فصلنامه علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال دوم، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۷

بکارگیری شبکه‌های بیزین چند موجودیتی برای مدیریت عدم قطعیت در سطوح بالای تلفیق داده

حوا علیزاده نوقابی[۱]، عاطفه علیزاده[۲]، علیرضا شکیبامنش[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۳/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۸/۲۱

چکیده

هدف مهم در سطوح بالای تلفیق داده، درک عناصر محیط، شناخت موقعیت فعلی و پیش‌بینی وضعیت در آینده‌ای نزدیک می‌باشد، از طرفی وجود مساله عدم قطعیت در این سطوح اجتناب‌ناپذیر است. بنابراین نیاز است تا سیستم‌های تلفیق داده مجهز به تکنیک‌هایی برای مدیریت عدم قطعیت باشند. شبکه‌های بیزین به‌طور گسترده برای بیان احتمالاتی دانش همراه با عدم قطعیت، در زمینه‌های مختلف به‌کار گرفته می‌شود. در این مقاله چگونگی بکارگیری شبکه‌های بیزین، برای مدیریت عدم قطعیت در سیستم‌های تلفیق داده، بررسی می‌شود. البته در سیستم‌هایی مانند سیستم‌های کنترل و فرماندهی، به دلیل موجودیت‌های گوناگون و همچنین روابط و الگوهای پیچیده‌ی بین آنها، شبکه‌های بیزین چند موجودیتی کاربرد بیشتری دارد زیرا شبکه بیزین چند موجودیتی، قدرت شبکه بیزین در مدلسازی عدم قطعیت را با قدرت بیان در منطق مرتبه اول، ترکیب می‌کند و از قابلیت‌های بیشتری برای مواجهه با مساله عدم قطعیت برخوردار می‌شود. برای توضیح بیشتر یک مطالعه موردی با سناریوی نظامی همراه با جزییات و مراحل مختلف شامل تعریف توزیع احتمال توام برای شواهد و فرضیه‌ها، ساخت شبکه بیزین، کامپایل و بکارگیری آن، شرح داده خواهد شد.

واژگان کلیدی:

تلفیق داده، شبکه بیزین، شبکه بیزین چند موجودیتی، عدم قطعیت.

[۱] عضو هیات علمی گروه مهندسی برق و کامپیوتر، مجتمع آموزش عالی گناباد، نویسنده مسئول: h.alizadeh@gonabad.ac.ir

[۲] مجتمع اموزش عالی گناباد، atefeh.alizadeh@ yahoo.com

[۳] ازمایشگاه تلفیق داده، دانشگاه فردوسی مشهد، alirezashakiba@gmail.com

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

۱. کلیات

۱-۱. بیان مسئله

ماموریت‌های نظامی در محیط‌های شبکه‌محور به عامل[۴]های خودکار و توزیعی نیاز دارند تا اطلاعات را به درستی به اشتراک بگذارند و با همکاری یکدیگر بتوانند تصمیمات را در محیط‌های با تغییرات سریع، به‌صورت درست و بلادرنگ اتخاذ کنند. مدل‌های مبارزه[۵]، این چنین محیطی را در سطوح مختلف همراه با جزییات برای اهداف متفاوت، بازنمایی می‌کنند. در چنین سناریوهایی، هر عامل فقط یک نمای جزئی[۶] از موقعیت سراسری دارد و وظایف محلی خود را انجام می‌دهد و ممکن است در مواردی هر عامل نیز به اطلاعات غیرمحلی نیاز داشته باشد. از طرفی شناسایی رفتارها از طریق مشاهداتی که از مجموعه سنسورهای گوناگون بدست می‌آید یک کار پیچیده است که یقینا همراه با عدم قطعیت می‌باشد. با در نظر داشتن تمام این موارد، یک مدل مبارزه باید ساختار مناسبی برای کنترل و فرماندهی در نظر داشته باشد. به عبارتی این مدل‌ها، باید عدم قطعیت را در تمام سطوح تلفیق داده لحاظ کنند، به عنوان مثال مدل رایج JDL[۷] [1,2] شامل چهار سطح ارزیابی سیگنال[۸]، ارزیابی شی[۹]، ارزیابی موقعیت[۱۰] و ارزیابی تهدید[۱۱] می‌باشد. برای سطوح پایین این مدل، متدهای احتمالاتی مانند کالمن فیلتر و غیره که همه آن‌ها پایه ریاضی دارند، ارائه شده است و اما برای سطح دوم و بالاتر از آن، به دلیل وجود مباحثی مانند قابلیت همکاری[۱۲]، بیان روابط بین موجودیت‌ها، بیان دانش و الگوها که در تمام آن‌ها موضوع عدم قطعیت[۱۳]، اجتناب‌ناپذیر است، موضوع کمی متفاوت است.

از سوی دیگر تئوری احتمالات[۱۴] یک روش مناسب برای بیان دانش دامنه همراه با عدم قطعیت فراهم می‌کند. با کمک بیان احتمالاتی، می‌توان مدل‌هایی ساخت که قادر به استنتاج می‌باشند. در حقیقت استنتاج از شواهد[۱۵] به فرضیات[۱۶] به وسیله قوانین بیزین[۱۷] انجام می‌شود و استنتاج بیزین[۱۸] گفته می‌شود.[3] در این تحقیق با بکارگیری شبکه‌های بیزین ساده و شبکه‌های بیزین چند موجودیتی به مسئله عدم قطعیت در سطوح بالای تلفیق داده پرداخته می‌شود.

۱-۲. اهمیت و ضرورت موضوع تحقیق

در سیستم‌های کنترل و فرماندهی، سطوح بالای تلفیق داده مانند سطح ارزیابی موقعیت و ارزیابی تهدید از حوزه‌های پرکاربرد و مهم می‌باشد. در این حوزه، سه فرایند کلیدی وجود دارد: درک عناصر محیط، شناخت موقعیت فعلی و پیشی‌بینی آینده نزدیک.[4] به عبارتی یک سیستم تلفیق داده در سطوح بالا از نتایج فراهم شده از سطوح پایین تلفیق داده استفاده می‌کند و روشن است که پشتیبانی اینگونه سیستم‌ها از عدم قطعیت، برای تلفیق داده‌های گرفته شده از دنیای واقعی ضروری است و باید مجهز به متدها و تکنیک‌هایی برای برخورد با مسئله عدم قطعیت باشند.

[۴] Agent
[۵] Combat Models
[۶] Partial View
[۷] Join Directors of Laboratories
[۸] Signal assessment
[۹] Object assessment
[۱۰] Situation assessment
[۱۱] Impact assessment
[۱۲] Interoperability
[۱۳] Uncertainty
[۱۴] Probability theory
[۱۵] Evidence
[۱۶] Hypothesis
[۱۷] Bayes' rule
[۱۸] Bayesian reasoning

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

از طرفی شبکه‌های بیزین چند موجودیتی (MEBN)[19] قابلیت استنتاج روی تعداد زیادی موجودیت با روابط از نوع‌های مختلف را فراهم می‌کند که این از خواسته‌های سطوح بالای تلفیق داده مانند سطح ارزیابی موقعیت و یا ارزیابی تهدید می‌باشد و بنابراین بکارگیری شبکه بیزین چند موجودیتی برای بیان دانش همراه با عدم قطعیت در سیستم‌های تلفیق داده بسیار کارامد خواهد بود که تحقیقات انجام شده تا کنون بخوبی این موضوع را نشان می‌دهند. به عنوان مثال در مقاله‌ای که اخیرا توسط Park و Lasky در سال ۲۰۱۸ ارائه شد، MEBN برای پیش‌بینی آگاهی موقعیتی بکار گرفته شده و بر این اساس مدل پایه‌ای با در نظر داشتن تمام جزئیات به‌نام PSAW-MEBN ارائه شد.[5] یا در تحقیقی دیگر بکارگیری شبکه‌های بیزین برای ارزیابی تهدید در جنگ‌های هوایی مطرح شده است.[6] کاربردهای بیشتر از MEBN در این حوزه در مرجع [7] ارائه شده است.

۱-۳. هدف تحقیق:

همانطور که در بخش بیان مسئله گفته شد در سیستم‌های تلفیق داده مربوط به کاربردهای واقعی مانند محیط‌های نبرد، وجود عدم قطعیت غیر قابل انکار است. از این رو باید با بکارگیری تکنیک‌ها و روش‌های مناسب به مدیریت عدم قطعیت در مراحل گوناگون مانند بیان دانش، استنتاج و غیره پرداخته شود. هدف از این تحقیق بررسی بکارگیری شبکه‌های بیزین چند موجودیتی برای مواجهه با موضوع عدم قطعیت در حوزه نظامی می‌باشد. از این رو برای نشان دادن عملیاتی بودن آن، یک مطالعه موردی روی سناریوی نظامی همراه با گام‌ها و جزئیات آن شرح داده خواهد شد.

۱-٤. پرسش تحقیق

این تحقیق به مساله عدم قطعیت در سطوح بالای تلفیق داده در مدل‌های مبارزه می‌پردازد. بطور دقیق‌تر پرسش اصلی این تحقیق "چگونگی مدیریت عدم قطعیت در سیستم‌های تلفیق داده نظامی با بهره‌گیری از شبکه‌های بیزین" می‌باشد.

۱-۵ . سازماندهی تحقیق

در ادامه مقاله در بخش ۲ تعاریف و مفاهیم مورد نیاز پیش‌زمینه در دو بخش معرفی شبکه بیزین و معرفی شبکه بیزین چند موجودیتی بیان می‌شود. در بخش ۳ مطالعه موردی با سناریوی نظامی برای روشن‌تر شدن مفاهیم گفته‌شده آورده می‌شود. گام‌های مختلف بکارگیری شبکه‌های بیزین در سیستم‌های تلفیق داده شامل تعریف توزیع احتمال توام برای شواهد و فرضیه‌ها، ساخت شبکه بیزین، کامپایل و بکارگیری آن و همچنین بسط آن به شبکه بیزین چند موجودیتی همراه با جزییات شرح داده می‌شود و در انتهای این بخش در رابطه با متدولوژی طراحی و همچنین چالش‌های MEBN توضیحات داده می‌شود. در نهایت بخش ٤ به جمع‌بندی مطالب و نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲. ادبیات تحقیق

۲-۱. شبکه بیزین

شبکه‌های بیزین[20] (BN) به طور گسترده برای بیان احتمالاتی دانش همراه با عدم قطعیت، در زمینه‌های مختلف به کار گرفته می‌شوند. شبکه بیزین یک گراف جهت‌دار است که شامل اجزا و خصوصیات زیر است:

۱) یک مجموعه از متغیرهای تصادفی، مجموعه رئوس گراف را تشکیل می‌دهند که این متغیرها می‌توانند گسسته یا پیوسته باشند.

۲) یک مجموعه از یال‌های جهت‌دار که اگر از راس x به راس y یالی باشد، x را والد y می‌نامیم.

[19] Multi Entity Bayesian Networks

[20] Bayesian Networks

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

۳) هر گره x_i یک توزیع احتمال شرطی $P(x_i|Parents(x_i))$ دارد که تاثیر گره‌های والد بر روی این گره را نشان می‌دهد.

٤) گراف هیچ دور جهت‌داری ندارد.

ساختار شبکه بیزین نشان‌دهنده وابستگی‌های شرطی است و وجود یک یال از x به y نشان‌دهنده تاثیر مستقیم x بر y و یا وابستگی مستقیم y به x است که تعیین این وابستگی‌ها و ساختار شبکه با کمک فرد خبره انجام می‌شود. پس از تعیین ساختار، تعیین توزیع شرطی مربوط به گره‌ها، ساختمان داده شبکه بیزی را کامل می‌کند و با استفاده از آن می‌توان توزیع توام کامل را بدست آورد. [3, 8]

مسائل دنیای واقعی معمولا شامل تعدادی متغیر از موجودیت‌های مختلف است که به شکل‌های پیچیده‌ای با یکدیگر در ارتباط هستند. به عنوان مثال در مدل‌های مبارزه نیاز به بیان و استنتاج در مورد موجودیت‌های زیادی از جمله تانک‌ها، وسایل نقلیه چندمنظوره، جوخه و غیره می‌باشد و باید در نظر داشت که هر کدام از آن‌ها ساختار، رفتار و مشخصات مختص خود را دارد. یک BN می‌تواند رفتار یک نمونه تانک را در موقعیت میدان جنگ به خوبی مدلسازی کند و در یک شبیه‌سازی که شامل تعدادی تانک هست همان BN به تعداد تکرار می‌شود، که این راه حل قادر به بیان تعاملات بین تانک‌ها نیست و بنابراین در شرایطی که چندین تانک در حال اجرای یک نقشه مشترک باشند، این مدلسازی کارا نمی‌باشد. این در حالی است که مدل‌ها اغلب تمایل دارند که قادر به بیان موجودیت‌ها و ارتباط بین آن‌ها، ارزیابی موقعیت‌ها، و بیان سایر الگوهای پیچیده‌ی موجود در میدان جنگ باشند. از این رو برای چنین محیط‌هایی نیاز به قدرت بیان بالاتر و افزودن قابلیت‌های بیشتری به BN ها می‌باشد و برای این منظور بایستی سراغ شبکه‌های بیزین چندموجودیتی رفت که در بخش ۲-۲ به طور کامل معرفی می‌شود.

۲-۲. شبکه بیزین چند موجودیتی

شبکه‌های بیزین چند موجودیتی ترکیب شبکه‌های بیزین با منطق مرتبه اول (FOL[۲۱]) هستند، بعبارت دیگر قابلیت BN ها در مدلسازی عدم قطعیت با قدرت بیان FOL در کنار یکدیگر قرار داده می‌شود. یک MEBN محیط را به صورت مجموعه‌ای از موجودیت‌ها و صفاتشان به همراه روابط میان آن‌ها بیان می‌کند. دانش مربوط به صفات موجودیت‌ها و روابط بین آن‌ها به صورت مجموعه‌ای از الگوها بیان می‌شود که MEBN Fragment یا به اختصار MFrag نامیده می‌شود.[9]

یک MFrag دانش غیرقطعی در رابطه با مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی (RV[۲۲]) را بیان می‌کند. RV ها همان گره‌های MFrag هستند که به بیان صفات و ویژگی‌های مجموعه موجودیت‌ها می‌پردازند. RV های داخل یک MFrag ممکن است پارامترهایی نیز داشته باشند که متغیرهای معمولی[۲۳] نامیده می‌شوند. به عنوان مثال شکل ۱ VehicleType(obj) یک متغیر تصادفی با یک آرگومان obj است که می‌تواند با شی مشخص مثل vehicle2 مقداردهی شود. MEBN متغیرهای تصادفی را در سه نوع مختلف دسته‌بندی می‌کند:

۱) گره‌های مقیم[۲٤]: گره‌های مقیم متغیرهای تصادفی هستند که موضوع اصلی آن MFrag را بیان می‌کنند و هر گره مقیم، توزیع محلی مربوط به خود را دارد که آن را به عنوان تابعی از مقادیر گره‌های والدش تعریف می‌کند.

[۲۱] First Order Logic

[۲۲] Random Variable

[۲۳] Ordinary variable

[۲٤] Resident node

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

۲) گره‌های ورودی[۲۵]: گره‌های ورودی روی توزیع احتمالی گره‌های مقیمی که در این MFrag فرزندانشان هستند تاثیر می‌گذارد. لازم به ذکر است که توزیع مربوط به گره‌های ورودی در MFrag دیگری که در آن‌ها از نوع گره مقیم هستند، تعریف می‌شود.

۳) گره‌های زمینه[۲۶]: متغیرهای تصادفی منطقی هستند که شرایطی که بایستی برآورده شود تا توزیع‌های تعریف‌شده در MFrag معتبر باشند، را بیان می‌کنند.

شکل ۱ MFrag ای را نشان می‌دهد که دانش احتمالی اینکه چطور میزان خطر یک منطقه را بر اساس نوع وسایل نقلیه و تعداد آن‌ها می‌توان سنجید بیان می‌کند. به عنوان مثال اگر در یک منطقه تعداد زیادی وسیله نقلیه ردیابی مانند تانک وجود داشته باشد، میزان خطر بالا خواهد بود. فرض کنید v1 یک وسیله نقلیه و r1 یک منطقه باشد آنگاه با توجه به گره زمینه rgn=Location(obj)، نمونه‌ی[۲۷] (v1,r1) ایجاد می‌شود و یا اگر موقعیت موردبررسی، دو منطقه r1 و r2 داشته باشد، با توجه به اینکه گره Danger_Level(rgn) منطقه را به عنوان آرگومان دارد، آنگاه دو نمونه‌ی Danger_Level(r1) و Danger_Level(r2) ایجاد می‌شود.

توزیع‌های محلی را می‌توان با زبان توصیفی مخصوص با نام LPD[۲۸] تعریف کرد که در MFrag مثال مربوط به شکل ۱، برای محاسبه میزان خطر یک منطقه با کمک این زبان، دستورات لازم نوشته شده است. همانطور که در دستورات نوشته شده در شکل ۱ مشاهده می‌شود برای میزان خطر منطقه، دو حالت low و high تعریف می‌شود و مقداردهی آن‌ها بر اساس تعداد و نوع وسیله‌های نقلیه انجام می‌شود.

در نهایت مجموعه‌ای از MFragهای تعریف‌شده که قیدهای FOL را برآورده می‌کنند، یک توزیع احتمال توام منحصر بفرد را دارند که این همان تئوری MEBN یا MTheory می‌باشد.

۳. یافته‌های تحقیق

همانطور که در بخش‌های قبلی گفته شد در سیستم‌های تلفیق داده مربوط به مدل‌های مبارزه، با بکارگیری شبکه‌های بیزین چند موجودیتی، می‌توان به موضوع عدم قطعیت در بیان دانش و همچنین عدم قطعیت در استنتاج پرداخت. در این بخش برای بیان جزییات این راهکار و روشن شدن مفاهیم گفته شده در بخش ۲ یک مطالعه موردی توضیح داده می‌شود.

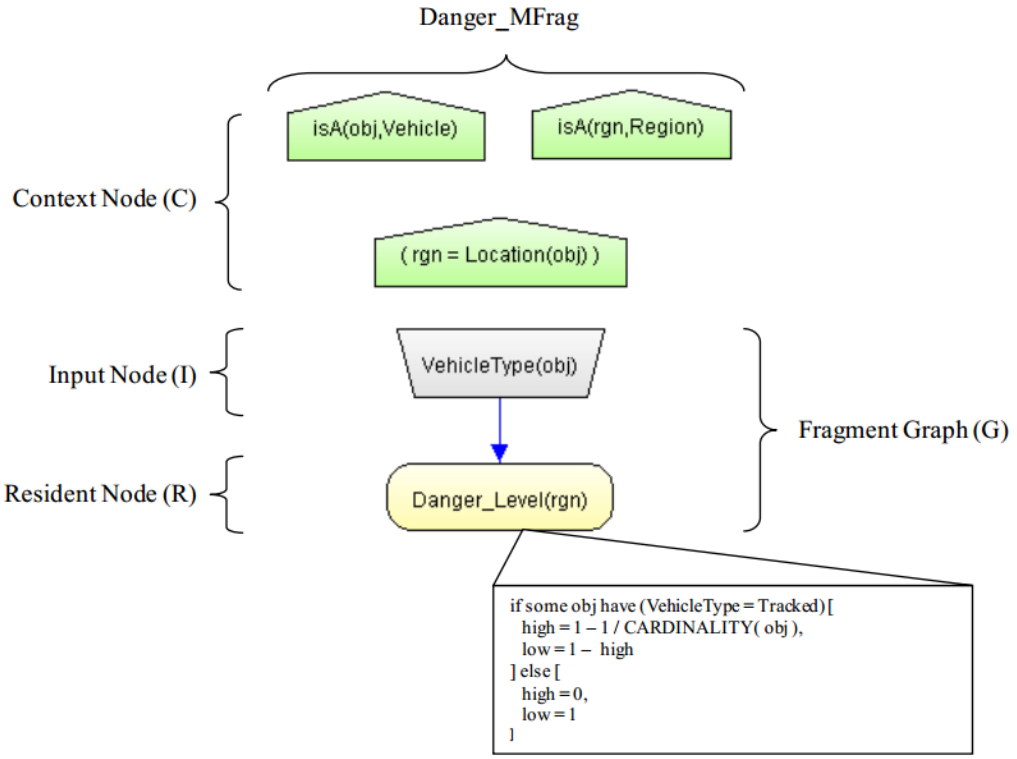
در مطالعه موردی فرض می‌شود گزارش‌هایی از رادارهای MTI، سنسورهای تصویربردار، سیستم آب و هوا و پایگاه داده GIS دریافت می‌شوند و این اطلاعات برای استنتاج به کار برده می‌شوند. به عبارتی تلفیق از طریق استنتاج بیزین با بکارگیری مدل ساخته شده از دانش خبره و داده‌ها انجام می‌شود.[11]

در بخش ۳-۱ توضیح داده می‌شود که چطور با به کار گرفتن توزیع احتمال توام برای شواهد و فرضیات و بکارگیری قوانین بیزین برای استنتاج، نوع وسیله نقلیه تشخیص داده می‌شود. در بخش‌های ۳-۲ و ۳-۳ ساختار شبکه بیزین و توزیع‌های احتمالی آن توضیح داده می‌شود. بخش ۳-٤ بیان می‌کند که چگونه یک BN با کمک نرم‌افزارهای مربوطه مانند UnBBayes، کامپایل می‌شود و بخش ۳-۵ بسط مطالعه موردی به شبکه بیزین چند موجودیتی را بیان خواهد کرد. در بخش ۳-٦ در مورد چگونگی طراحی و مدلسازی یک MEBN توصیحاتی گفته

[۲۵] Input node
[۲۶] Context node
[۲۷] instance
[۲۸] Local Probability Description

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

می‌شود و در آخر در بخش ۳-۷ چالش‌های اصلی MEBN مطرح می‌شوند.



شکل ۱ – MFrag مربوط به میزان خطر یک منطقه[10]

۳-۱. توزیع احتمال توام برای شواهد و فرضیه‌ها:

مسئله با تعریف RVها برای بیان مقادیر غیرقطعی حوزه مورد نظر شروع می‌شود. طبق تعریف رسمی یک RV تابعی است که یک فضای نمونه که بیان‌کننده‌ی مجموعه احتمالات برای مسئله موردنظر است را به یک فضای نتیجه که بیان‌کننده مقادیر ممکن کمیت‌های غیرقطعی است، نگاشت می‌دهد. در مثال مورد بررسی فضای نمونه یک مجموعه Ω از تمام موقعیت‌های نظامی ممکن است. ۵ متغیر تصادفی تعریف می‌شود: V مشخص‌کننده نوع وسیله نقلیه، M مشخص‌کننده گزارش MTI، I مشخص‌کننده گزارش تصویربرداری، W مشخص‌کننده گزارش آب و هوا و G مشخص‌کننده گزارش پایگاه داده GIS.

هر یک از این RVها یک موقعیت $\omega \in \Omega$ را به مقدار RV در آن موقعیت نگاشت می‌کند. به عبارتی اگر $\omega \in \Omega$ یک موقعیت واقعی باشد، خواهیم داشت: $V(\omega)=v_T$ اگر شی از نوع وسیله نقلیه ردیاب باشد، $V(\omega)=v_W$ اگر شی از نوع وسیله نقلیه چرخدار باشد و $V(\omega)=v_N$ اگر شی، وسیله نقلیه نباشد. متغیر تصادفی V یک تابع به صورت زیر است که موقعیت نظامی ω را به یکی از اعضای T_V نگاشت می‌کند.

$$V: \Omega \rightarrow T_V = \{v_T, v_W, v_N\} \qquad (1)$$

یک توزیع احتمالی[۲۹] برای یک RV، احتمالات را به زیرمجموعه‌ای از مقادیر ممکن RV نسبت می‌دهد به طوری که اصول تئوری احتمال برآورده شود. به طور مشابه چهار متغیر تصادفی دیگر شامل I، M، W و G مانند یک تابع Ω را به مجموعه خروجی‌های مربوطه نگاشت می‌کند. برای ساده‌سازی، خروجی سنسور تصویربرداری به صورت یک سیستم پردازش تصویر در نظر گرفته شده است که تصاویر را در سه دسته وسیله نقلیه ردیاب، وسیله نقلیه چرخدار و وسایل غیرنقلیه کلاسه‌بندی می‌کند. خروجی سنسور MTI به صورت سرعت بالا، سرعت متوسط و سرعت پایین بیان

[۲۹] Probability distribution

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

می‌شود و حالت چهارمی که نشان‌دهنده عدم وجود شی است. سیستم آب و هوا دو حالت صاف و ابری را گزارش می‌کند. گزارش GIS نیز چهار حالت: در جاده، خارج جاده–هموار، خارج جاده–ناهموار و خارج جاده–بسیار ناهموار دارد. در زیر فرضیات مربوط به چهار متغیر تصادفی به صورت فرمول آورده شده است.

$$I: \Omega \rightarrow T_I = \{i_T, i_W, i_N\}$$
$$M: \Omega \rightarrow T_M = \{m_F, m_M, m_S, m_N\} \quad (2)$$
$$W: \Omega \rightarrow T_W = \{w_S, w_O\}$$
$$G: \Omega \rightarrow T_G = \{g_R, g_S, g_H, g_V\}$$

این پنج متغیر تصادفی می‌توانند ترکیب شده و یک بردار تصادفی ایجاد کند که ویژگی‌های موقعیت را نشان می‌دهد. فضای خروجی بردار تصادفی، حاصلضرب کارتزین $T_I \times T_M \times T_W \times T_G$ می‌باشد. در حقیقت بردار تصادفی، هر موقعیت $\omega \in \Omega$ را به بردار $(v, i, m, w, g) \epsilon\, T_V \times T_I \times T_M \times T_W \times T_G$ نگاشت می‌کند. اگر توزیع احتمالی را برای این بردار تصادفی مشخص کنیم توزیع احتمال توام[۳۰] نامیده می‌شود.

فرض کنید یک توزیع توام روی مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی وجود داشته باشد و فرضیات موردنظر با H نشان داده می‌شود. اکنون فرض شود که متغیر تصادفی E مقدار e دارد، باید اطلاعات راجع به H با توجه به اطلاعات راجع به E به‌روزرسانی شود. برای انجام اینکار توزیع شرطی H به شرط E=e یعنی Pr[H|E=e] استفاده می‌شود.

$$\Pr[H = h \mid E = e] = \frac{\Pr[H = h, E = e]}{\Pr[E = e]} \quad (3)$$

فرمول ۳ براساس تئوری احتمال به صورت فرمول ٤ بازنویسی می‌شود.

$$\Pr[H = h \mid E = e] = \frac{\Pr[E = e \mid H = h]\, \Pr[H = h]}{\Pr[E = e]} \quad (4)$$

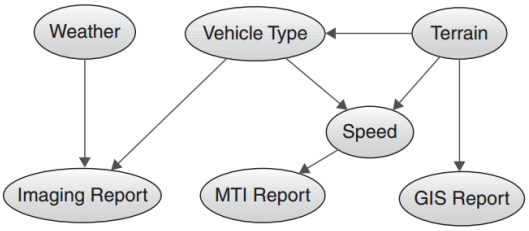
فرمول ٤ با نام قانون بیزین شناخته شده است که یک معادله اساسی است که توصیف می‌کند چطور عدم قطعیت با توجه به داده‌های دریافتی به‌روز شود.

به عنوان یک مثال ساده اگر گزارشات نشان‌دهنده وسیله نقلیه ردیاب، هوای صاف، سرعت متوسط و حرکت در جاده باشد، آنگاه احتمال اینکه شی وسیله نقلیه چرخدار باشد به صورت زیر است.

$$\Pr[V = v_W \mid I = i_T, M = m_M, W = w_S, G = g_R] = \frac{\Pr[I = i_T, M = m_M, W = w_S, G = g_R \mid V = v_W]\, \Pr[V = v_W]}{\Pr[I = i_T, M = m_M, W = w_S, G = g_R]} \quad (5)$$

۳-۲. ساخت شبکه بیزین

پس از تعریف متغیرهای تصادفی شواهد و فرضیات، گام بعد ساخت یک مدل برای توصیف روابط کیفی میان RVها می‌باشد. این روابط کیفی از دانش پیش‌زمینه و اطلاعات افراد خبره‌ی آن حوزه بدست می‌آید. شبکه بیزین مربوط به مطالعه موردی مطابق شکل ۲ مدل می‌شود.



شکل۲-شبکه بیزین مربوط به مطالعه موردی[11]

۳-۳. تعریف توزیع احتمال توام

در این بخش توزیع محلی مربوط به متغیرهای تصادفی بکارگرفته شده در مطالعه موردی باید به صورت شفاف تعریف شود که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

متغیرهای تصادفی Terrain و Weather: در ابتدا توزیع محلی برای این دو متغیرهای تصادفی تعریف می‌شود. این دو مورد در BN گره‌های ریشه هستند و توزیع‌شان به سایر RVها بستگی ندارد و مستقیما تعیین می‌شود. فرض می‌شود که شرایط آب و هوایی ۸۰٪ مواقع صاف و ۲۰٪ مواقع ابری است. پس $\Pr[W=w_S]=0.8$ و $\Pr[W=w_O]=0.2$.

و فرض می‌شود که سطح شی موردبررسی در ٤۰٪ در جاده و ۳۰٪ در خارج جاده–هموار و ۲۰٪ غیرجاده–ناهموار و ۱۰٪ خارج جاده–بسیار ناهموار می‌باشد. بعبارتی:

$$\Pr[T = t_R] = 0.4 \; ; \; \Pr[T = t_S] = 0.3$$
$$\Pr[T = t_H] = 0.2 \; ; \; \Pr[T = t_V] = 0.1$$

[۳۰] Joint probability distribution

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

متغیر تصادفی Vehicle Type: این متغیر فرضیه ی اصلی را بیان می‌کند که توزیع اولیه آن مشروط به گره پدر آن است، بعبارتی احتمال اینکه وسیله نقلیه، از چه نوعی باشد به سطح قرارگیری آن بستگی دارد. بنابراین داریم:

۱–جاده : در جاده ۶۰٪ اشیا وسیله نقلیه چرخدار، ۳۵٪ وسیله نقلیه ردیاب و ۵ ٪ وسایل غیرنقلیه هستند.

$$\Pr[V = v_W \mid T = t_R] = 0.6$$
$$\Pr[V = v_T \mid T = t_R] = 0.35$$
$$\Pr[V = v_N \mid T = t_R] = 0.05$$

۲–خارج جاده–هموار: ۵۰٪ وسایل نقلیه چرخدار، ۴۵٪ وسیله نقلیه ردیاب و ۵٪ وسیله غیرنقلیه هستند.

$$\Pr[V = v_W \mid T = t_S] = 0.5$$
$$\Pr[V = v_T \mid T = t_S] = 0.45$$
$$\Pr[V = v_N \mid T = t_S] = 0.05$$

۳–خارج جاده–ناهموار: ۳۵٪ وسایل نقلیه چرخدار، ۵۵٪ وسیله نقلیه ردیاب و ۱۰٪ وسیله غیرنقلیه هستند.

$$\Pr[V = v_W \mid T = t_H] = 0.35$$
$$\Pr[V = v_T \mid T = t_H] = 0.55$$
$$\Pr[V = v_N \mid T = t_H] = 0.1$$

۴–خارج جاده–بسیار ناهموار: ۱۰٪ وسایل نقلیه چرخدار، ۷۰٪ وسایل نقلیه ردیاب و ۲۰٪ وسایل غیرنقلیه هستند.

$$\Pr[V = v_W \mid T = t_V] = 0.1$$
$$\Pr[V = v_T \mid T = t_V] = 0.7$$
$$\Pr[V = v_N \mid T = t_V] = 0.2$$

متغیر تصادفی Imaging Report : توزیع احتمال برای این متغیر، مشروط به مقادیر گره‌های پدرش که Weather و Vehicle Type هستند تعریف شده است:

۱–در شرایط آب و هوایی صاف، ۹۶٪ شناسایی درست برای هر سه دسته وسیله نقلیه گزارش می‌شود و احتمال شناسایی نادرست بین دو فرضیه نادرست به طور مساوی تقسیم می‌شود.

$$\Pr[I = i_x \mid W = w_S, V = v_x] = 0.96$$
$$\Pr[I = i_x \mid W = w_S, V \neq v_x] = 0.02$$
$$x \in \{W, T, N\}$$

۲–در شرایط آب و هوایی ابری، احتمال تشخیص درست به ۴۰٪ کاهش می‌یابد.

$$\Pr[I = i_x \mid W = w_O, V = v_x] = 0.4$$
$$\Pr[I = i_x \mid W = w_O, V \neq v_x] = 0.3$$
$$x \in \{W, T, N\}$$

در رابطه با متغیر تصادفی Imaging Report، جدول احتمال شرطی[۳۱] (CPT) در شکل ۳ مشاهده می‌شود. در این جدول، حالت‌های متفاوت ساخته شده از ترکیب گره‌های پدر مربوط به گره مورد بررسی در بالای جدول قرار می‌گیرد و ستون‌ها را تشکیل می‌دهند و ردیف‌ها حالت‌های مختلف گره مورد بررسی هستند. یکی از ابزارهای متن باز برای استنتاج احتمالاتی و کار با شبکه‌های بیزین، UnBBayes[12,13] است که جداول CPT را می‌سازد و با کمک افراد خبره جدول پر می‌شود و در هنگام استنتاج از این جداول استفاده می‌کند.

Vehicle Type	Wheeled		Tracked		NonVehicle	
Weather	Clear	Cloudy	Clear	Cloudy	Clear	Cloudy
Tracked	0.02	0.3	0.96	0.4	0.02	0.3
Wheeled	0.96	0.4	0.02	0.3	0.02	0.3
NonVehicle	0.02	0.3	0.02	0.3	0.96	0.4

شکل۳–CPT مربوط به گره Imaging Report

متغیر تصادفی Speed و MTI Report: متغیر تصادفی Speed چهار حالت زیر را دارد:

۱–سریع: در این حالت سرعت بیشتر از ۶۰ است.

۲–متوسط: سرعت در بازه ی ۱۶ تا ۵۹ است.

۳–آهسته: سرعت در بازه‌ی ۱ تا ۱۵ است.

۴–ساکن: در این حالت سرعت کمتر از یک است یا در حال حرکت نمی‌باشد. بنابراین متغیر تصادفی Speed به شکل زیر تعریف می‌شود.

$$S: \Omega \rightarrow T_S = \{s_F, s_M, s_S, s_N\}$$

متغیر تصادفی MTI Report همان حالت‌های متغیر تصادفی Speed را دارد.

متغیر تصادفی GIS Report: فرض می‌شود سیستم GIS در جاده بودن را با احتمال ۹۹٪ و سه مورد دیگر (خارج جاده–هموار، خارج جاده–ناهموار، خارج جاده–بسیار ناهموار) را با احتمال ۹۰٪ درست تشخیص می‌دهد.

$$\Pr[G = g_R \mid T = t_R] = 0.99$$
$$\Pr[G = g_S \mid T = t_R] = 0.01$$
$$\Pr[G = g_H \mid T = t_R] = 0$$
$$\Pr[G = g_V \mid T = t_R] = 0$$
$$\Pr[G = g_R \mid T = t_S] = 0.05$$

[۳۱] Conditional Probability Table

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

$$\Pr[G = g_S \mid T = t_S] = 0.9$$
$$\Pr[G = g_H \mid T = t_S] = 0.05$$
$$\Pr[G = g_V \mid T = t_S] = 0$$
$$\Pr[G = g_R \mid T = t_H] = 0$$
$$\Pr[G = g_S \mid T = t_H] = 0.05$$
$$\Pr[G = g_H \mid T = t_H] = 0.9$$
$$\Pr[G = g_V \mid T = t_H] = 0.05$$
$$\Pr[G = g_R \mid T = t_V] = 0$$
$$\Pr[G = g_S \mid T = t_V] = 0$$
$$\Pr[G = g_H \mid T = t_V] = 0.1$$
$$\Pr[G = g_V \mid T = t_V] = 0.9$$

مدل شبکه بیزین با توجه به متغیرهای تصادفی تعریف شده در مثال موردبررسی، توزیع توام را به شکل زیر توصیف می‌کند.

$$\Pr[(T,W,V,S,I,M,G)] = \Pr[T] \times \Pr[W] \times \Pr[V|T] \times \Pr[S|V,T] \times \Pr[I|W,V] \times \Pr[M|S] \times \Pr[G|T] .$$

۳-٤. کامپایل و بکارگیری مدل:

بعد از تعریف همه CPTها و وارد کردن آن‌ها در ابزار BN، آنگاه مدل گرافیکی می‌تواند کامپایل شود. کامپایل یک BN به معنی بکارگیری الگوریتم استنتاج برای محاسبه توزیع‌ها برای همه RVها می‌باشد. به عنوان یک مثال با توجه به داده‌های دریافت شده‌ی زیر می‌خواهد تعیین کند که نوع شی وسیله نقلیه ردیاب یا چرخدار است یا وسیله غیرنقلیه است.

۱-سنسور تصویربرداری یک وسیله نقلیه ردیاب گزارش کرده است.

۲-آب و هوا صاف است.

۳-گزارش MTI، سرعت متوسط است.

٤-گزارش GIS شی در جاده است.

شکل ٤ با توجه به داده‌های دریافتی و جداول CPT، شبکه بیزین کامپایل شده در UnBBayes را نمایش می‌دهد که مشاهدات با احتمال ۱۰۰٪ نشان داده شده‌اند و استنتاج این نتیجه را داده است که با احتمال بالایی(۹۷,٤٥٪)، وسیله نقلیه از نوع ردیاب می‌باشد.

۳-٥ بسط مسئله به شبکه بیزین چند موجودیتی:

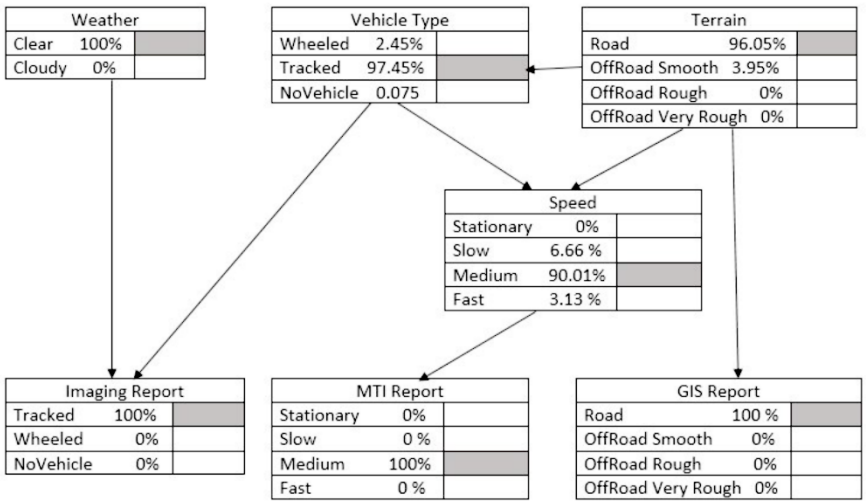
اگرچه شبکه‌های بیزین یک ابزار مدلسازی ساده و مناسب است و بخوبی مساله عدم قطعیت را مدیریت می‌کند اما برای حل مشکل محدودیت قدرت بیان آن و بهره‌مندی از قابلیت‌های بالای MEBN، در ادامه نحوه بکارگیری آن گفته می‌شود.

همانطور که در بخش ۲-۲ بیان شد برای استنتاج MEBN نیاز است تمام MFragها و متغیرهای مربوط به درستی ساخته شوند. همچنین باید به تعریف LPDهای هر MFrag نیز پرداخت. شکل ٥ MFragهای مربوط به مطالعه موردی را نشان می‌دهد. آنگاه هر زمان داده‌های مربوط به موقعیتی خاص داده شود، استنتاج گر MEBN، SSBN[۳۲] مربوطه را می‌سازد. بعبارتی برای استنتاج در MEBN لازم است که یک SSBN ایجاد شود که در واقع شبکه بیزینی است که با ایجاد و ترکیب نمونه‌هایی از MFragها ساخته می‌شود.

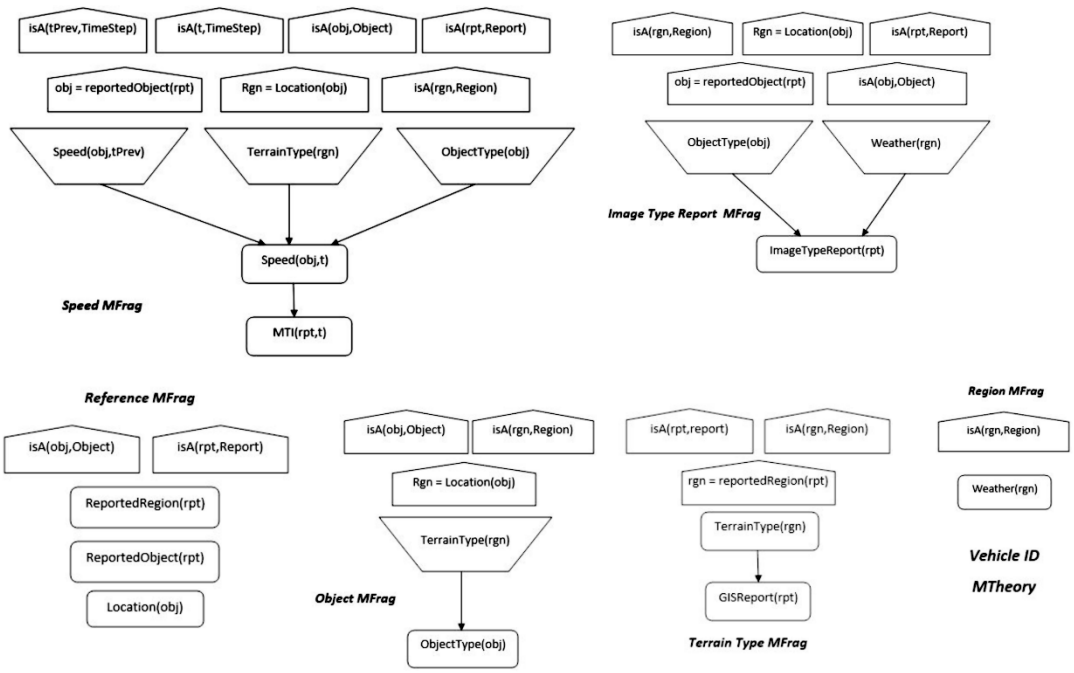
به عنوان مثال شکل ٦ SSBN مربوط به دو شی مشاهده شده را نشان می‌دهد که گزارش GIS برای هر دو سطح خارج جاده-بسیارناهموار بوده و آب و هوا ابری گزارش شده است. گزارش سنسور تصویربرداری برای شی اول، وسیله نقلیه چرخدار و برای شی دوم وسیله نقلیه ردیاب را بیان کرده است. گزارش MTI برای شی اول سرعت آهسته و برای شی دوم سرعت متوسط را اعلام کرده است.

[۳۲] Situation Specific Bayesian Network

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]



شکل۴-شبکه بیزین کامپایل شده[۱۱]



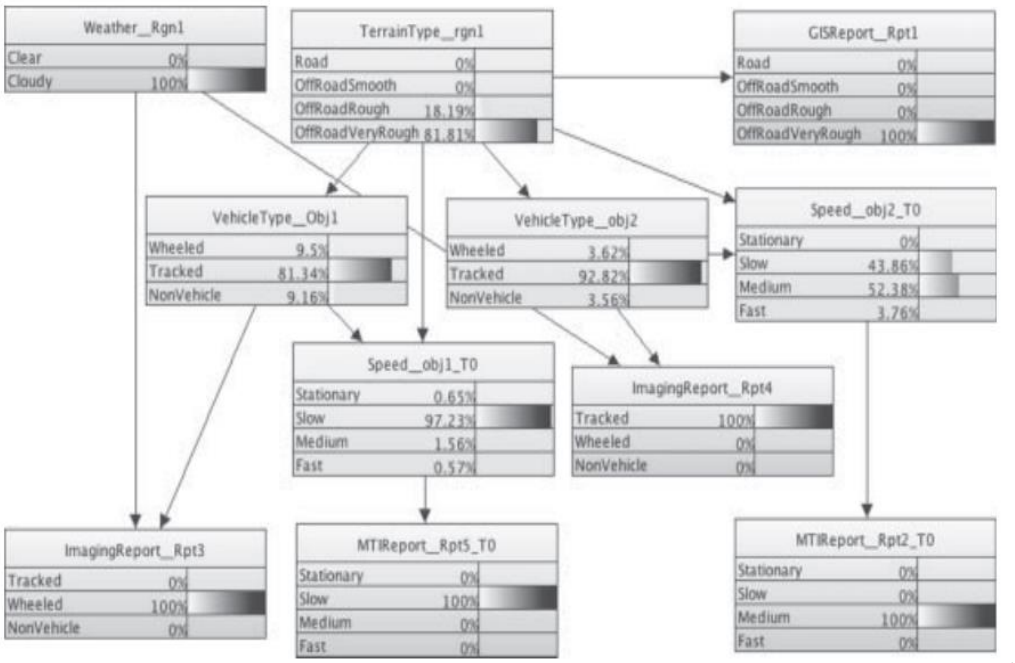
شکل ۵- **MFrag**های مربوط به شناسایی اشیا[۱۱]

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

همانطور که در شکل ٦ مشاهده می‌شود نتیجه استنتاج برای هر دو شی، تشخیص وسیله نقلیه ردیاب است که دلیل آن این است که در داده‌های دریافتی مربوط به شی اول، برای نوع سطح با احتمال بالایی خارج جاده–بسیار ناهموار گزارش شده است و بنابراین روی استنتاج تاثیر گذاشته است، پس می‌توان حدس زد که به دلیل شرایط آب و هوایی ابری، احتمال خطا و اشتباه در گزارش سنسور تصویربرداری برای شی اول وجود دارد.

٣-٦. طراحی و مدل‌سازی MEBN

ذکر این مطلب ضروری است که یک MEBN برای طراحی درست نیاز به متدولوژی رسمی دارد. برای این منظور می‌توان از چرخه‌ی مدلسازی آنتولوژی احتمالاتی (POMC)[٣٣] بهره برد که بخشی از فرایند مدلسازی عدم قطعیت در تکنولوژی‌های معنایی یا همان UMP-ST[٣٤] می‌باشد که خروجی‌های اصلی و ترتیب تولید آن‌ها را به طور واضح مشخص می‌کند. همانطور که در شکل ٧ مشاهده می‌شود دایره آبی به نیازمندی‌های مدل اشاره می‌کند، در واقع اهداف[٣٥] به‌درستی تعریف می‌شوند و همچنین شواهد مربوط به هر هدف بیان می‌شود. سه دایره سبز رنگ به تحلیل و طراحی مدل اشاره دارند و موجودیت‌ها، صفات‌شان، روابط بین آن‌ها و قوانین مرتبط با هر کدام توصیف می‌شود. دو دایره قرمز مربوط به موارد پیاده‌سازی می‌باشد و موجودیت‌ها، صفات، روابط و قوانین با زبان مشخص که قدرت بیان موارد احتمالی و معنایی را دارد کد می‌شود. و در آخر دایره بنفش مربوط به تست و ارزیابی است که با کمک سناریوهای مختلف به این مورد پرداخته می‌شود.[12]



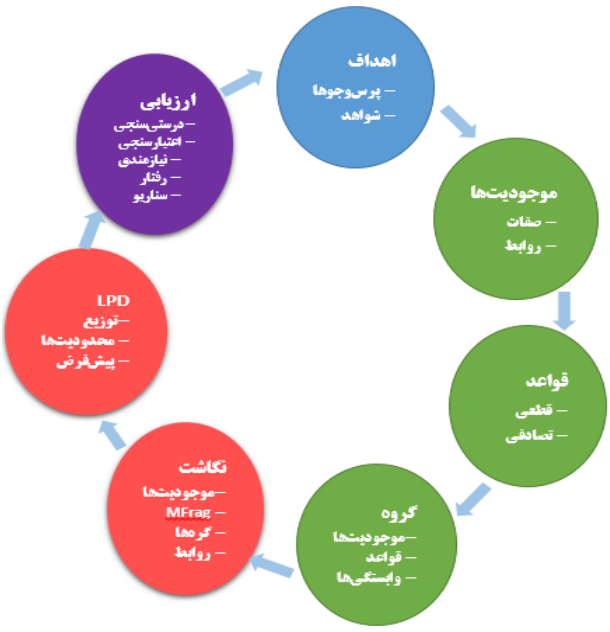
شکل٦–یک نمونه SSBN ساخته شده[11]

[٣٣] Probabilistic Ontology Modeling Cycle

[٣٤] Uncertainty Modeling Process for Semantic Technology

[٣٥] Goals

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]



شکل۷-چرخه مدلسازی POMC [12]

۳-۷- چالش‌های MEBN

تاکنون تلاش‌های زیادی در زمینه ارائه زبان‌های بیان دانش احتمالاتی انجام شده است و تعدادی از محققان به سمت روش‌های ترکیب منطق کلاسیک و احتمالات رفته‌اند. یک رویکرد معمول فراهم کردن زبانی است که نه تنها امکان بیان تئوری مرتبه اول برای اشیا یک دامنه را دارد بلکه درجه باور[۳۶] برای گزاره‌های مربوط به این اشیا را نیز می‌تواند بیان کند. تعدادی از زبان‌هایی که توسعه داده شده‌اند قادر به بیان دانش احتمالاتی به صورت واحدهای ماژولاری هستند که می‌تواند مدل‌های پیچیده‌ی آن دامنه را بسازد. به مدل رابطه‌ای احتمالاتی (PRM[۳۷])[14] و شبکه بیزین شی‌گرا (OOBN[۳۸])[15] به عنوان دو مورد اصلی در این زمینه می‌توان اشاره کرد که "ساختار"ها در مدل رابطه‌ای احتمالاتی و "کلاس"های اشیا در شبکه‌های بیزین شی‌گرا، معادل همان MFragها در MEBN هستند.

بطور کلی می‌توان گفت استنتاج MEBN با ترکیب دانش قبلی و مشاهدات فعلی، نتایج جدیدی را با در نظرداشتن عدم قطعیت ارائه می‌دهد. اما از سمت دیگر MEBN با چالش‌ها و مسائلی نیز روبه‌رو می‌باشد که می‌توان آن‌ها را در موارد زیر خلاصه کرد:[7]

۱-مقیاس‌پذیری هنوز یک مساله جدی در MEBN می‌باشد.

۲-اگرچه که فرایند مدلسازی استانداردی (UMP-ST) وجود دارد، اما همچنان فرایند ساخت MEBN بیشتر یک روال دستی است که مدلسازی و ایجاد آن نیاز به انسان دارد.

۳-عدم وجود روش استانداردی که به MFragهای MEBN اجازه دهد تا به صورت پویا، تکامل و بهینه‌سازی شوند.

٤-روش جامع و قابل اطمینان برای یادگیری MEBN از پایگاه‌های دانش آن دامنه وجود ندارد.

۴. جمع‌بندی :

در سیستم‌های کنترل و فرماندهی، انجام تلفیق داده‌ی درست و به‌هنگام در سطوح بالا شامل سطح ارزیابی موقعیت و ارزیابی تهدید بسیار موردتوجه محققان می‌باشد و وجود عدم قطعیت در این سطوح انکارناپذیر است. بنابراین در نظر گرفتن روش‌هایی برای مدیریت صحیح عدم قطعیت بسیار ضروری می‌باشد. از طرفی شبکه‌های بیزین چندموجودیتی برای بیان دانش احتمالاتی و استنتاج غیرقطعی، بکار گرفته می‌شوند و در این مقاله از قابلیت‌های شبکه بیزین چند موجودیتی شامل قدرت مدلسازی عدم قطعیت و قدرت بیان بالا برای تلفیق داده سطوح بالا استفاده شد، و با ذکر مثال گام‌های مختلف بکارگیری آن شرح داده شد. پس از بررسی سناریوهایی می‌توان اینگونه نتیجه گرفت که با بهره‌گیری از متدولوژی‌های رسمی که در این زمینه وجود دارد و همچنین با کمک دانش افراد خبره در

[36] Degrees of belief

[۳۷] Probabilistic Relational Model

[۳۸] Object Oriented Bayesian Networks

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]

این حوزه، می‌توان برای تلفیق داده در سیستم‌های کنترل و فرماندهی، مدلسازی را انجام داد و سپس با کمک ابزارهای موجود، به توسعه‌ی سیستم نرم‌افزاری پرداخت.

تقدیر و تشکر: از حمایت مالی مجتمع آموزش عالی گناباد از این تحقیق در قالب طرح پژوهشی به شماره قرارداد ۵۱-۹۷ قدردانی می‌گردد.

راجع

[1] White, F. E. (1988, April). A model for data fusion. In Proc. 1st National Symposium on Sensor Fusion (Vol. 2, pp. 149-158).

[2] Steinberg, A. N., & Bowman, C. L. (2008). Revisions to the JDL data fusion model. In Handbook of multisensor data fusion (pp. 65-88). CRC Press.

[3] Pearl, J. (2014). Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference. Elsevier.

[4] Endsley, M. R. (1988, October). Design and evaluation for situation awareness enhancement. In Proceedings of the Human Factors Society annual meeting (Vol. 32, No. 2, pp. 97-101). Sage CA: Los Angeles, CA: SAGE Publications.

[5] Parka, C. Y., & Laskey, K. B. (2018). Reference Model of Multi-Entity Bayesian Networks for Predictive Situation Awareness. arXiv preprint arXiv:1806.02457.

[6] Costa, A. N., & Costa, P. C. (2018). Simulation-Based Air Mission Evaluation with Bayesian Threat Assessment for Opposing Forces. In Disciplinary Convergence in Systems Engineering Research (pp. 281-295). Springer, Cham.

[7] Patnaikuni, P., Shrinivasan, R., & Gengaje, S. R. (2017). Survey of Multi Entity Bayesian Networks (MEBN) and its applications in probabilistic reasoning. International Journal of Advanced Research in Computer Science, 8(5).

[8] Koski, T., & Noble, J. (2011). Bayesian networks: an introduction (Vol. 924). John Wiley & Sons.

[9] Laskey, K. B. (2008). MEBN: A language for first-order Bayesian knowledge bases. Artificial intelligence, 172(2-3), 140-178.

[10] Park, C. Y., Laskey, K. B., Costa, P., & Matsumoto, S. (2013). Multi-entity bayesian networks learning in predictive situation awareness. GEORGE MASON UNIV FAIRFAX VA VOLGENAU SCHOOL OF INFORMATION TECHNOLOGY AND ENGINEERING.

[11] Costa, P. C., Herencia-Zapana, H., & Laskey, K. (2012). Uncertainty Representation and Reasoning for Combat Models. Engineering Principles of Combat Modeling and Distributed Simulation, 715-745.

[12] Carvalho, R., Laskey, K., Costa, P., Ladeira, M., Santos, L., & Matsumoto, S. (2010). UnBBayes: modeling uncertainty for plausible reasoning in the semantic web. In Semantic Web. InTech.

[13] Matsumoto, S., Carvalho, R. N., Ladeira, M., da Costa, P. C. G., Santos, L. L., Silva, D., ... & Cai, K. (2011). UnBBayes: a java framework for probabilistic models in AI. Java in academia and research, 34.

[14] Heckerman, D., Meek, C., & Koller, D. (2004). Probabilistic models for relational data. Technical Report MSR-TR-2004-30, Microsoft Research.

[15] Koller, D., & Pfeffer, A. (1997, August). Object-oriented Bayesian networks. In Proceedings of the Thirteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence (pp. 302-313). Morgan Kaufmann Publishers Inc.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-18]