هر علت بر معلول می باشد. شکل ۱ یک شبکه بیزین نوعی و شکل ۲، مدل **CIM** آن را نشان می دهد.



شکل ۱: شبکه بیزین نوعی



شکل ۲: مدل CIM شبکه شکل ۱

در این شکل، E_i، اثر محلی علت c_iبر روی گره معلول **E** است با فرض استقلال از وضعیت دیگر علل. به این ترتیب به جای نیاز به تشکیل یک ماتریس **CPT** بزرگ که در آن نحوه اثر گذاری همزمان همه علل بر روی معلول تعیین می شود، به تعداد **N** ماتریس **CPT** محلی نیازمندیم که در مجموع تعداد پارامترهای بسیار کمتری را شامل می شود. بلوک مکانیسم، با اعمال تابع **G**، به نحوی آثار محلی را با یکدیگر ترکیب کرده ماتریس **CPT** بزرگ که در شبکه اصلی مورد استفاده قرار میگیرد را تولید می کند.

تفاوت نسخه های مختلف **CIM** در نوع گره ها و چگونگی اعمال تابع **G** بر روی آثار محلی E_1تا E_N می باشد. **Noisy OR**، کلیه گره ها را باینری در نظر می گیرد و فرض می کند که هر علت به تنهایی قادر به فعال سازی معلول است و برای رخداد موفق معلول، اثرگذاری تنها یک علت کافی است (تابع **OR**). همچنین این روش اثر تعاملی بین علل را در نظر نمی گیرد.

Noisy MAX با بسط **Noisy OR** به متغیرهای چند حالته، ضمن در نظرگیری تعامل بین متغیرها، اثر بیشینه (**MAX**) از بین همه اثرهایی است که علل بر روی معلول می گذارند را انتخاب می کند.

[24] Causal independence model
[25] Causal mechanism
[26] NIN AND Tree

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

NAT مدلی است که با تشکیل یک درخت، تعامل تقویتی و تضعیفی بین علل را در نظر میگیرد. این مدل برای متغیرهای باینری به کار می رود. نسخه بعدی آن یعنی **NAT** چند حالته، متغیرهای غیر باینری مدرج[۲۷] را شامل می شود. این روش محدود به فرض هایی است که تابع **AND** را مدلسازی می کنند. در این الگوریتم فرض می شود که در رخداد موفق معلول، همه علل، ایجاد اثر موفق کرده اند و در رخداد مغلوب معلول، هیچ یک از علل موفق به ایجاد اثر نشده است. همچنین توپولوژی درخت ایجاد شده، در پاسخ نهایی شبکه و کارایی آن نقش مستقیم دارد.

مدل **NAT** چند حالته، آخرین روشی است که تا کنون در خانواده **CIM** مطرح شده است. از سال ۲۰۱۲ که این مدل معرفی شد، بیشتر تلاش ها در جهت بهبود ملاحظات آن در پیاده سازی و فرایند استنتاج بوده است.

[۱۹،۱۸،۱۶،۱۷] به استخراج و تعیین توپولوژی درخت **NAT**، بهبود اپراتورهای ریاضی آن و بهینه سازی توابع جستجوی مربوطه می پردازند.

[۲۱،۲۰] به چالش استنتاج می پردازند و با بهینه سازی مدل **NAT** و کامپایل با الگوریتم های استنتاج شبکه بیزین، به بهبود فرایند استنتاج و افزایش سرعت آن کمک می کنند.

۲،۲. سیستم های باور قاعده مبنا

یانگ و همکاران [۲۲] بر اساس تئوری های قرائن دمپستر شفر[۲۳] و تئوری مجموعه های فازی، روشی برای استنتاج در سیستم های قاعده مبنا معرفی کردند. این روش، بسیار به روش فازی نزدیک است و در آن باور **IF-THEN** به عنوان قاعده **k** ام از مجموعه **L** قاعده، به شکل زیر بیان می شود:

$$IF\ (X_1\ is\ A_1^k) \wedge (X_2\ is\ A_2^k) \wedge \dots \wedge (X_{T_k}\ is\ A_{T_k}^k)$$

$$\text{THEN}\ \{(D_1, \beta_{1k}), (D_2, \beta_{2k}), \dots, (D_N, \beta_{Nk})\}, \quad (۲)$$

$$\left(\sum_{i=1}^{N} \beta_{ik} \leq 1\right),$$

در رابطه فوق، $A_i^k (i = 1, \dots, T_k)$، مقدار مرجع صفت **i** ام و T_k تعداد صفات به کار برده شده در قاعده **k** ام است.

$\beta_{ik} (i = 1, \dots, N)$ درجه باور رخداد D_i در نتیجه رخداد صفات به شکل $(X_1, X_2, \dots, X_{T_k}) = (A_1^k, A_2^k, \dots, A_{T_k}^k)$ می باشد L تعداد قواعد در پایگاه قواعد است. اگر $\sum_{i=1}^{N} \beta_{ik} = 1$ **k** امین قاعده کامل و در غیر این صورت ناکامل خوانده خواهد شد. همچنین θ_k وزن قاعده **k** ام و $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_T)$، وزن صفات هستند. **T** تعداد کل صفات استفاده شده در پایگاه قواعد می باشد.

تفاوت چندانی بین قواعد **IF-THEN** سنتی و **IF-THEN** باور ملاحظه نمی شود. در قاعده سنتی، نتیجه ۱۰۰ درصد صحیح یا غلط است. چنین قاعده ای، دارای ظرفیت محدود برای بیان دانش در جهان واقعی است. ساختار باور، انعطاف بهتری در بیان دانش از خود نشان می دهد. در روابط علت و معلولی دارای عدم قطعیت، این موضوع به وضوح خودنمایی می کند.

۳،۲. استدلال مبتنی بر قرائن

استدلال مبتنی بر قرائن (**ER**[۲۸]) [۲٤]، روشی برای استنتاج و تولید خروجی از پایگاه قواعد، پس از اخذ یک ورودی می باشد.

فرض کنید ورودی سیستم $U = (U_i, i = 1, \dots, T)$ می باشد که در آن U_i، صفت **i** ام و **T** تعداد کل صفات در پایگاه قواعد است. اولین گام در فرایند استنتاج **ER**، تعیین درجه انطباق صفات ورودی با صفات هر یک از قواعد پایگاه است تا از این طریق، یک وزن فعالسازی[۲۹] برای هر قاعده، بدست آید.

[27] Graded

[28] Evidential reasoning

[29] Activation weight

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

محاسبه وزن فعالسازی از روابط مختلفی امکان پذیر است که ما به رابطه مرجع [۲۲] اشاره می کنیم:

$$\boldsymbol{w_k} = \frac{\boldsymbol{\theta_k}\times\prod_{i=1}^{T_k}(\boldsymbol{\alpha_{ik}})^{\bar{\delta}_i}}{\sum_{j=1}^{L}[\boldsymbol{\theta_j}\times\prod_{l=1}^{T_k}(\boldsymbol{\alpha_{lj}})^{\bar{\delta}_l}]} \qquad (۳)$$

که در آن $\boldsymbol{\alpha_{ik}(i=1,\dots,T_k)}$ و $\boldsymbol{\bar{\delta}_i} = \frac{\boldsymbol{\delta_i}}{\max_{i=1,\dots,T_k}\{\boldsymbol{\delta_i}\}}$ درجه انطباق مستقل ورودی $\boldsymbol{X_i \in U}$ با $\mathbf{i}$ امین مقدار مرجع، $\boldsymbol{A_i^k}$، در قاعده $\mathbf{k}$ ام بوده؛ $\boldsymbol{\alpha_{ik}} \geq \mathbf{0}$ و $\prod_{i=1}^{T_k}\boldsymbol{\alpha_{ik}} \leq \mathbf{1.}$ $\boldsymbol{\alpha_k} = \prod_{i=1}^{T_k}(\boldsymbol{\alpha_{ik}})^{\bar{\delta}_i}$، درجه انطباق ترکیبی خوانده می شود.

پس از تعیین وزن های فعالسازی هر قاعده از پایگاه قواعد، روش $\boldsymbol{ER}$ برای ترکیب قواعد و استخراج نتیجه نهایی، مورد استفاده قرار می گیرد. فرض کنید خروجی ترکیب به شکل زیر است:

$$\boldsymbol{O(U)} = \{(\boldsymbol{D_j}, \boldsymbol{\beta_j}), \boldsymbol{j = 1,..,N}\} \qquad (٤)$$

این رابطه بیان می کند که اگر ورودی $\boldsymbol{U = (U_i, i = 1,\dots,T)}$ به پایگاه قواعد اعمال شود، نتیجه $\boldsymbol{D_1}$ با درجه $\boldsymbol{\beta_1}$، $\boldsymbol{D_2}$ با درجه $\boldsymbol{\beta_2}$ ،... و $\boldsymbol{D_N}$ با درجه $\boldsymbol{\beta_N}$ رخ خواهد داد. با استفاده از فرمت تحلیلی الگوریتم **ER**، درجه باور ترکیبی $\boldsymbol{\beta_j}$ مربوط به $\boldsymbol{D_j}$ ، از رابطه زیر بدست می آید:

$$\boldsymbol{\beta_j} = \frac{\boldsymbol{\mu}\times\left[\prod_{k=1}^{L}\left(\boldsymbol{w_k\beta_{jk}}+\mathbf{1}-\boldsymbol{w_k}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{\beta_{jk}}\right)-\prod_{k=1}^{L}\left(\mathbf{1}-\boldsymbol{w_k}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{\beta_{jk}}\right)\right]}{\mathbf{1}-\boldsymbol{\mu}\times\left[\prod_{k=1}^{L}(\mathbf{1}-\boldsymbol{w_k})\right]} \qquad (٥)$$

که در آن $\boldsymbol{\mu} = \sum_{j=1}^{N}\prod_{k=1}^{L}\left(\boldsymbol{w_k\beta_{jk}} + \mathbf{1} - \boldsymbol{w_k}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{\beta_{jk}}\right) - \boldsymbol{(N-1)}\times\prod_{k=1}^{L}\left(\mathbf{1}-\boldsymbol{w_k}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{\beta_{jk}}\right)$

٤,۲. روش های ترکیبی

همان طور که اشاره شد شبکه های بیزین و روش های قاعده مبنا، هر یک دارای مزایا و محدودیت هایی هستند. از این رو در تحقیقات بسیار مفصلی، بر روی روش های ترکیبی، مطالعات و نوآوری هایی انجام و روشهای ترکیبی زیادی ارائه شده است. عمده روش های معرفی شده در این حوزه، مربوط به استفاده از روش های قاعده مبنا برای تشکیل شبکه بیزین و یا احتمالاتی سازی ورودی غیر احتمالاتی توسط مجموعه های فازی برای استفاده شبکه بیزین می باشد.

[۲۵] به جای اکتساب **CPT** از خبرگان، مقادیر جدول احتمال شرطی را بر اساس رشته ای از قواعد که از خبره دریافت شده تخمین زده با بکارگیری فاکتور قطعیت هر قاعده، دقت احتمالات بدست آمده در جداول **CPT** را بهبود می بخشد.

[۲٦] روشی برای تشکیل شبکه بیزین از قواعد ارائه می دهد. در این روش هم ساختار و هم پارامترهای شبکه از قواعد استخراج می شوند. چنین روشی در کاربردهایی نظیر پزشکی که متخصصین مربوطه درک کافی از مفاهیم ریاضی و احتمالات ندارند مورد استفاده قرار می گیرد.

[۲۷]، ساختاری موازی متشکل از شبکه های مجزای شناختی فازی و احتمالاتی برای مدیریت اطلاعاتی که حاوی عدم قطعیت های از نوع فازی و احتمالاتی هستند، در مسئله ارزیابی تهدید اهداف هوایی، مورد معرفی و استفاده قرار می دهد.

[۲۸] با استفاده از مجموعه های فازی به احتمالاتی سازی داده های ورودی شبکه بیزین در کاربرد آنالیز ریسک اقدام می کند. این روش و روش های مشابه نیز در خانواده شبکه های فازی بیزین، گنجانده می شوند.

$$\boldsymbol{j = 1,\dots,N}$$

[۲۹] در روشی مشابه [۲۸،]با استفاده از قانون ترکیب دمپستر– شافر، سعی در بهبود دقت احتمالات پیشین گره های ریشه و همچنین دقت احتمالات ورودی شبکه بیزین در همان کاربرد دارد.

کاربردهای متنوعی برای روش های ترکیبی می توان عنوان نمود. با توجه به گستردگی و حجم بالای این کاربردها، به ذکر چند نمونه از آنها بسنده می کنیم:

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

[۳۰] از سیستم های فازی بیزین مبتنی بر قاعده در جهت تشخیص مشکلات قلبی، استفاده می نماید. [۳۱] از سیستم استنتاج بیزین مبتنی بر قواعد فازی در جهت آنالیز وضعیت استفاده از کشتی های باری قدیمی و [۳۲] از روشی مشابه برای سیستم های پشتیبان محصول، استفاده می نماید.

۳. روش پیشنهادی

شبکه های بیزین به عنوان یک مدل احتمالاتی بیان دانش، دارای ظرفیت مناسبی در کاربردهای مدلسازی خبره هستند. همان طور که اشاره شد، با بزرگ شدن شبکه، به دو چالش اصلی تشکیل شبکه و سرعت فرایند استنتاج بر می خوریم. مدل **CIM** در جهت رفع چالش اول، با فرض معلوم بودن ساختار شبکه، سعی در تخمین پارامترهای آن دارد. استفاده از این مدل دارای چند مشکل اساسی است که عبارتند از:

- فرض های محدود کننده و غیر عملیاتی
- عدم شفافیت نحوه و میزان تعامل علل و اشباع شدگی معلول
- باقی بودن مشکلات استنتاج

در مورد مشکل اول، هر یک از روش های خانواده CIM دارای فرض هایی هستند که کاربرد پذیری آن روش را بشدت محدود می کند. Noisy OR تابع معین خود را OR منطقی و NAT این تابع را AND منطقی قرار می دهد که به وضوح در تضاد با یکدیگر هستند. Noisy OR فرض می کند برای رخداد موفق معلول، اثرگذاری تنها یک علت کافی است و NAT فرض می کند برای این اتفاق بایستی همه علت ها اثرگذاری موفق داشته باشند. Noisy MAX بر خلاف این دو، تابع معین خود را MAX معرفی می کند و شرح می دهد که اثر معلول برابر بیشترین اثر از بین تاثیراتی است که علت ها بر روی معلول می گذارند. می توان مثالها و کاربردهای فراوانی را ذکر کرد که هیچ یک از این فرض ها در آن ها قابل اعمال نیست و یا لازم است ترکیبی از این فرضها در آن اعمال شوند.

مشکل دیگری که در روش های گذشته است، عدم در نظرگیری میزان و چگونگی تعامل علل با یکدیگر است. تعامل علل در این مدل ها به چند ضرب احتمالاتی محدود می شود که در همه کاربردها و برای همه متغیرها، با شکل یکسان به کار برده می شود. عدم وجود شفافیت در تعامل بین علل، مورد خطرناکی است که می تواند منجر به تولید نتایج اشتباه و گمراه کننده توسط شبکه بیزین گردد. به زبان ساده می توان گفت که در این روش ها، نحوه تعامل را تنها در دو حالت تقویت و تضعیف در نظر می گیرند که در آن ها نه چگونگی و نه میزان تقویت و تضعیف مشخص و مدلسازی نمی شود. [۳۳] بحث مفصلی بر این موضوع کرده و نتایج مخرب این امر را در قالب تحلیل هایی نظیر آنالیز حساسیت خروجی و اثرات انتشار، نشان داده است.

روش های استنتاج دقیق در شبکه های بیزین،**NP hard** هستند و روش های تقریبی نیز برای این که از دقت کافی برخوردار باشند همین چالش را دارند. همچنین با بزرگ شدن حجم شبکه و افزایش سایز جداول **CPT**، روش های استنتاج چنان زمان بر می شوند که در کاربردهای بلادرنگ نظیر سیستم های تصمیم یار فرمانده، کارایی خود را از دست می دهند. علاوه بر این، عدم درک طراح از فرایند استنتاج و سختی کار او در عیب یابی و اصلاح شبکه نیز چالشی اساسی است که می تواند منجر به طراحی مدلی با خروجی های گمراه کننده باشد [۳٤].

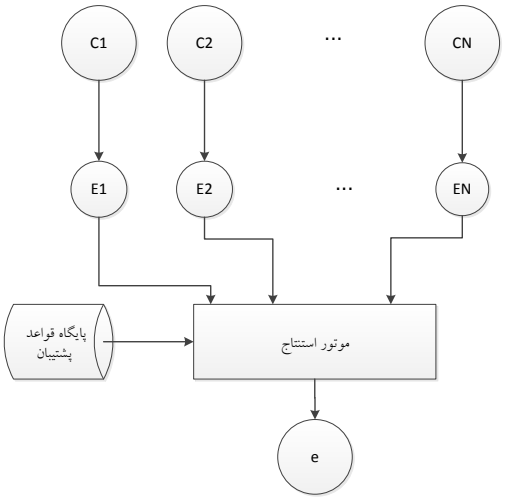
چالش های مطرح شده، باعث شد تا با الهام از مدل **CIM** و سیستم های باور قاعده مبنا، مدلی ترکیبی و موثر برای استفاده در ارزیابی تهدید که کاربردی حساس، با پارامترهای ورودی زیاد و بلادرنگ است، ارائه نماییم. در این مدل بر خلاف روش های پیشین، نیازی به تشکیل جدول **CPT** کامل بین معلول و علت ها نبوده در عوض جداول احتمال شرطی کوچک محلی بین معلول و هر علت به صورت جداگانه تشکیل می شود. این امر مزایای زیادی را برای ما چه در

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

طراحی، چه در استنتاج و چه در بهبود قیود کاربردی ایجاد می کند که به هر یک در جای خود اشاره خواهد شد.

در عوض تشکیل نشدن جدول **CPT** بزرگ بین معلول و علل، موتور استنتاج تحلیلی بر اساس قواعد پشتیبان و با اعمال توابع ریاضی بر روی اثرهای محلی، اثر نهایی را محاسبه می نماید.

شکل ۳، مدل پیشنهادی برای شبکه بیزین نشان داده شده در شکل ۱ را نشان می دهد که در آن، گره معلول، مدرج فرض می شود . مشابه مدل **CIM**، $c_1, \ldots . c_N$، علت های موثر بر گره **e** و E_i، اثر محلی علت c_i بر معلول است مستقل از دیگر علل. در این مدل، باید تعداد **N** جدول **CPT** محلی $P(e_i|c_i)$ $, i = 1, \ldots, N$ از خبره کسب شود. اگر **e** دارای **N** گره علت باشد و همه متغیرها را **M** حالته فرض کنیم، در شبکه بیزین، باید$(M+1)^N$ پارامتر **CPT** و در مدل پیشنهادی، $N \times M^2$ پارامتر، از خبره کسب شود. ملاحظه می شود که با افزایش تعداد علل، پارامترهای شبکه بیزین به طور نمایی و مدل پیشنهادی به صورت خطی افزایش می یابند.

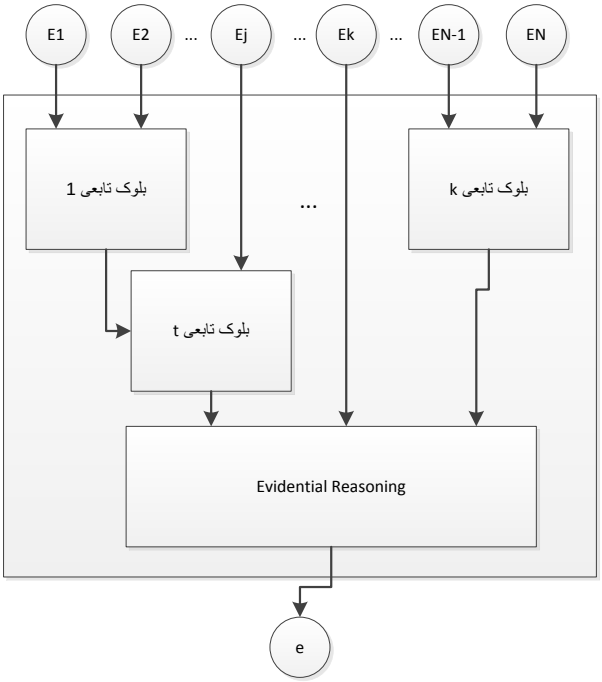


شکل ۳: مدل پیشنهادی برای شبکه بیزین

E_i، اثر محلی علت c_i بر معلول **e**، مستقل از دیگر علل می باشد. E_i متغیر کمکی، از جنس معلول و با همان دامنه حالات است. بر خلاف روش های قبل در مدل **CIM** که از اثرهای محلی، ماتریس **CPT** کلی بین معلول و علل، محاسبه می شود، در مدل پیشنهادی، از چنین کاری اجتناب و در عوض موتور استنتاج، با اعمال مجموعه ای از توابع و عملگرهای ریاضی، منطقی و یا قیاسی بر روی آثار محلی، اثر نهایی را تولید می کند. به این ترتیب، در دل موتور تحلیلی استنتاج، با چند دسته بلوک های عملیاتی ریاضی مواجه هستیم که ورودی لایه اول آنها از اثرهای محلی بوده در لایه های بعدی می توان از این ورودی ها و یا خروجی بلوک های لایه قبل، اخذ ورودی کرد. شکل ٤، شماتیکی از یک موتور تحلیلی استنتاج را نشان می دهد.

بلوک های تابعی، بر اساس قواعد موجود در پایگاه پشتیبان که به طور مستقیم از خبرگان اخذ شده و یا حاصل تجمیع نظرات ایشان می باشد [۳۲،۳۵] و یا از یک پایگاه داده استخراج شده اند [۳۷،۳٦]، طراحی می شوند. این قواعد، چگونگی تعامل بین علل را توصیف و بلوک های تابعی این تعاملات را پیاده می کنند. لزومی ندارد قواعد کسب شده به صورت ریز و جزئی نظیر آن چه در قواعد **IF-THEN** فازی به کار می رود، بیان شوند بلکه این قواعد، به صورت کلی نحوه تعامل بین علل را بیان می کنند. البته در صورتی که حالتی خاص در تعامل بین علل وجود دارد، می توان آن را با یک قاعده **IF-THEN** بیان کرد.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]



شکل ٤: شماتیک نمونه موتور استنتاج

بر اساس نیاز و همچنین دسته بندی های انجام شده در کارهای گذشته[۱۱–۱۵]، نحوه تعامل علل را به ۳ دسته کلی میانگین[۳۰]، تضعیف[۳۱] و تقویت[۳۲]، بیشینه[۳۳] و کمینه[۳٤] دسته بندی می کنیم.

تعریف ۱: متغیر تصادفی گسسته $\boldsymbol{X}$، مدرج خوانده می شود اگر دامنه حالات آن دارای مفهوم شدت، از کم به زیاد یا برعکس باشد. مثال:

$$D_x = \{very\ low, low, medium, high, very\ high\}$$

$$D_x = \{short, medium, long\}$$

$$D_x = \{small, normal, large\}$$

$$D_x = \{close, medium, far\}$$

تعریف ۲: تعامل علل مدرج $\boldsymbol{c_t}$ و $\boldsymbol{c_k}$ بر معلول $\boldsymbol{e}$ را از نوع میانگین گوییم اگر شدت رخداد معلول، بین شدت رخدادهای علل باشد. قوانین زیر، نشانگر تعامل میانگین بین علل می باشند:

If c_t is low and c_k is high Then e is medium

If c_t is very low and c_k is medium Then e is low

If c_t is medium and c_k is medium Then e is medium

به همین ترتیب در مورد تعامل بیش از دو علت، اگر شدت برایند بین شدت های علل باشد، گوییم تعامل مجموعه علل از نوع میانگین است. مانند نمونه های زیر:

If c_t is very low and c_k is high and c_j is medium Then e is low

If c_t is very low and c_k is very high and c_j is very high Then e is high

تعریف ۳: اگر $\boldsymbol{R = \{W_1, W_2, \dots\}}$، یک افراز بر روی مجموعه علل $\boldsymbol{X}$ بر روی معلول $\boldsymbol{e}$ باشد و $\boldsymbol{R' \subset R}$، هر زیرمجموعه دلخواه از $\boldsymbol{R}$ و $\boldsymbol{Y = \cup W_i \in R'}$، مجموعه علل $\boldsymbol{X}$، دارای تعامل تقویت هستند اگر و تنها اگر:

$$\forall R'\ P(e \geq e^k \leftarrow \underline{y}^+) \leq P(e \geq e^k \leftarrow \underline{x}^+)$$

و مجموعه $\boldsymbol{X}$ دارای تعامل تضعیف هستند اگر و تنها اگر:

$$\forall R'\ P(e \geq e^k \leftarrow \underline{y}^+) > P(e \geq e^k \leftarrow \underline{x}^+)$$

معنی عبارات فوق این است که مجموعه علل $\boldsymbol{X}$ دارای تعامل تقویت هستند اگر به ازای هر زیرمجموعه از $\boldsymbol{X}$، احتمال رخداد شدت بالاتر از $\boldsymbol{e^k}$ برای معلول، کاهش یابد.

تعریف ٤: مجموعه علل $\boldsymbol{X}$ بر روی معلول $\boldsymbol{e}$، دارای تعامل بیشه هستند، اگر و تنها اگرشدت [illegible] شدت های محلی باشد که هر یک از علل ایجاد می کنند.

$$e = E_{i^*} \quad , \quad i^* = index\ of\ MAX_{i=1\dots N}(E_i)$$

در مورد تعامل کمینه، اپراتور $\boldsymbol{MAX}$ به $\boldsymbol{MIN}$ تغییر پیدا می کند.

همانطور که ملاحظه می شود، در تعاملات فوق، لازم است کلیه متغیرها مدرج و دارای دامنه حالات مشابه باشند که یک

[30] Average
[31] Undermine
[32] Reinforce
[33] Max
[34] Min

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

فرض محدودساز در مدل CIM و روش های مشابه است[۳۸]. یکی از امتیازات مدل پیشنهادی این است که به دلیل همجنس بودن آثار محلی، E_i، با گره معلول، لازم نیست متغیرهای ورودی، مدرج و هم جنس باشند. در این مدل، تنها مدرج بودن معلول کفایت می کند و قواعد، بر روی آثار محلی تعریف می شود که یک مزیت بزرگ بوده و یک قید اساسی را برای کاربرد مدل، برطرف می سازد.

به منظور ساده سازی در تصمیم و پیاده سازی تعاملات در بلوک های موتور استنتاج، هر بردار E_i را به طور یکتا به دو عدد μ_i و σ_i تبدیل می کنیم که پارامتر اول، میانگین اثر محلی و پارامتر دوم واریانس آن است. برای این منظور، لازم است برای هر حالت معلول، عددی بین [۰و۱]، انتخاب نماییم. به عنوان مثال برای گره معلول سه حالتی، $d = [0.2, 0.5, 0.8]$ را به عنوان شدت های متناظر $D_e = [\text{low}, \text{medium}, \text{high}]$ منظور می کنیم. داریم:

$$\mu_i = \sum_{j=1}^{\eta} E_{ij} \times d_j \qquad (٦)$$

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^{\eta} E_{ij} \times (d_j - \mu_i)^2 \qquad (٧)$$

که η در این رابطه، تعداد حالات متغیر معلول می باشد. به ازای هر i، μ_i عددی بین ۰ تا ۱ می باشد که هرچه به ۱ نزدیک تر باشد، نشان دهنده رخداد محلی معلول با شدت بیشتر در اثر علت c_i می باشد. σ_i نیز که عددی بزرگتر مساوی صفر می باشد، نشان دهنده میزان قطعیت و شدت μ_i در معلول می باشد به شکلی که هرچه σ_i به صفر نزدیکتر باشد، گوییم شدت μ_i در معلول، دارای قطعیت بیشتری می باشد. با انجام چنین تبدیلی، تعاملات به شکل ساده و مناسبتری صورت می گیرند.

از دیگر امتیازات مدل پیشنهادی، امکان وزن دهی به متغیرهای علت می باشد. این امکان در شبکه های بیزین و سیستم فازی فراهم نیست. وزن های اختصاص یافته به گره های ورودی، میزان اهمیت آن گره و تاثیرگذاری در گره تصمیم را مشخص میکند. در کاربردهای بسیاری، نظیر تحلیل های اقتصادی، موضوعات پزشکی و مسئله ارزیابی تهدید، همه فاکتورهای ورودی دارای اهمیت یکسان نیستند. در مدل پیشنهادی، چنین مسئله ای قابل در نظرگیری و اعمال بر مدل می باشد. چگونگی استفاده از وزن ها، در بخش استنتاج، مرور می شود.

۱,۳. تشکیل مدل

برای تشکیل مدل پیشنهادی، با فرض معلوم بودن ساختار علت و معلولی، باید مراحل زیر انجام شود:

۱- تعیین وزن هر یک از گره های علت، w_i، و همچنین حالات هر یک از متغیرهای ورودی و متغیر خروجی.

$$c_i, D_i = \{c_{i1}, \dots, c_{ij_i}\}, \quad i = 1, \dots, N$$

$D_e = \{e_1, \dots, e_\eta\}$. D نشان دهنده دامنه حالات هر متغیر است. وزن هر علت را عددی بین ۱ تا ۱۰ در نظر می گیریم و در صورتی که وزنی برای علل مشخص نشد، وزن همه آنها را برابر ۱ قرار می دهیم.

۲- اخذ ماتریس احتمال شرطی محلی بین هر گره ورودی و گره خروجی از خبره، مستقل از بقیه ورودی ها.

$$p(e|c_i) = \begin{bmatrix} p(e_1|c_{i1}) & \dots & p(e_\eta|c_{i1}) \\ \dots & & \dots \\ p(e_1|c_{ij_i}) & \dots & p(e_\eta|c_{ij_i}) \end{bmatrix}$$

بدیهی است که جمع هر ستون این جدول برابر ۱ است.

در مورد چگونگی اخذ احتمالات از خبره، در این مقاله از روش مستقیم استفاده شده است یعنی شخص خبره به طور مستقیم جداول احتمال شرطی را پر میکند که این امر، در کاربردهای شبکه بیزین، رایج می باشد. در صورتی که چندین خبره در دسترس باشد، روشهای مختلفی نظیر استفاده از پرسشنامه و میانگین گیری از نظرات خبرگان قابل استفاده می باشد[۳۹]. همچنین روشهای ترکیبی که از نظرات خبره و مجموعه داده جهت تشکیل جداول احتمال شرطی استفاده

فصلنامهٔ علمی – پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال سوم، شمارهٔ دو، تابستان ۱۳۹۸

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

میکنند نیز درصورت دسترسی به مجموعه داده، قابل بهره برداری اند [٤٠].

۳- تشکیل پایگاه قواعد. هر قاعده به چگونگی تعامل دو یا چند علت با یکدیگر میپردازد. در مدل پیشنهادی، قواعد تعاملی می توانند بر روی آثار محلی و یا خود علل نوشته شوند. به عنوان مثال می گوییم اگر تهدید سرعت، زیاد و تهدید فاصله زیاد باشد، تهدید هدف خیلی زیاد است. قواعد می توانند به یکی از اشکال زیر و یا ترکیبی از آنها بیان شوند:

R_i:

- $interaction\ of\ causes\ W_k\ is\ ...$
- $if\ c_t\ is\ c_{tk}\ then\ interaction\ of\ causes\ W_k\ is\ ...,$ $else\ interaction\ of\ causes\ W_k\ is\ ...$
- $c_t\ is\ a\ critical\ parameter$

R_i، قاعده i ام پایگاه قواعد و W_k، یک دسته بندی شامل دو یا چند متغیر ورودی شبکه یا اثر محلی، E_i، مدل می باشد. به جای نقطه چین، هر یک تعاملات معرفی شده می تواند قرار بگیرد.

در این مقاله، مشابه روش **NAT**، چگونگی تعامل بین علل، مستقیما توسط خبره بیان می شوند. در صورتی که چنین امکانی توسط خبره فراهم نباشد، می بایست نحوه تعامل، از قواعد فازی استخراج شود[۳۸].

٤- طراحی بلوک های تابعی بر اساس یک یا چند قاعده بیان شده در پایگاه قواعد.

- تعامل میانگین:

فرض کنید علت های $c_1, \dots, c_J$ دارای تعامل از نوع میانگین با یکدیگر هستند. رابطه زیر، برای میانگین گیری بین آثار آنها به کار می رود.

$$\mu_{avg} = \left[\sum_{i=1}^{J} \frac{1}{\sigma_i}\right]^{-1} \times \sum_{i=1}^{J} \frac{w'_i}{\sigma_i}\ \mu_i \qquad (۸)$$

رابطه فوق، یک میانگین وزن دار بهینه بر روی آثار محلی علل دارای تعامل میانگین، محاسبه می نماید. پارامتر قطعی تر (واریانس کمتر) و با وزن علت بیشتر، وزن بالاتری در میانگین گیری دارد. در این رابطه، w'_i، وزن نرمالیزه شده c_i است:

$$w'_i = {w_i}\Big/{\sum_{t=1}^{J} w_t} \quad ,\ i = 1, \dots, J \qquad (۹)$$

واریانس خروجی بلوک میانگین عبارت است از:

$$\sigma_{avg} = \left[\sum_{i=1}^{J} \frac{1}{\sigma_i}\right]^{-1} \qquad (۱۰)$$

- تعامل تقویت و تضعیف:

در تعامل تقویت بین مجموعه علل $c_1, \dots, c_J$، شدت ایجاد شده در معلول، بزرگتر یا مساوی بزرگترین شدت محلی ایجاد شده توسط علت ها می باشد. در مورد تضعیف هم، شدت معلول، کوچکتر از کمترین شدت محلی است. از رابطه زیر برای مدلسازی تعامل تقویت و تضعیف استفاده می نماییم:

$$\mu_{rfc} = 1 - \sum_{i=1}^{J} (1 - \mu_i)^{\alpha_i} \qquad (۱۱)$$

$$\sigma_{rfc} = \sum_{i=1}^{J} \sigma_i$$

α_i از پارامترهای طراحی بوده میزان تقویت و تضعیف علل را مشخص می کند. اگر برای هر i، $\alpha_i \geq 1$ ، تقویت و اگر $\alpha_i < 1$، تضعیف داریم. مقدار α_i، در فرایند طراحی و با سعی و خطا و نظر خبره، تنظیم می گردد. چنین پارامتری در مدلهای قبلی وجود نداشته میزان تقویت و تضعیف، قابل تنظیم نیست. این مسئله یکی دیگر از مزایای مدل پیشنهادی می باشد.

- تعامل بیشینه و کمینه:

در این تعامل، از بین شدت های محلی ایجاد شده توسط علل $c_1, \dots, c_J$ ، شدت بیشینه یا کمینه به

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

عنوان شدت معلول انتخاب می شود. برای انتخاب شدت بیشنه از رابطه زیر استفاده می کنیم:

$$\boldsymbol{\mu_{max} = \mu_{i^*}\ ,\ \ i^* = index\ of\ MAX_i(\mu_i^{\sigma_i})\ ,} \quad (۱۲)$$

با توجه به این که $\boldsymbol{\mu_i}$ کوچکتر از ۱ است، تابع فوق با افزایش $\boldsymbol{\sigma_i}$ یک تابع کاهشی است و این بدان معنی است که از بین دو اثر محلی با امید یکسان، آن که دارای واریانس کوچکتر می باشد و به عبارت دیگر قطعی تر است، انتخاب می شود.

- تعامل های ترکیبی:

ممکن است در مواردی تعامل آثار محلی، با توجه به یک قید، تعیین شود. به عنوان مثال بسته به یک حالت رخداد یک علت، تعامل از نوع میانگین یا تقویت باشد. در این چنین موارد، با توجه به وضعیت آن قید، تعاملات مختلف بین آثار محلی محاسبه و یک جمع وزن دار از نتجه این تعاملات گرفته می شود. وزن تخصیص یافته در جمع را برابر احتمال وقوع حالات مختلف قید شرطی در نظر می گیریم. در بخش بعد، نمونه های تعامل ترکیبی را در کاربرد ارزیابی تهدید خواهیم دید.

۵- تست مدل با داده های ورودی و ارزیابی خروجی با نظر خبره. اصلاح پارامترهای بلوک های تابعی بر اساس ارزیابی خبره. پس از طراحی مدل، با اعمال ورودی و بررسی خروجی هر بلوک، پارامترهای طراحی مورد بازبینی و اصلاح قرار می گیرند. $\boldsymbol{t = 1, \dots, K}$,$\boldsymbol{m = 1, \dots \eta}$,

۲/۳. فرایند استنتاج

فرایند استنتاج شامل گام های زیر است:

۱- بدست آوردن آثار محلی از طریق ضرب احتمالات گره های ورودی در ماتریس احتمال شرطی محلی.

$$\boldsymbol{E_i = P(c_i) \times p(e|c_i)} \quad (۱۳)$$

۲- تبدیل بردار $\boldsymbol{E_i}$، به مقادیر $\boldsymbol{\mu_i}$ و $\boldsymbol{\sigma_i}$ از طریق روابط $\boldsymbol{\mu_{min} = \mu_{i^*}\ ,i^* = index\ of\ MIN_i(\mu_i^{\sigma_i})}$ و $\boldsymbol{\sigma_{max} = \sigma_{i^*}}$ مقادیر $\boldsymbol{\mu_i^{\sigma_i}}$

۳- اعمال ورودیها به موتور استنتاج. هر بلوک $\boldsymbol{i}$، $\boldsymbol{\sigma_i}$ و $\boldsymbol{w_i}$ را از علت هایی که برای آنها شواهدی در یافت شده است، اخذ نموده، بر اساس قواعد پشتیبان و احتمالات ورودی، $\boldsymbol{P(c_i)}$، خروجی بلوک $\boldsymbol{\mu_{blk_t}}$، $\boldsymbol{\sigma_{blk_t}}$ و $\boldsymbol{w_{blk_t}}$ را تولید میکند. $\boldsymbol{t}$ شماره بلوک، در موتور استنتاج است. این خروجی ها، به بلوک بعدی و یا بلوک نهایی $\boldsymbol{ER}$ منتقل می شوند. وزن خروجی هر بلوک، برابر مجموع وزن های ورودی به آن است.

۴- در بلوک $\boldsymbol{ER}$، مجددا هر یک از ورودی ها، باید به شکل بردارهایی از جنس متغیر خروجی یعنی معلول، درآیند، برای تولید بردارهای تصمیم $\boldsymbol{e_{blk_t}}$ از پارامترهای $\boldsymbol{\mu_{blk_t}}$ و $\boldsymbol{\sigma_{blk_t}}$، ابتدا با استفاده از تابع نرمال کوتاه شده[35] [۴۱]، یک توزیع گوسی در بازه [۰،۱] تولید کرده، این توزیع را بر روی توابع عضویت طراحی شده برای هر حالت متغیر معلول، می اندازیم. با محاسبه مساحت همپوشانی هر تابع عضویت با تابع گوسی اعمالی و نرمالیزاسیون این مساحت ها بر روی همه حالات، احتمال هر حالت گره معلول به دست می آید.

$$\boldsymbol{g_{blk_t} = TN[\mu_{blk_t}, \sigma_{blk_t}, 0, 1]} \quad (۱۴)$$

$$\boldsymbol{e'_{blk_{t,m}} = \int_0^1 MF_m \times g_{blk_t}} \quad (۱۵)$$

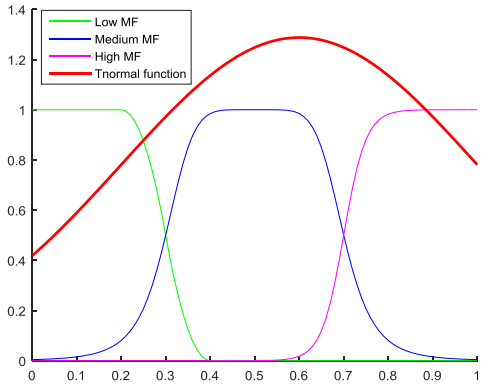
$$\boldsymbol{e_{blk_{t,m}} = \frac{e'_{blk_{t,m}}}{\sum_{m=1}^{\eta} e'_{blk_{t,m}}}} \quad (۱۶)$$

$\boldsymbol{\eta}$ تعداد حالات گره معلول و K تعداد ورودی های بلوک $\boldsymbol{ER}$ (تعداد بلوک هایی که خروجی آنها به

[35] Truncated normal

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

ER وارد می شوند) است. شکل ۵، یک تابع نرمال کوتاه شده برای $\mu = 0.6$ و $\sigma = 0.4$ و توابع عضویت برای متغیر سه حالته {زیاد، متوسط، کم} را نشان می دهد.



شکل ۵: توابع عضویت و تابع Tnormal نمونه

پس از محاسبه بردار e_{blk_t}، برای هر یک از ورودی های بلوک ER، با استفاده از رابطه ۵، استنتاج کامل شده بردار احتمالات حالات گره معلول، e، بدست می آید. وزن های رابطه ۵ را برابر وزن هر بلوک قرار می دهیم. همچنین وزن خروجی برابر مجموع وزن گره های دارای قرائن می گردد. این وزن که مقداری بین [۰،۱] دارد، به نوعی بیانگر میزان اعتمادپذیری خروجی بر اساس شواهد ورودی است. هرچه تعداد گره های ورودی که اخذ شواهد می کنند بیشتر باشد، وزن خروجی به یک نزدیکتر و نتیجه استنتاج قابل اعتماد تر خواهد بود. این قابلیت فقط در مدل پیشنهادی قرار دارد که یک مزیت بزرگ محسوب می شود.

دیگر مزیت بزرگ مدل پیشنهادی، عدم نیاز به تعریف احتمالات اولیه بر روی گره های ریشه، بر خلاف شبکه بیزین است. در واقع بلوک های تحلیل تنها بر اساس ورودی های دارای قرائن کار می کنند و اگر همه ورودی های یک بلوک، فاقد قرینه باشند، آن بلوک تا لحظه اعمال قرینه به متغیرهای مربوطه، در فرایند استنتاج دخالتی نخواهد داشت. به این ترتیب، نتایج استنتاج واقعی تر و بر اساس قرائن معتبر خواهد بود. در شبکه بیزین، به دلیل تعریف احتمالات پیشین بر روی گره های ریشه، امکان تحریف خروجی توسط گره های فاقد قرینه، فراهم است.

٤. ارزیابی تهدید اهداف هوایی

٤/١. تشکیل مدل

متغیرهای ورودی شبکه ارزیابی تهدید، دارای تنوع زیاد و منابع مختلفی می باشند. بررسی جامع بر روی مراجع مرتبط، متغیرهای اشاره شده در جدول ۱ را، به ما معرفی می کند[۲۷، ٤۲-٤۸]. با جمع بندی بر روی مراجع و دسته بندی متغیرها، شکل٦، به عنوان ساختار شبکه ارزیابی تهدید مشخص می گردد. همان طور که ملاحظه می شود، گره های ورودی به سه دسته کلی، دسته بندی شده اند و گره های میانی نیت[۳٦]، قابلیت[۳۷] و فرصت[۳۸] را می سازند. این گره ها مانند تهدید، دارای ۵ حالت {خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم، خیلی کم} هستند. تهدید هدف، بر مبنای این سه پارامتر، ارزیابی می شود. همچنین نظر فرمانده، به عنوان یک پارامتر حیاتی مستقیما به گره تهدید وارد می گردد.

[36] Intent
[37] Capability
[38] Opportunity

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

جدول ۱: پارامترهای ارزیابی تهدید اهداف هوایی

نام متغیر	مفهوم	حالات
Velocity (V)	سرعت هدف	کم، متوسط، زیاد
Closing (CL)	نزدیک شوندگی هدف	نزدیک شونده، عمودی، دور شونده
Along (AL)	تبعیت از مسیر استاندارد	کم، متوسط، زیاد
Maneuver (MNV)	مانور هدف	کم، متوسط، زیاد
Dive (DI)	غوص هدف	کم، متوسط، زیاد
Political climate (PC)	شرایط سیاسی	خوب، نرمال، بد
Feet wet (FW)	عبور از سطح آب	مثبت، منفی
Platform (PF)	نوع هدف	تجاری، بمب افکن، شکاری
Height (H)	ارتفاع هدف	کم، متوسط، زیاد
Range (R)	فاصله هدف	کم، متوسط، زیاد
Weapon destroy (WD)	قدرت تخریب سلاح هدف	کم، متوسط، زیاد
Weapon range (WR)	برد سلاح هدف	کم، متوسط، زیاد
Sea condition (SC)	شرایط دریا	کم، متوسط، زیاد
Visibility (VS)	میزان مشاهده پذیری هدف	کم، متوسط، زیاد
Closest point approach (CPA)	نزدیکترین نقطه هدف به ما در مسیر پیش روی هدف	کم، متوسط، زیاد
Commander opinion (CO)	تهدید هدف از نظر فرمانده	خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد
Intent (INT)	نیت هدف برای حمله	خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد
Capability (CAP)	قابلیت حمله توسط هدف	خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد
Opportunity (OPP)	فرصت حمله توسط هدف	خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد
Threat (THR)	میزان تهدید هدف	خیلی کم، کم، متوسط، زیاد، خیلی زیاد

با توجه به شکل فوق، برای استفاده از شبکه بیزین، به یک جدول **CPT** با ۷۲۹۰ درایه بین گره های ورودی و نیت و همچنین یک جدول **CPT** با ۱۲۱۵ درایه بین گره های ورودی و قابلیت، نیازمندیم. در صورت استفاده از سیستم فازی نیز، همین تعداد قواعد باید تعریف شود. بدیهی است که تشکیل چنین ساختاری بسیار مشکل است.

وزن در نظر گرفته شده برای گره های ورودی عبارت است از:

جدول ۲: وزن پارامترهای ورودی

متغیر	V	CL	AL	MNV	DI	PC
وزن	۵	٦	۳	٦	۷	٤
متغیر	**FW**	**PF**	**H**	**R**	**WD**	**WR**
وزن	٤	۸	۵	٦	٤	۷
متغیر	**SC**	**VS**	**CPA**			
وزن	۵	٤	٦			

پس از تعیین وزن، جداول احتمال شرطی محلی را برای هر یک از گره های ریشه تعیین می نماییم. به عنوان نمونه، **CPT** محلی گره سرعت عبارت است از:

$$P(INT|V) =$$

	Int=VL	Int=L	Int=M	Int=H	Int=VH
V=L	**0.4**	**0.4**	**0.2**	**0**	**0**
V=M	**0**	**0.2**	**0.5**	**0.2**	**0.1**
V=H	**0**	**0**	**0.1**	**0.4**	**0.5**

در گام بعد، بایستی قواعد تعاملی بین متغیرهای ورودی تعریف شوند. یکی از قواعد ارائه شده به شکل زیر است:

- اگر **CL**، دور شونده باشد، تعامل **CL** و **V** از نوع میانگین است.

چنین قاعده ای می تواند مستقیما توسط خبره بیان شود یا از چند قاعده زیر، نتیجه گیری شود:

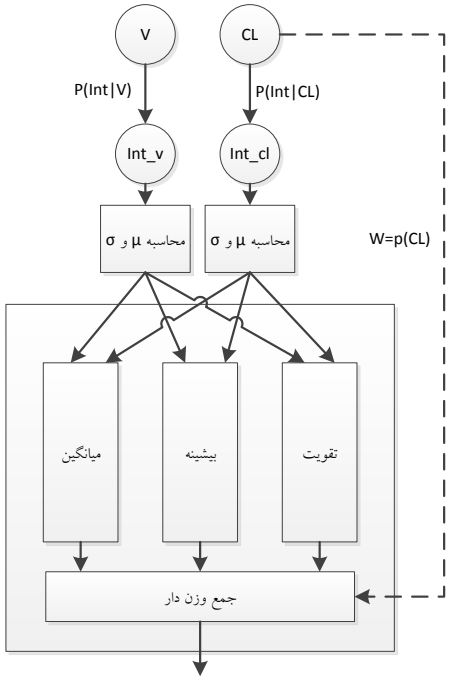
[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

- اگر **CL** دور شونده (نیت بسیار کم) و **V** کم(نیت بسیار کم) باشد، نیت بسیار کم است.
- اگر **CL** دور شونده (نیت بسیار کم) و **V** متوسط (نیت متوسط) باشد، نیت کم است.
- اگر **CL** دور شونده (نیت بسیار کم) و **V** زیاد (نیت بسیار زیاد) باشد، نیت متوسط است.

با ادامه این روند، قواعد زیر در مورد تعامل **CL** و **V** مشخص می گردد:

- اگر **CL**، عمودی باشد، تعامل **CL** و **V** از نوع بیشینه است.
- اگر **CL**، نزدیک شونده باشد، تعامل **CL** و **V** از نوع تقویت است.

مفهوم قواعد فوق این است که **CL** و **V** با یکدیگر دارای تعامل هستند و نحوه این تعامل را وضعیت **CL** مشخص می کند. اگر **CL** دور شونده باشد، لازم است آثار محلی آنها میانگین گیری شود. اگر **CL** عمودی باشد، بین آثار محلی **CL** و **V**، اثر بیشینه انتخاب می شود و اگر **CL** نزدیک شونده باشد، آثار محلی **CL** و **V** یکدیگر را تقویت می کنند. یعنی نیت در نظر گرفته شده در نتیجه تعامل این دو، دارای شدتی بیش از نیت مستقل ناشی از **CL** یا **V** خواهد بود. این مورد، نمونه ای از تعامل ترکیبی است که در بخش قبل اشاره شد. با توجه به احتمالاتی بودن ورودی ها، لازم است هر سه حالت تعامل پیاده سازی شود. در انتها با استفاده از یک جمع وزن دار که احتمال حالات **CL**، این وزن ها را ایجاد می کند، خروجی نهایی محاسبه می شود. شکل ۷، بلوک تابعی تعامل **V** و **CL** را نشان می دهد.



شکل ۷:بلوک تعامل V و CL

در مورد گره های **AL**، **MNV** و **DI**، تعامل بیشینه را در نظر می گیریم.

به همین ترتیب، در مورد گره های **FW** و **PC** تعامل زیر را خواهیم داشت:

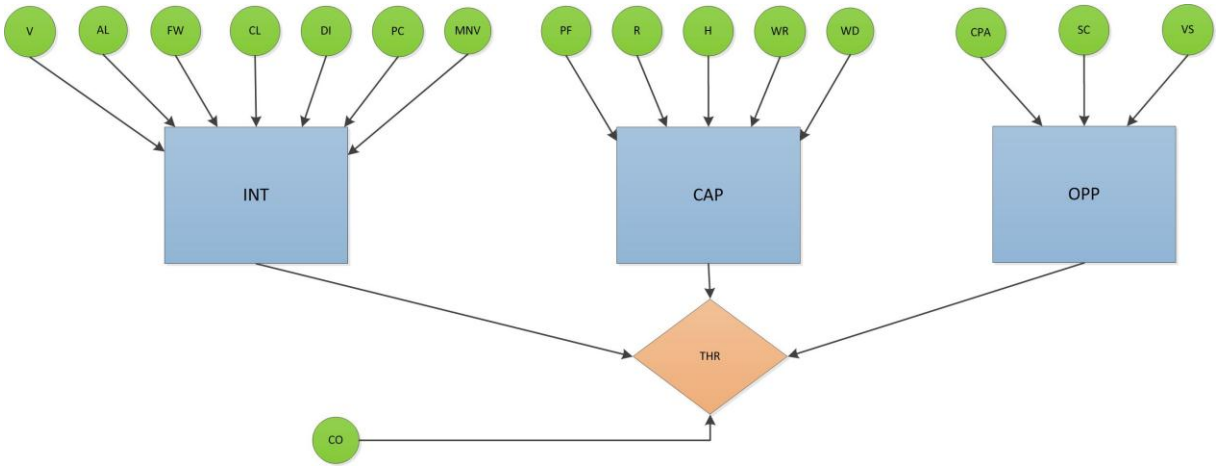
- اگر **FW** مثبت باشد، تعامل **FW** و **PC**، میانگین است
- اگر **FW** منفی باشد، تعامل **FW** و **PC** ، بیشینه است

مدل پیشنهادی برای قسمت نیت و گره های ورودی آن مطابق شکل ۸ خواهد بود.

در مدل پیشنهادی، برای شبکه نیت باید ٦ ماتریس **CPT** محلی با ابعاد ۳*۵ و یک ماتریس با ابعاد ۲*۵ (برای **FW**) ایجاد کرد که در مجموع ۱۰۰ پارامتر جدول می شود و با ۷۲۹۰ پارامتر مورد نیاز در **CPT** شبکه بیزین قابل مقایسه نیست. به علاوه، با در دسترس بودن فاکتورهای طراحی درون بلوک های تابعی، طراح از درجه آزادی بسیار بیشتری نسبت به شبکه بیزین که تنها فاکتور طراحی، جداول **CPT** هستند، برخوردار است. همچنین به دلیل در دسترس بودن خروجی هر یک از بلوک ها، فرایند عیب یابی و اصلاح شبکه بسیار سریع تر و سر راست تر می باشد.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

شکل ٦: شبکه ارزیابی تهدید

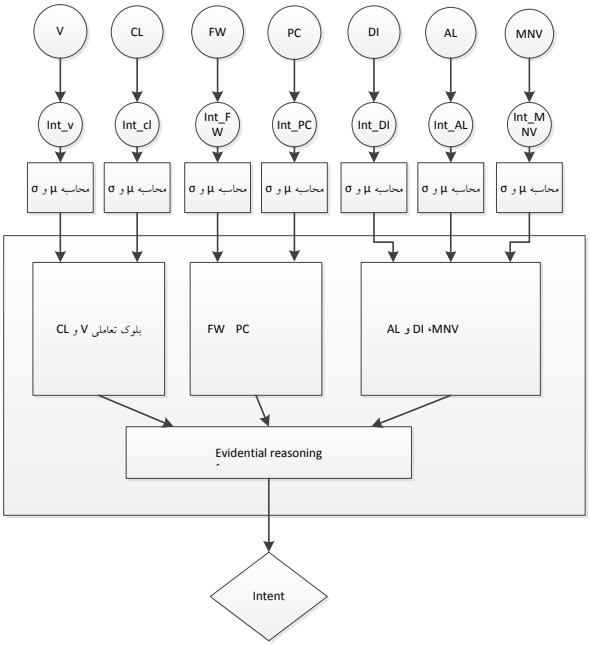


مشابه شکل ۷، چنین بلوکی طراحی شده، مشابه شکل ۸، موتور استنتاج بخش قابلیت ایجاد می شود. در این موتور، خروجی بلوک تعامل **WD**، **R** و **WR**، به همراه آثار محلی **PF** و **H**، به بلوک **ER** وارد شده استنتاج را کامل می کنند. به دلیل این که **PF** و **H**، در هیچ تعاملی شرکت ندارند، اثر محلی آنها به شکل برداری باقی مانده لزومی به محاسبه میانگین و واریانس آن نخواهد بود.

برای متغیرهای فرصت، تعامل خاصی قائل نیستیم و آثار محلی **SC**، **VS** و **CPA**، مستقیما وارد بلوک **ER** شده، خروجی فرصت را می سازند.

در مورد ادامه شبکه یعنی بخش مربوط به تهدید، روال قبل تکرار می گردد.

گره **CO**، دارای اثر مستقیم بر تهدید است. هر گاه فرمانده در مورد تهدید یک هدف، اعلام نظر نمود، میتوان خروجی شبکه را نادیده گرفت و یا بین نظر فرمانده و خروجی شبکه، یک میانگین وزن دار محاسبه نمود.



شکل ۸ : مدل پیشنهادی برای شبکه نیت

در بخش قابلیت، بین **WR**، **R** و **WD**، یک تعامل چند حالته بر اساس شدت **WD**، در نظر می گیریم.

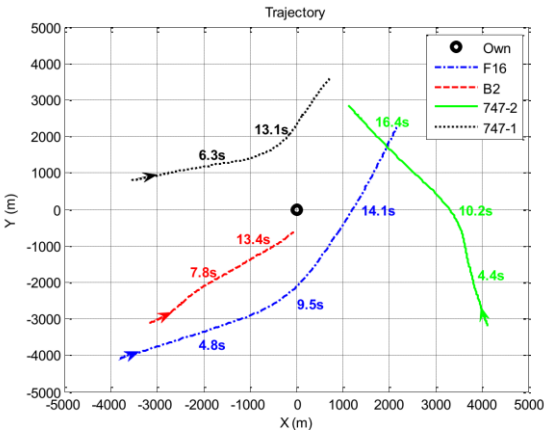
- اگر **WD** کم باشد، مستقل از **R** و **WR**، قابلیت بسیار کم است.
- اگر **WD** متوسط باشد، تعامل**WD**، **R** و **WR** میانگین است.
- اگر **WD** زیاد باشد، تعامل**WD**، **R** و **WR** تقویت است.

۲/۳. نتایج شبیه سازی

برای شبیه سازی، از سناریوی مورد استفاده در [٤٤،٢٧] استفاده می کنیم. صحنه نبرد، چینش و نحوه حرکت اهداف نسبت به خودی، در شکل ۹ قابل مشاهده است. در این صحنه، منبع خودی در وسط صحنه و ٤ هدف هوایی شامل دو

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

مسافربری ۷۴۷، یک بمب افکن **B2** و یک شکاری **F16**، در مساحت **100km*100km**، حضور دارند.



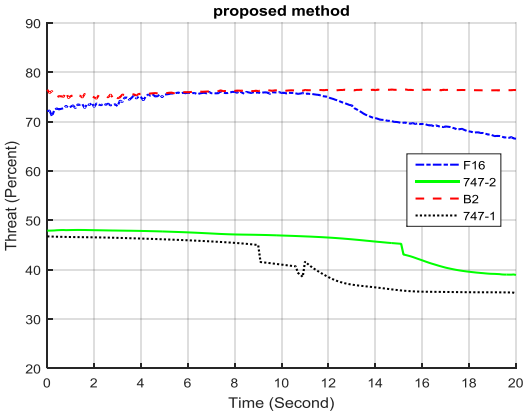
شکل ۹: صحنه نبرد سناریوی شبیه سازی

کل زمان شبیه سازی ۲۰ ثانیه با فواصل نمونه برداری ۰,۱ ثانیه می باشد. سایر متغیرهای شبکه، بر اساس مرجع[۲۷] و بر مبنای مشخصات واقعی اهداف، تنظیم شده است.

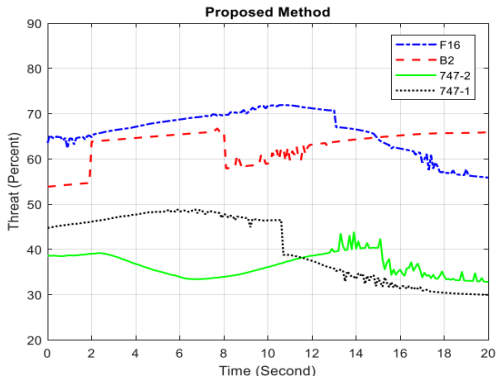
شکل ۱۰، خروجی مدل را در نرم افزار **MATLAB** ، در یک سیستم عامل ویندوز ۱۰ با **RAM** ۸ گیگ و پردازنده **Core i5** نشان می دهد.

شکل ۱۱ نیز خروجی همین سناریو با روش مرجع [۲۷] می باشد که در آن با روشهای فازی **FCM** و شبکه بیزین نیز مقایسه شده است.

به دلیل عدم امکان تعریف یک **CPT** بزرگ برای گره نیت، شبکه بیزین استفاده شده در [۲۷]، یک شبکه شکسته شده است که توضیحات آن در این مرجع ارائه شده است. همچنین، از معیارهای اعتبارسنجی این مرجع، جهت مقایسه، استفاده شده است.



شکل ۱۰: نتیجه ارزیابی تهدید با روش پیشنهادی



شکل ۱۱: : نتیجه ارزیابی تهدید با روش مرجع [۲۷]

جدول ۳، مقایسه بین معیارهای اعتبار سنجی روش پیشنهادی با روش های **FCM**، شبکه بیزین و روش مرجع [۲۷] ارائه می دهد.

جدول ۳: مقایسه سرعت اجرا برای روش های مختلف

معیار	روش **FCM**	**BN**	روش مرجع [۲۷]	روش پیشنهادی
سرعت اجرا	۰,۷٤	۰,۰۳	۰,۷۹	۰,۰۰۲۳
درجه همواری متوسط	٤۰,٤۸	٦٦,۸۳	٦٥,۸۲	۹٦,۸
درجه حساسیت کلی	۱٤,٥۳	۱۳,۲٥	۱٤,٦۲	۸,۱٥
درجه تفکیک پذیری متوسط	۱۹,۸۳	۱۸,٤۳	۲۰,٤٦	۲۲,٤۷

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

همانطور که ملاحظه می شود، روش پیشنهادی این مقاله، در ۳ مورد از ٤ مورد مقایسه، عملکرد بهتری از سایر روش ها، از خود نشان می دهد.

سرعت اجرای روش پیشنهادی، حدود ۱۳ برابر سریعتر از **BN** شکسته شده و حدود ۳۲۰ برابر سریعتر از **FCM** و روش مرجع [۲۷] می باشد. این مزیت، یک برگ برنده اصلی در میدان پیچیده نبرد، محسوب می شود.

درجه همواری متوسط، به میزان بسیار زیادی، بهتر از سایر روش ها است که این موضوع، در نمودارهای تهدید نیز به وضوح قابل مشاهده است.

از نظر درجه حساسیت، روش پیشنهادی دارای نمره پایین تری نسبت به سایر روش ها است. این پدیده، به علت نوع مدل سازی رخ می دهد و می توان با تغییر آن یا افزایش وزن پارامترهای مهمتر، حساسیت مدل را افزایش داد.

از نظر تفکیک پذیری نیز، مدل پیشنهادی، دارای عملکرد بهتری است.

همانطور که ملاحظه می شود، روش پیشنهادی دارای مزایای زیادی است که مهمترین آنها، سرعت استنتاج بالا، انعطاف پذیری در طراحی و فرایند اصلاح سریعتر مدل می باشد. این مزایا در قبال برخی پیچیدگی های طراحی نظیر استخراج تعاملات و همچنین تعیین ضرایب بلوک های تابعی بدست می آیند. در واقع در صورتی که نحوه تعاملات، به صورت واضح بیان نشده باشند، طراح می بایست نسبت به استخراج آنها از قواعد خام بیان شده توسط خبره، اهتمام ورزد. همچنین روابط معرفی شده برای مدل، جزء پارامترهای طراحی هستند که طراح با سعی و خطا و گرفتن فیدبک از خبره، نسبت به اطلاح و تنظیم آنها اقدام می نماید.

۳/۳. سایر روش ها

در این مقاله، مدلی جدید بر پایه ترکیب روش های قاعده مبنا و شبکه های بیزین ارائه و با این دو روش مقایسه گردید. دلیل این امر، جامعیت و فراگیری دو روش یاد شده در مقایسه با دیگر روش های موجود است. از منظر ظرفیت مدل سازی خبره و همچنین توانایی مدیریت انواع عدم قطعیت[۳۹]، روش های احتمالاتی(شبکه بیزین) و قاعده مبنا، دارای قدرت بیشتری بوده و در مسئله ای نظیر ارزیابی تهدید، دارای استفاده غالب هستند. روش های دیگری نظیر دمپستر-شافر[٤٠] نیز قابلیت استفاده در مدلسازی خبره و ارزیابی تهدید دارند که به دلیل عدم امکان تعریف قاعده در آن و همچنین وجود تناقضات و محدودیت های ریاضی که توضیح آنها در این مقاله نمیگنجد، ، در اولویت نمی باشند [٤٩].

همچنین بررسی مجموعه مقالات مبتنی بر روشهای هوشمند زیستی از جمله الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی نشان می دهد که این روشها کمتر برای ارزیابی تهدید استفاده شده اند و یا در لایه اول مدل تلفیق داده در مواردی نظیر تلفیق تصاویر و استنتاج تصویری بکار گرفته شده اند. علاوه بر این در پژوهش هائی که از این روشها برای ارزیابی تهدید بصورت مستقیم استفاده شده است، معمولا پارامترهای کمتری در نظر گرفته شده است و در ساده ترین شکل تلفیق آنها استفاده شده است. البته استفاده ترکیبی از این روشها با سایر روشهای معتبر نظیر فازی و شبکه بیزین می تواند نتایج خوبی در بر داشته باشد. این روشها بعنوان ابزارهای جانبی در ارزیابی تهدید نظیر محاسبه برخی از پارامترها، پایدار سازی نتایج و تخمین پارامترها نیز می تواند کارائی مناسب این روشها را نشان دهد [۵۰-۵۲].

۵. نتیجه گیری

در این مقاله، یک مدل احتمالاتی قاعده مبنا برای ارزیابی تهدید اهداف هوایی ارائه شد. این مدل که با الگو برداری از مدل **CIM**، و ترکیب آن با مدل باور قاعده مبنا حاصل شده است، به دلیل ساده سازی فرایند های طراحی و استنتاج، از کارایی بسیار بالایی برخوردار است. پیچیدگی محاسباتی بسیار پایین تر، باعث شده تا این مدل به عنوان یک روش بلادرنگ، در کاربرد ارزیابی تهدید، امکان بهره برداری داشته باشد.

[39] Uncertainty
[40] Dempster-shafer

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

همچنین فرایند طراحی و تشکیل مدل پیشنهادی، بسیار ساده تر و با پارامترهای کمتر نسبت به شبکه های بیزین و مدل های فازی انجام می گردد که همین امر، امکان عیب یابی و اصلاح مدل را ساده تر و سریعتر می نماید. به طور کلی، می توان مزایای زیر را برای مدل پیشنهادی بر شمرد:

- حذف فرض های محدود کننده و غیر کـاربردی روش های خانواده CIM
- امکان در نظرگیری کنش های مختلف بین علل
- طراحی سریعتر و آسان تر مـدل در مقایسـه بـا شـبکه های بیزین و سیستم فازی
- کاهش پیچیدگی و افزایش سرعت در فرایند استنتاج
- ایجاد درک نسبت به فرایند استنتاج در طراح
- عیب یابی و اصلاح سریع و آسان مدل
- افزایش دقت خروجی با در دسترس بودن پارامترهـای بیشتر طراحی
- امکان وزن دار کردن ورودی ها
- عدم نیاز به تعیـین احتمـالات اولیـه بـرای گـره هـای ریشه در مقایسه با شبکه های بیزین

در مقابل امتیازات مدل، فرایند استخراج تعاملات از قواعد استخراج شده و طراحی بلوک های تابعی، از پیچیدگی های نسبی مدل می باشد. در صورتی که چگونگی و میزان تعاملات، از سوی خبره قابل بیان باشد، از این پیچیدگی کاسته می شود.

شبیه سازی سناریو ارزیابی تهدید اهداف و مقایسه با روش های رقیب در مرجع [۲۷]، گواه برتری مدل پیشنهادی در اغلب فاکتورهای اعتبار سنجی می باشد. سرعت اجرای مدل، بسیار بالاتر از روش های رقیب است که کاربرد آن را در مسئله حساس ارزیابی تهدید، توجیه پذیر می نماید.

توسعه بلوک های تابعی برای پیاده سازی تعاملات پیچیده تر، از جمله پیشنهادات برای توسعه های آتی مدل می باشد.

فصلنامهٔ علمی – پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال سوم، شمارهٔ دو، تابستان ۱۳۹۸

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

٦. مراجع

[1] Roy, J. (2001, August). "From data fusion to situation analysis". In Proceedings of Fourth International Conference on Information Fusion (Vol. 2).

[2] Llinas, J., & Antony, R. T. (1993). "Blackboard concepts for data fusion applications". International journal of pattern recognition and artificial intelligence, 7(02), PP 285-308.

[3] Pearl, J., Bacchus, F., Spirtes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (1995). "Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference."

[4] Zadeh, L. A. (1965). "Fuzzy sets". Information and control, 8(3),PP 338-353.

[5] Negoita, C. (1985). "Expert systems and fuzzy systems".

[6] Cooper, G. F. (1990). "The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks". Artificial intelligence, 42(2-3),PP 393-405.

[7] Guo, H., & Hsu, W. (2002, July). "A survey of algorithms for real-time Bayesian network inference". In Join Workshop on Real Time Decision Support and Diagnosis Systems.

[8] Ramos, F. T., & Cozman, F. G. (2005). "Anytime anyspace probabilistic inference". International Journal of Approximate Reasoning, 38(1), PP 53-80.

[9] Meek, C., & Heckerman, D. (2013). "Structure and parameter learning for causal independence and causal interaction models". arXiv preprint arXiv:PP1302.1561.

[10] Zagorecki, A. (2010), "LOCAL PROBABILITY DISTRIBUTIONS IN BAYESIAN NETWORKS: KNOWLEDGE ELICITATION AND INFERENCE", (Doctoral dissertation, university of Pittsburg)

[11] Diez, F. J., Mira, J., Iturralde, E., & Zubillaga, S. (1997). DIAVAL, "a Bayesian expert system for echocardiography". Artificial Intelligence in Medicine, 10(1), PP 59-73.

[12] Diez, F. J. (1993, January). Parameter adjustment in Bayes networks. The generalized noisy OR–gate. In Uncertainty in Artificial Intelligence (pp. 99-105). Morgan Kaufmann

[13] Díez, F., & Druzdzel, M. (2007). "Canonical Probabilistic Models for Knowledge Engineering Technical Report". Madrid (Spain): CISAID.

[14] Xiang, Y., & Jia, N. (2007). "Modeling causal reinforcement and undermining for efficient CPT elicitation". IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 19(12),PP 1708-1718.

[15] Xiang, Y. (2012). "Non-impeding noisy-AND tree causal models over multi-valued variables". International journal of approximate reasoning, 53(7),PP 988-1002.

[16] Xiang, Y., & Truong, M. (2013). "Acquisition of causal models for local distributions in Bayesian networks". IEEE transactions on cybernetics, 44(9), PP 1591-1604.

[17] Xiang, Y., & Jiang, Q. (2016, May). Compression of general Bayesian net CPTs. In Canadian Conference on Artificial Intelligence (pp. 285-297). Springer, Cham.

[18] Xiang, Y., & Jiang, Q. (2018). "NAT model–based compression of Bayesian network CPTs over multivalued variables". Computational intelligence, 34(1),PP 219-240.

[19] Yang Xiang, "Direct causal structure extraction from pairwise interaction patterns in NAT modeling Bayesian networks", International Journal of Approximate Reasoning 105, Elsevier 2019.

[20] Xiang, Y. (2019). "Direct causal structure extraction from pairwise interaction patterns in NAT modeling Bayesian networks". International Journal of Approximate Reasoning, 105, PP 175-193.

[21] Xiang, Y., & Loker, D. (2018, May). "De-causalizing NAT-modeled Bayesian networks for inference efficiency". In Canadian Conference on Artificial Intelligence (pp. 17-30). Springer, Cham.

[22] Yang, J. B., Liu, J., Wang, J., Sii, H. S., & Wang, H. W. (2005a). A generic rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach – RIMER. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans [in press].

[23] Shafer, G. (1976). A mathematical theory of evidence (Vol. 42). Princeton university press.

[24] Yang, J. B., & Xu, D. L. (2002a). "On the evidential reasoning algorithm for multiple attribute decision analysis under uncertainty". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems

and Humans, 32(3), PP 289–304.

[25] Thirumuruganathan, S., & Huber, M. (2011, October). "Building Bayesian Network based expert

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

systems from rules". In 2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. PP 3002-3008

[26] Zarikas, V., Papageorgiou, E., & Regner, P. (2015). "Bayesian network construction using a fuzzy rule based approach for medical decision support". Expert Systems, 32(3),PP 344-369.

[۲۷] محسن یادگاری، سید علیرضا سیدین، (، زمستان ۱۳۹۷)، "ارزیابی تهدید اهداف با استفاده از شبکه های فازی و احتمالاتی توأم مبتنی بر قواعد "، مجله علمی پژوهشی پدافند الکترونیکی وسایبری، سال چهارم، شماره ٤. صص ٦١-٧٨.

[28] Yazdi, M., & Kabir, S. (2017). "A fuzzy Bayesian network approach for risk analysis in process industries". Process safety and environmental protection, 111, PP 507-519.

[29] Pan, Y., Zhang, L., Li, Z., & Ding, L. (2019). "Improved fuzzy Bayesian network-based risk analysis with interval-valued fuzzy sets and DS evidence theory". IEEE Transactions on Fuzzy Systems.

[30] Zarandi, M. F., Seifi, A., Ershadi, M. M., & Esmaeeli, H. (2017, October). "An expert system based on fuzzy bayesian network for heart disease diagnosis". In North American Fuzzy Information Processing Society Annual Conference (PP. 191-201).

[31] Rahman, N. S. F. A., Yang, Z., Bonsall, S., & Wang, J. (2015). "A fuzzy rule-based Bayesian reasoning method for analysing the necessity of super slow steaming under uncertainty: containership". International Journal of e-Navigation and Maritime Economy, 3,PP 1-12.

[32] Xiao, S., Hu, Y., Han, J., Zhou, R., & Wen, J. (2016). "Bayesian networks-based association rules and knowledge reuse in maintenance decision-making of industrial product-service systems". Procedia Cirp, 47, PP 198-203.

[33] Woudenberg, S. P., Van Der Gaag, L. C., & Rademaker, C. M. (2015). "An intercausal cancellation model for Bayesian-network engineering". International Journal of Approximate Reasoning, 63,PP 32-47.

[34] Henrion, M. (1986, August). "Should we use probability in uncertain inference systems". In Proceedings of the Cognitive Science Society Meeting. PP 320-330.

[35] Yang, Z., Bonsall, S., & Wang, J. (2008). "Fuzzy rule-based Bayesian reasoning approach for prioritization of failures in FMEA". IEEE Transactions on Reliability, 57(3), PP 517-528.

[36] Calzada, A., Liu, J., Wang, H., & Kashyap, A. (2014). "A new dynamic rule activation method for extended belief rule-based systems". IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 27(4), PP 880-894.

[37] Sai, T. K., & Reddy, K. A. (2014). "New rules generation from measurement data using an expert system in a power station". IEEE Transactions on Power Delivery, 30(1), PP 167-173.

[38] Fenton, N. E., Neil, M., & Caballero, J. G. (2007). "Using ranked nodes to model qualitative judgments in Bayesian networks". IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 19(10), PP 1420-1432.

[39] Yu, Q., & Liu, K. (2019). "An Expert Elicitation Analysis for Vessel Allision Risk Near the Offshore Wind Farm by Using Fuzzy Rule-Based Bayesian Network". TransNav, International Journal on Marine Navigation and Safety od Sea Transportation, 13(4).

[40] Zhang, G., & Thai, V. V. (2016). "Expert elicitation and Bayesian Network modeling for shipping accidents: A literature review". Safety science, 87, 53-62.

[41] Cozman, F., & Krotkov, E. (1994). "Truncated Gaussians as Tolerance Sets" (No. CMU-RI-TR-94-35). CARNEGIE-MELLON UNIV PITTSBURGH PA ROBOTICS INST.

[42] Liebhaber, M. J., & Smith, C. A. (2000). "Naval air defense threat assessment: Cognitive factors and model". PACIFIC SCIENCE AND ENGINEERING GROUP INC SAN DIEGO CA.

[43] Liang, Y. (2007, August). "An approximate reasoning model for situation and threat assessment". In Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD 2007) ,Vol. 4, PP 246-250. IEEE.

[44] Johansson, F., & Falkman, G. (2008, October). "A comparison between two approaches to threat evaluation in an air defense scenario". In International Conference on Modeling Decisions for Artificial Intelligence, PP 110-121. Springer, Berlin, Heidelberg.

[45] Benavoli, A., Ristic, B., Farina, A., Oxenham, M., & Chisci, L. (2009). "An application of evidential networks to threat assessment". IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 45(2), PP 620-639.

[46] Kumar, S., & Tripathi, B. K. (2016). "Modelling of threat evaluation for dynamic targets using bayesian network approach". Procedia Technology, 24, PP 1268-1275.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]

[47] Naseem, A., Khan, S. A., & Malik, A. W. (2017). "A real-time man-in-loop threat evaluation and resource assignment in defense". Journal of the Operational Research Society, 68(6), PP 725-738.

[48] Ünver, S., & Gürbüz, T. (2019). "Threat Evaluation In Air Defense Systems Using Analytic Network Process". Journal of Military and Strategic Studies, 19(4).

[49] Shahpari, A., & Seyedin, S. A. (2014). "Using mutual aggregate uncertainty measures in a threat assessment problem constructed by Dempster–Shafer network". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 45(6), 877-886.

[50] Wang, G., Guo, L., & Duan, H. (2013). "Wavelet neural network using multiple wavelet functions in target threat assessment". The Scientific World Journal, 2013.

[51] Yihong, F., Weimin, L., Xiaoguang, Z., & Xin, X. (2011, October). "Threat assessment based on adaptive intuitionistic fuzzy neural network". In 2011 Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design (Vol. 1, pp. 262-265). IEEE.

[52] Chen, H., & Zhang, K. (2012, August). "Target threat assessment based on genetic neural network". In 2012 International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering (pp. 1789-1792). IEEE.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-09-06]