

یادگیری رفتار مقاوم در مقابل تغییرات محیطی و خرابی حسگرهای روبات سیار، با استفاده از شبکه بیزین پویای مبتنی بر داده

علیرضا رضائی^۱، دانشجوی دکتری، ابوالقاسم اسدالله راعی^۲، دانشیار، سعید شیر قیداری^۳، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران - arzeae@aut.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران - raie@aut.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران - shiry@aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله، از شبکه بیزین پویا برای مدل‌سازی رفتار عبور از درب استفاده شده است. این شبکه با لحاظ نمودن وابستگی‌های بین داده‌های حسگرها و رفتار مورد نظر روبات، به سهولت آموزش دیده و با موفقیت رفتار مورد نظر را در شرایط محیطی بدون خطای حسگرها انجام داده و در روبرو شدن با محیط‌های دارای خطا در حسگرهای خود، تشخیص قرائت‌های نامطلوب حسگرها را به کمک روش مبتنی بر داده انجام می‌دهد. حذف خطا یا قرائت‌های نامطلوب حسگرها با تغییر ساختار شبکه بیزین پویا و بر اساس تفسیر اطلاعات سنسورها انجام شده است. هم‌چنین روبات با اعمال خطای مصنوعی در قرائت حسگرها مورد ارزیابی قرار گرفته است. مدل پیشنهادی برای "رفتار عبور از درب"، که مبتنی بر شبکه بیزین پویا می‌باشد توانسته است مقاومت به مراتب بالاتری را نسبت به مدل مبتنی بر شبکه بیزین (با ساختار ثابت)، در قبال انواع قرائت‌های نامطلوب و متعدد ناشی از خطای ثابت، رانشی، هم‌آوایی، تصادفی و جابجایی و نیز تغییرات مختصر نقشه محیط، از خود نشان دهد. هم‌چنین با افزودن بخش انجام مانور به مدل رفتار آن در محیط‌های دینامیکی نیز مقاوم‌تر شده است. هم‌چنین عملکرد مدل پیشنهادی در محیط شبیه‌ساز مورد ارزیابی قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: رفتار، یادگیری، خطا، شبکه بیزین پویا، داده، حسگر.

Learning Behavior and Resistance to Environmental Change by Sensors Fault in Mobile Robot using Dynamic Bayesian Network Based on Data

A. R. rezaee, A. A. raie, S. Shiry Gheedari

Electrical Engineering Department Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Abstract: In this paper, the dynamic Bayesian network for modeling behavior has been used for door-crossing behavior. This network easily trains and it supports dependencies between of data's sensors and the desired behavior of robot on ideal environment and it detects error on data' sensor by using data-based method in real environment. Elimination of undesired sensor performs with structure changing base on interpretation of sensor's data. Evaluation is based on robots with artificial error in the readings of the sensors. Proposed model for the "door-crossing", which is based on dynamic Bayesian networks, has been able to resist much higher than the model based on Bayesian networks (fixed structure), in the face of adverse and multiple interpretations of the constant error, drift, also cross-talk, random movement and slight changes in the environment map. This model is much resistant by adding maneuver part to it on dynamic environments. The performance of the proposed model on the simulation environment has been evaluated.

keyword: Behavior, learning, error, dynamic Bayesian networks, data, sensor.

تاریخ ارسال مقاله: ۹۱/۱/۲۲

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۲/۳/۱۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۲/۴/۲

نام نویسنده‌ی مسئول: ابوالقاسم اسدالله راعی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران- تهران- خیابان حافظ- دانشگاه صنعتی امیرکبیر - دانشکده مهندسی برق

۱- مقدمه

یکی از قابلیت‌هایی که برای یک روبات متحرک متصور است قابلیت حرکت در محیط، ادراک و مدل کردن آن و برنامه‌ریزی برای حرکت می‌باشد که اگر در بین این کار روبات از حرکت بایستد و حرکت خود را به صورت کامل انجام ندهد آن رفتار به عنوان یک خطا یا عیب^۱ نامیده می‌شود و ممکن است بسیار پرهزینه و خطرناک باشد. برنامه‌ریزی و اجرای یک کار در یک روبات، رفتار نام دارد. هر رفتار را می‌توان توسط تعدادی حالت و ارتباطات بین آن‌ها مدل کرد.

حال اگر خطا نیز به سیستم اضافه شود مساله به علت وجود تعداد بسیار زیاد حالات پیچیده‌تر می‌شود. بنابراین یکی از شرایط سختی که روبات با آن مواجه می‌شود زمانی است که مدل رفتار نادقیق بوده و یا حتی در بعضی شرایط مدلی از آن موجود نباشد و علاوه بر آن امکان خرابی و نویزی بودن حسگرهای روبات در بین مراحل کار نیز وجود داشته باشد.

پدیده عدم قطعیت همواره در مسیر تعامل روبات حضور دارد. پنج عامل اساسی به وجود آورنده این پدیده تغییرات محیط، تاثیر عوامل اتفاقی، محدودیت حسگرها، مدل‌سازی نادقیق و استفاده از تقریب در انجام محاسبات هستند.

محیط اطراف روبات همواره در حال تغییر است و عموماً نمی‌توان در مورد اتفاقاتی که در آن می‌افتد از قبل به طور دقیق اطلاع حاصل نمود. به عنوان مثال، برای یک روبات که قرار است در پیاده‌رویی در خیابان حرکت کند از قبل معلوم نیست که چه تعداد عابر در مقابلش حرکت می‌کنند و هم چنین مسیر حرکت این عابران نیز از قبل معلوم نیست، چنین مساله‌ای عامل ذاتی ایجاد عدم قطعیت است. عامل دیگر در نحوه‌ی ارتباط بین محیط و روبات نهفته است.

تعامل روبات با محیط از دو طریق انجام می‌پذیرد یکی از طریق حسگرهایی که بر روی روبات نصب می‌شوند و اطلاعات مربوط به محیط اطراف و گاه خود روبات را جمع‌آوری می‌کنند و دیگری از طریق محرک‌هایی است که این امکان را فراهم می‌آورند که روبات بر روی محیط اطراف خود تاثیر بگذارد و یا در داخل آن تغییر موقعیت بدهد. عواملی که در ارتباط بین روبات و محیط اطراف آن دخیل هستند در عمل همواره باعث تزریق عدم قطعیت در این ارتباط می‌گردند. عدم قطعیت موجود در حسگرها ریشه در محدودیت‌هایی دارد که روابط فیزیکی بر قدرت تفکیک و حوزه دید حسگرها تحمیل می‌کنند. در دنیای واقعی حسگرها مقادیر را با یک میزان تفکیک‌پذیری زمانی یا مقدار معلوم اندازه می‌گیرند که این کار باعث از دست دادن دقت اطلاعات می‌گردد. از سوی دیگر عواملی که در فرایند فیزیکی اخذ داده موثر هستند، چنان پیچیده‌اند که باعث می‌شوند تا با همین میزان تفکیک‌پذیری باز هم عدم قطعیت در مقدار اندازه‌گیری شده رسوخ کند. به عنوان مثال فاصله‌یاب لیزری حسگری است که اطلاعات فاصله نسبی و زاویه نقاط تا روبات را برای یک برش از محیط اندازه‌گیری می‌کند. این حسگر هم فاصله و هم زاویه را با

یک میزان تفکیک‌پذیری خاص فراهم می‌کند. مقادیر اندازه‌گیری شده با همین میزان تفکیک‌پذیری هم دارای نویز با مقدار تصادفی هستند. مساله عدم قطعیت در مورد محرک‌ها هم رخ می‌دهد.

بخش‌های مختلف این مقاله به این شرح است: بخش دوم به معرفی پیشینه کارهای انجام شده در مدل‌سازی و یادگیری رفتار می‌پردازد. بخش سوم به تشریح شبکه بیزین پویا پیشنهادی و چگونگی حذف خطا توسط آن می‌پردازد. در بخش چهارم شبیه‌ساز و محیط شبیه‌سازی شده تشریح می‌شود. در بخش پنجم روش پیشنهادی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد که شامل دو بحث بر روی محیط ثابت دارای خطا و محیط دینامیکی می‌شود و در آخر، در فصل ششم نتیجه‌گیری و کارهای آینده بیان می‌شود.

۲- مروری بر کارهای گذشته

قلب تپنده مدل رفتارهای مختلف یک روبات بخش یادگیری آن است. ایده اصلی سیستم‌های مبتنی بر یادگیری خودکار، از کنترل سیستم‌ها آمده است [۱]. کار چنین سیستم‌هایی حل مساله جستجو و بهینه کردن تابعی مشخص در آن است. این تابع در حقیقت مشخص‌کننده بازدهی حال حاضر سیستم است. فضای جستجو به عواملی چون ساختار مدل، تعداد عامل‌ها و چگونگی ارتباط بین آن‌ها بستگی دارد. یادگیری خودکار، معمولاً براساس یکی از روش‌های یادگیری تکاملی، یادگیری تقویتی، مبتنی بر قانون، شبکه عصبی، یادگیری احتمالی و یا ترکیب آن‌ها است.

روش‌های مبتنی بر تکامل در روباتیک کم و بیش استفاده شده است. در این روش‌ها کنترلر روبات که معمولاً به صورت یک پارچه^۲ توصیف می‌شوند با استفاده از میزان سازگاری^۳ عامل استفاده‌کننده از آن کنترلر، تکامل می‌یابد. به دلیل یک پارچه بودن اکثر کنترلرهای تکاملی و نبود چندین رفتار مختلف به صورت مشخص و بارز می‌توان در رفتارگرا بودن این نوع طراحی شک داشت و اکثر کنترلرهای طراحی شده را بیشتر جزو خانواده کنترل‌های انفعالی^۴ در نظر گرفت. با وجود این که روش‌های متداول روباتیک تکاملی به نظر توانمند می‌آیند اما ایرادهای مشخصی نیز دارند. به عنوان یکی از بزرگ‌ترین مشکلات آن‌ها می‌توان به سرعت پایین آن‌ها نسبت به روش‌های دیگر اشاره کرد. علاوه بر آن، یادگیری تکاملی نمی‌تواند در محیط‌های وصل-خط^۵ کار کند. الگوریتم تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک^۶ بیشتر برای سیستم‌های قطع-خط^۷ مناسب است جایی که زمان جستجو در آن زیاد مهم نیست [۱]. اما معمولاً محیط‌هایی که روبات‌ها در آن کار می‌کنند به سرعت تغییر می‌کنند.

یادگیری تقویتی روش دیگری برای یادگیری رفتار توسط روبات است. یادگیری تقویتی خود به انواعی چون یادگیری TD و Q و تقسیم‌بندی می‌شود [۲]. یادگیری Q می‌تواند در محیط‌های وصل-خط خوب کار کند اما نمی‌تواند در محیط‌هایی که partial observable است و اطلاعات کامل در دسترس نیست درست کار

با توجه به [۱۴] می‌توان هر POMDP، MDP، HMM و HPOMDP را به یک DBN تبدیل کرده و با استفاده از الگوریتم‌های بیزی مانند الگوریتم درخت اتصال^۸ پیچیدگی محاسبات را پایین آورد. در این تبدیل می‌توان به جای الگوریتم Baum-Welch که در HPOMDP استفاده می‌شود از الگوریتم درخت اتصال برای به روز رسانی پارامترهای مدل استفاده کرد و بدین ترتیب سرعت محاسبات را از $O(T^3)$ به $O(T)$ کاهش داد. بنابراین با استفاده از DBN و یادگیری آن در ناوبری می‌توان سیستم ناوبری کارآمدی برای حرکت روبات در محیط پویا ارائه نمود.

مورفی مقاله معروف خود در زمینه یادگیری DBN و استنتاج در آن را در [۱۸] ارائه کرد و نسل جدید تحقیقات در این زمینه را پایه نهاد و روشی به نام Rao-Blackwellised Particle Filtering را ارائه کرد که برای روبات می‌توان از آن استفاده کرد.

در زمینه تکنیک‌های دیگر یادگیری مانند شبکه عصبی [۱۹] و الگوریتم ژنتیک [۲۰] نیز مقالات بسیاری وجود دارد. اما اخیراً شبکه بیزین که بر پایه تئوری بیز بنا نهاده شده است برای نشان دادن عدم قطعیت نیز مورد توجه قرار گرفته است.

در [۲۱] روش احتمالاتی برای تشخیص خطا ارائه شده است. این روش برای سیستم‌هایی که دارای حالت‌های اکتیو کمی هستند مورد استفاده قرار گرفته و بر اساس شبکه بیزین و معادلات پرتی و آنالیز PCA مدل سیستم خطا تشخیص داده می‌شود. هم چنین در [۲۲] برای اندازه‌گیری مقدار تشعشع رادیویی موجود در هوا از خواص ابر استفاده شده است و در آن مجموعه‌ای از سنسورها، اطلاعات را از ابرها گرفته و بر اساس روش بیزین پویا و استفاده از تاریخچه احتمالاتی آن خواص مقدار تشعشع و خرابی هر یک از سنسورها تشخیص داده می‌شود.

در زمینه کاربرد شبکه بیزین در روباتیک تنها مقالات محدودی در سال‌های اخیر منتشر شده است [۲۳-۲۶]. دلیل کم بودن این مقالات در این زمینه را می‌توان به سختی استدلال در حالت بلادرنگ^۹ نسبت داد. بنابراین انگیزه اصلی در این مقاله تاکید بر توانایی یادگیری شبکه بیزین به عنوان یک روش یادگیری در روبات سیار است.

در سال ۲۰۰۷ لازکانو رفتار عبور کردن یک روبات سیار از درب^{۱۰} را با کمک حسگر سونار و بر اساس یادگیری ساختار شبکه بیزین با استفاده از الگوریتم K2 پیاده‌سازی نمود [۲۳]. این ساختار بر اساس یک رینگ حسگر آلتراسونیک که از ۱۰ حسگر تشکیل شده است به دست آمده است. این مقاله مبنای انتخاب نوع رفتار برای تحقیق حاضر شده است. با توجه به اینکه ساختارهای ارائه شده در آن بر مبنای شبکه بیزین بوده‌اند و در شبکه بیزین حرکت روبات فقط به مقادیر حسگرها در همان لحظه ارتباط دارد این ایده به وجود آمد که چون در عمل حرکت روبات به موقعیت روبات در لحظات قبل هم بستگی دارد در صورتی که بتوان این ساختار را به جای شبکه بیزین بر حسب شبکه بیزین پویا ارائه داد آنگاه ارتباط بین لحظات نیز خود به

کند. در حقیقت، یادگیری TD و یادگیری Q تنها در سیستم‌هایی خوب کار می‌کنند که کل حالت‌های سیستم قابل مشاهده باشد. اگر یک سیستم کامل قابل مشاهده نباشد و یا اطلاعات آن کامل نباشد و هم چنین تعداد حالت‌های آن زیاد باشد، این روش‌ها واگرا می‌شوند [۳]. علاوه بر آن، این روش به دانش قبلی و عدم قطعیت در یادگیری پارامترها توجهی ندارد.

علی‌رغم مدل‌های مختلفی که شبکه عصبی می‌تواند یاد بگیرد پرل نشان داد که شبکه عصبی نمی‌تواند استدلال بین وقایع انجام دهد و علاوه بر آن برای یادگیری مقادیر جدید، باید شبکه عصبی را دوباره آموزش داد [۴]. شبکه عصبی هنوز برای مدل‌های طولانی وابستگی، به کار نمی‌رود یعنی شبکه عصبی توالی را درک نمی‌کند و هم چنین بردن دانش قبلی در شبکه عصبی بسیار سخت است.

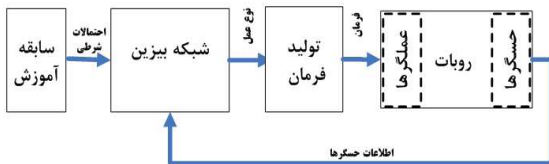
تلاش‌های زیادی برای مدل کردن محیط روبات به صورت یک مدل قطعی بر اساس تئوری احتمالات انجام شده است [۵]. این نوع نگاه‌ها نمی‌توانند برای محیط‌های پویا که محیط‌های واقعی از جمله آن‌ها هستند به کار روند. روش‌هایی مثل توانایی مدل کردن عمل‌ها و پیشگویی تاثیرات وظایف را در محیط واقعی دارد [۶] اما فقط در بازه زمانی کوتاهی قابل استفاده بوده و نمی‌تواند در دراز مدت با اطلاعات مغشوش حسگرها به کار خود ادامه دهد [۷].

سیستم‌ها را می‌توان به وسیله مدل احتمالی مارکف پنهان (HMM) نیز مدل کرد [۸]. در این مدل حالت‌های میانی پنهان بوده و تنها حالت‌هایی از سیستم که تاثیرات آن‌ها بر محیط قابل درک است مشاهده می‌شود. این مدل در زمینه‌هایی مانند پردازش صوت [۹]، مدل کردن فعالیت انسان [۱۰]، تشخیص چهره [۱۱]، تشخیص حرکت دست [۱۲] و مدل کردن عمل‌های روبات [۱۳] به کار گرفته شده است. اما این مدل نیز در طول یک بازه زمانی خاص کارایی دارد و بیش از آن بازدهی خود را از دست می‌دهد.

بدون شک پایه‌گذار شبکه بیزین پویا، مورفی است. در سال ۲۰۰۲ مورفی [۱۴] از دانشگاه استنفورد پروژه دکتری خود را برای گسترش شبکه بیزین در طول بازه زمانی با نام استنتاج و یادگیری در شبکه بیزین پویا ارائه داد.

تکنیک بیزین رویکردی است که برای مدل‌سازی و کم کردن عدم قطعیت در حرکت روبات به کار رفته است. به عنوان مثال، ترکیب گوسی از بیز (GMB) را برای تخمین موقعیت روبات و کم کردن عدم قطعیت در مساله مکان‌یابی روبات به کار رفته است [۱۵]. این تخمین‌گر یک مدل احتمالی از موقعیت روبات را مدل نموده و با به کارگیری تئوری بیز عدم قطعیت را در موقعیت روبات کم می‌کند. اسوه یک سیستم ترکیبی را برای مکان‌یابی بر اساس بیزین استفاده کرد اما در روش او روبات سیار نمی‌توانست اطلاعات حسگر را با هم ترکیب کند [۱۶]. رویکرد بیزین برای ترکیب اطلاعات حسگرها نیز به کار رفته است مثلاً تعدادی از تکنیک‌های ترکیب اطلاعات را در کارش مقایسه کرده است [۱۷].

ارزیابی و عملکرد BN بر روی این مجموعه‌ها ارائه می‌شود. مدل رفتار عبور از درب روبات تفاضلی، در محیط شبیه‌ساز SIMROBOT و مبتنی بر شبکه بیزین، در شکل (۱) نشان داده شده است. اهمیت این مدل از آن جهت است که در بخش‌های بعدی، با اضافه شدن بلوک‌ها و اعمال تغییراتی بر روی آن، مدل مناسب برای شرایط خطای حسگرها و محیط دینامیک به دست خواهد آمد.



شکل (۱): مدل روبات تفاضلی، در محیط شبیه‌ساز SIMROBOT و مبتنی بر شبکه بیزین.

اهم مطالب در مورد اجزای این مدل در ادامه مطرح می‌شوند:

روبات: روبات از نوع تفاضلی با ۱۳ حسگر سونار می‌باشد که حسگر ۱ در جلو و حسگرهای ۷ و ۱۳ در دو طرف روبات واقع‌اند. عملگرهای آن موتورهای چرخ‌های چپ و راست و با کنترل سرعت مستقل می‌باشند.

شبکه بیزین: شبکه براساس قرائت حسگرها، که به صورت غیرخطی به مقادیر صحیح ۰ الی ۱۹ نگاشت شده‌اند و جدول احتمالات شرطی که در مرحله آموزش به دست آمده‌اند (شکل ۲)، یکی از ۳ عمل را طبق روابط ۱ انتخاب می‌کند. در این روابط مقدار Si قرائت حسگر Si و متغیر A نشان‌دهنده عملی است که روبات انجام می‌دهد و عمل انتخاب شده نیز با ۷ نمایش داده شده است.

چرخش به راست بر روی کمان $action=1$
حرکت مستقیم $action=0$
چرخش به چپ بر روی کمان $action=-1$

$$\begin{aligned} P(A = \vartheta | S_1 = s_1, \dots, S_{13} = s_{13}) \\ = P(S_7 = s_7 | A = \vartheta) \times P(S_{13} = s_{13} | A = \vartheta) \\ P(S_1 = s_1 | S_2 = s_2, S_8 = s_8, A = \vartheta) \times \\ \prod_{i=2}^{26} p(S_i = s_i | S_{i+1} = s_{i+1}, A = \vartheta) \times \\ \prod_{i=8}^{12} p(S_i = s_i | S_{i+1} = s_{i+1}, A = \vartheta) \end{aligned} \quad (1)$$

سابقه آموزشی: سابقه آموزش روبات در جداول احتمالات شرطی خلاصه شده است. داده‌های آموزشی خام شامل قرائت حسگرها و نوع عمل برای حدود ۷۷۰۰۰ موقعیت روبات در فضای آموزشی می‌باشد. در هر موقعیت آموزشی، یعنی مکان و جهت روبات، عمل مناسب برای عبور از درب توسط ناظر تعیین شده است.

خود در نظر گرفته شده و می‌توان کنترل بیشتری بر حرکت روبات داشت. رفتار عبور از درب با استفاده از شبکه عصبی پیاده‌سازی شده است که در آن روبات در مکان‌های مختلف قرار گرفته است که می‌توان نتایج آن مقاله را با این تحقیق مقایسه کرد [۱۹]. در ساختار پیاده‌سازی شده توسط شبکه عصبی، در زاویه‌ای حدود ۴۵ درجه دیگر روبات قادر به عبور از درب حتی در حالتی که همه حسگرها سالم بوده، نیست (صحت برابر صفر است). مقاله قبلی داده شده در [۲۷] که در آن روش FTBN ارائه شده است، کاستی‌هایی مانند:

الف- فرض بی‌خطا بودن حسگرهای جلوی روبات، که بر اساس آن خطای سایر حسگرها تشخیص داده می‌شود.
ب- فرض واقع شدن قرائت حسگرهای مجاور بر روی یک خط، برای هر طرف روبات، که در کنج‌ها نقض می‌شود.
ج- محدود بودن تعداد خطای تشخیص داده شده برای هر طرف روبات به یک خطا و در مجموع دو خطا را دارا می‌باشد.

هم چنین نوع خطایی که در ارزیابی FTBN بررسی شده است محدود به خطای ثابت، حاصل از معیوب شدن حسگر، بوده است. در صورتی که قرائت نامطلوب می‌تواند ناشی از خطای هم‌آوایی، خطای تصادفی، خطای رانشی، خطای جابجایی و یا دینامیک بودن محیط ارزیابی باشد. تعداد خطا که در ارزیابی FTBN محدود به یک خطا و از نوع ثابت و برای حسگرهای به جز حسگرهای جلویی روبات بوده است، در شرایط واقعی‌تر، برای هر یک از حسگرها و برای بیش از یک حسگر می‌تواند رخ دهد.

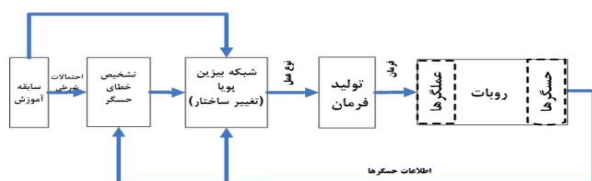
هم چنین نیز روش FTBN بر روی نقشه‌های مختلف محیط و با محدود بودن خطا به یک سنسور و بدون بررسی انواع خطاهایی که یک سنسور می‌تواند داشته باشد مورد ارزیابی قرار گرفته است [۲۸]. در این مقاله، با توجه به توضیحات فوق و با بسط ایده FTBN، شبکه بیزین پویایی به نام FDBN پیشنهاد می‌شود که در طول مسیر تعداد گره‌ها و اتصالات آن تغییر می‌کند. تشخیص خطا و تعیین گره‌های نامطلوب، برخلاف FTBN، مبتنی بر داده انجام می‌شود. ارزیابی شبکه برای انواع خطا و تعداد بیش از یک خطا و نیز در محیط‌های ثابت و دینامیک انجام می‌شود. در روش FDBN بر عکس روش FTBN ساختار شبکه نیز بر اساس خطای سنسورها تغییر پیدا می‌کند و این خطا نیز محدود به یک سنسور نمی‌شود. در ضمن مهم‌ترین اختلاف روش FTBN با FDBN آن است که در FTBN تشخیص خطا به صورت خطی انجام می‌شود در حالی که در FDBN تشخیص خطای سنسور به صورت احتمالاتی بر اساس دو روش FD1 و FD2 انجام می‌شود، که در بخش‌های بعدی در این خصوص صحبت خواهد شد.

۳- مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه بیزین و عملکرد آن در برابر انواع خطا

در این بخش، اطلاعات لازم در مورد مدل مبتنی بر شبکه بیزین (BN) برای روبات، نحوه مدل کردن انواع خطا، مجموعه داده‌های

خطای حسگرها و یا دینامیک شدن محیط ارزیابی باشد. در این بخش، با فرض اینکه قرائت نامطلوب حسگرها ناشی از خطاهای پنجگانه و تعریف شده در بخش ۳-۱ می‌باشد مدلی مبتنی بر شبکه‌های پویا پیشنهاد و ارزیابی می‌شود. هم چنین برای تشخیص قرائت نامطلوب روشی مبتنی بر داده پیشنهاد و ارزیابی می‌شود.

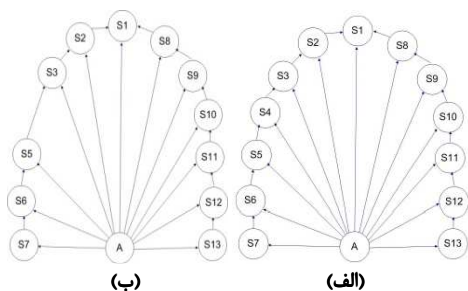
شکل (۳) مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. برای احتراز از تکرار، فقط تفاوت‌های این مدل با مدل مبتنی بر BN که در بخش ۳ به طور کامل تشریح شد ذکر می‌شود. تفاوت‌ها عبارتند از: جایگزینی شبکه‌های پویا و جداول احتمالات شرطی آن‌ها که در بخش قبلی توضیح داده شدند به جای شبکه بی‌زین و جداول آن و اضافه شدن بلوک تشخیص خطا.



شکل (۳): مدل روایات مبتنی بر شبکه‌های بی‌زین پویا و برای حذف خطای حسگرها.

ساختار شبکه‌های بی‌زین پویا

چهار شبکه بی‌زین پویا پیشنهادی به ترتیب DBN1 تا DBN4 نام‌گذاری شده‌اند. در شبکه‌های DBN1 و DBN2 در هر گام از طی مسیر فقط گره‌هایی که قرائت نامطلوب دارند حذف می‌شوند. در DBN1 برای گره S1 و گره‌های سمت چپ آن (S2 تا S6) وابستگی به اولین گره سمت چپ با وابستگی به اولین گره سمت چپ باقیمانده، در صورت وجود داشتن، جایگزین می‌شود. در صورتی که برای DBN2 برای همین گروه از گره‌ها، چنانچه اولین گره سمت چپ حذف شده باشد، وابستگی به آن هم بدون جایگزینی حذف می‌شود. قاعده برای گره‌های S1 و گره‌های سمت راست آن نیز برای این دو شبکه مشابه می‌باشد. شکل‌های ۴ و ۵ این شبکه‌ها را با نامطلوب تشخیص داده شدن فقط S4، در مقایسه با BN نشان می‌دهد.

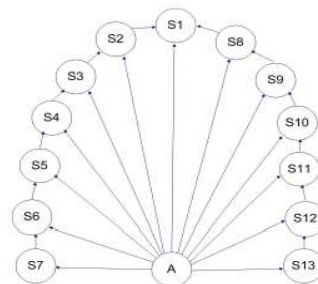


شکل (۴): شبکه پویای DBN1 در مقایسه با BN: (الف) BN، (ب) DBN1

DBN1 و S4 نامطلوب.

تولید فرمان: بخش تولید فرمان بر اساس نوع عمل و با استفاده از روابط ۲ سرعت چرخ‌های چپ و راست روبات را برای اجرای عمل مورد نظر تعیین می‌کند [۲۵].

$$\begin{aligned} V_{left} &= 1 + 0.5 \text{ action}(t) \\ &+ (\text{action}(t-1) + \text{action}(t)) * 0.1 \\ V_{right} &= 1 - 0.5 \text{ action}(t) \\ &- (\text{action}(t-1) + \text{action}(t)) * 0.1 \end{aligned} \quad (۲)$$



شکل (۲): ساختار شبکه بی‌زین (BN).

۳-۱- انواع خطای حسگرها در محیط شبیه‌ساز

قرائت نامطلوب یک حسگر در حالت کلی می‌تواند ناشی از عوامل مختلفی باشد که در این مقاله از خطاهای زیر در شبیه‌سازی استفاده شده است:

خطای ثابت^{۱۱}: این نوع خطا با فرض به وجود آمدن خرابی در سیستم حسگر و ثابت ماندن خروجی آن در یکی از مقادیر ممکن روی می‌دهد. **خطای رانشی^{۱۲}:** این نوع خطا به علت حساسیت حسگر به عواملی مانند دمای محیط باعث می‌شود که مؤلفه خطایی که به صورت خطی با زمان افزایش پیدا می‌کند بر مقدار واقعی افزوده شود.

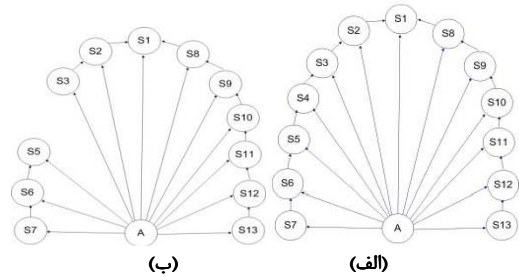
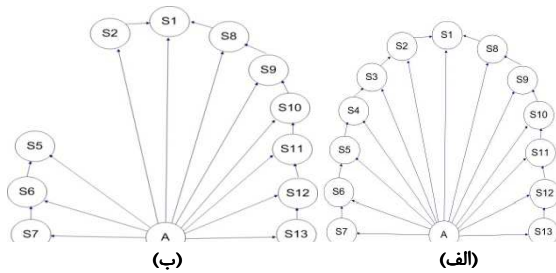
خطای جابجایی^{۱۳}: این نوع خطا به عللی مانند کالیبره نبودن یک حسگر باعث می‌شود که قرائت حسگر همواره یک مولفه خطای اضافه و ثابتی را به همراه داشته باشد.

خطای هم‌آوایی^{۱۴}: این نوع خطا از جمله مشکلات استفاده از حسگر سونار می‌باشد. قرائت نامطلوب حسگر وقتی رخ می‌دهد که یک حسگر، بازتاب پالس ارسالی حسگر دیگری را پیش از بازتاب پالس خود دریافت نماید. در این صورت قرائت فاصله آن صحیح نبوده و کوچک‌تر از فاصله واقعی می‌باشد.

خطای تصادفی^{۱۵}: این نوع خطا نیز مانند هم‌آوایی ناشی از نویز یا عوامل ناخواسته در محیط پیش می‌آید. برای حسگر سونار، عامل این خطا نویز صوتی محیط می‌تواند باشد که به عنوان بازتاب پالس ارسالی تلقی شده و باعث قرائت غلط حسگر می‌شود.

۳-۲- مدل مبتنی بر شبکه‌های بی‌زین پویای (DBN) پیشنهادی در برابر خطای حسگرها

هدف از به کارگیری شبکه بی‌زین پویا، مقاوم‌سازی رفتار در قبال انواع خطاهای حسگرها و محیط دینامیک می‌باشد. نامطلوب بودن قرائت حسگرها، یعنی ناهماهنگی مشاهدات با نتایج آموزش می‌تواند ناشی از



شکل (۵): شبکه پویای DBN2 در مقایسه با BN: (الف) BN، (ب)

شکل (۷): شبکه پویای DBN4 در مقایسه با BN: (الف) BN، (ب)

DBN4 و S4 نامطلوب.

DBN2 و S4 نامطلوب.

روش پیشنهادی تشخیص خطای مبتنی بر داده

مسئله تشخیص خطا و نزدیک شدن به پاسخ ایده‌آل، خود مسئله‌ای سخت و مستقل می‌باشد. در اینجا به ارائه پیشنهادها و ارزیابی آن‌ها بسنده شده و بهبود آن به کارهای پژوهشی بعدی موکول می‌گردد. می‌توان انواع روش‌های تشخیص خطا را به دو دسته کلی تقسیم کرد. یکی روش‌های تشخیص خطا مبتنی بر مدل است و دسته دوم روش‌های تشخیص خطا مبتنی بر داده می‌باشد، که بر اساس تاریخچه‌ای از داده‌های سیستم، به صورت احتمالی، خطا را تشخیص می‌دهد. دو پیشنهاد با نام‌های FD1 و FD2 بر اساس داده‌ها است که در ادامه توضیح داده می‌شود.

FD1: برای تعیین لزوم حذف هر یک از گره‌ها، از احتمالات شرطی شبکه بیزین که در ادامه تکرار شده و رابطه (۳) استفاده می‌شود. در این رابطه TH یک حد آستانه می‌باشد.

$$P(S_i = s_i | S_{i+1} = s_{i+1}, A = \vartheta) \quad i = 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12$$

$$P(S_1 = s_1 | S_2 = s_2, S_8 = s_8, A = \vartheta)$$

$$p(S_{13} = s_{13} | A = \vartheta) \quad \text{for } i = 1 \text{ to } 13$$

$$\text{If } (\sum_{v=-1,0,1} p((S_i = s_i | \dots, \dots, A = \vartheta) \leq TH) \text{ then delete}(S_i); \}$$

(۳)

FD2: برای تعیین اولین گره لازم به حذف، از احتمالات شرطی شبکه بیزین و رابطه ۴ استفاده می‌شود. گره‌های حذفی بعدی، مینیمم‌های بعدی می‌باشند.

$$\text{delete}(S_i) \text{ with } \min \left(\sum_{v=-1,0,1} p(S_i = s_i | \dots, \dots, A = v) \right)$$

(۴)

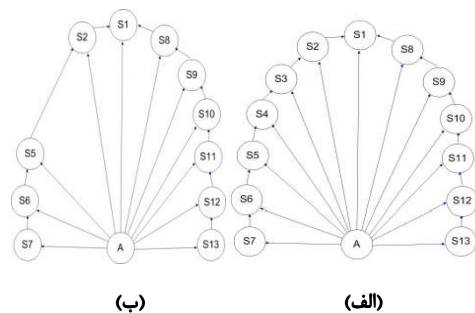
هر دو رابطه بر این واقعیت استوار هستند، که جمع احتمالات شرطی قرائت $S_i = s_i$ برای هر سه عمل ممکن A از یک مقدار آستانه کمتر و یا در بین حسگرها کم‌ترین است و لذا به معنی قرائتی که در آموزش‌ها کم‌تر مشاهده شده، قرائت نامطلوب یا ناآشنا تلقی می‌شود.

در شبکه‌های DBN3 و DBN4 در هر گام از طی مسیر به ازای هر گره نامطلوب، گره نامطلوب و گره وابسته به آن هر دو حذف می‌شوند. قاعده جایگزینی و یا حذف وابستگی‌ها برای DBN3 و DBN4 به ترتیب مشابه قاعده در DBN1 و DBN2 می‌باشد. شکل‌های ۶ و ۷ این شبکه‌ها را با نامطلوب تشخیص داده شدن فقط S4، در مقایسه با BN نشان می‌دهد. شبکه‌های پیشنهادی در این قسمت، متکی به دلایل و مفروضات ذیل می‌باشند:

۱. شبکه BN، به دلیل سادگی و موفقیت کامل در یادگیری و عملکرد در شرایط بدون خطای حسگرها، مبنای کار قرار می‌گیرد.

۲. قرائت نامطلوب حسگرها به دلیل اشکال در حسگرها و یا عوامل بیرونی باعث می‌شوند که احتمالات شرطی به کار رفته برای گره حسگر نامطلوب و گره‌های وابسته به آن غیر معتبر باشند و همین امر موجب شکست شبکه در انجام رفتار است.

۳. با حذف گره‌های نامطلوب و حذف یا جایگزینی اتصالات شبکه (یعنی حذف یا جایگزینی "وابستگی به گره‌های نامطلوب" با "وابستگی به گره‌های مطلوب")، می‌توان عملکرد بهتری را انتظار داشت.

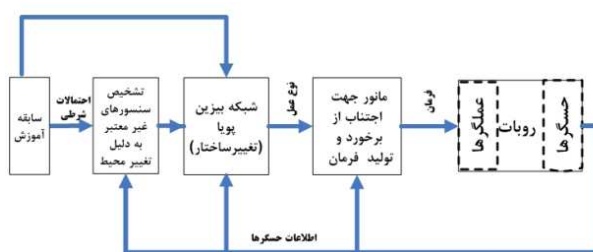


شکل (۶): شبکه پویای DBN3 در مقایسه با BN: (الف) BN، (ب)

DBN3 و S4 نامطلوب.

۳-۳- مدل پیشنهادی برای محیط دینامیک

مدل پیشنهادی در محیط‌های دینامیکی در شکل ۸ نشان داده شده است. کلیه بخش‌های این مدل به جز بخش تولید فرمان می‌تواند با مدل مربوط به تشخیص خطای حسگرها یکسان گرفته شود. بنابراین سابقه آموزش همان جداول احتمالات شرطی شبکه‌های پویا می‌باشد، تشخیص حسگرهای غیرمعتبر، که در این جا به دلیل دینامیک بودن محیط رخ داده، می‌تواند با همان روش‌های FD1 و FD2 انجام شود و حذف گرہ‌ها نیز با قاعده شبکه‌های پویای پیشنهادی صورت می‌گیرد. بدین ترتیب تصمیم صحیح برای مسیر عبور از درب اتخاذ می‌شود. لذا تفاوت اصلی بین دو مدل پیشنهادی در بخش تولید فرمان می‌باشد که به مانور جهت اجتناب از برخورد و تولید فرمان تغییر یافته است. هم چنین این بخش، از قرائت حسگرها که در آن مقادیر صحیح فرض شده‌اند استفاده می‌کند.



شکل (۸): مدل روبات مبتنی بر شبکه‌های بیزین پویا در محیط‌های دینامیکی.

بخش مانور و تولید فرمان مانند بخش تشخیص خطا، جای کار بسیاری دارد. در اینجا نیز به ارائه سه مانور مختلف برای دو روبات (در شکل ۱۱) و نشان دادن اثر مانور بسنده می‌شود.

فرمان عادی (بدون مانور): حرکت دو روبات با تعیین سرعت دو

چرخ آن‌ها بر اساس روابط ۵ انجام می‌شود. V_{left} و V_{right} برای روبات-۱ مطابق تعریف بخش‌های پیشین سرعت پیش فرض می‌باشند و برای روبات-۲ نیز، سرعت پیش فرض ۰.۵ m/s اختیار شده است.

$$\begin{aligned} V_{left-robot1} &= V_{left} \\ &= 1 + 0.5action(t) \\ &\quad + (action(t-1) + action(t)) * 0.1 \\ V_{right-robot1} &= V_{right} \\ &= 1 - 0.5action(t) \\ &\quad - (action(t-1) + action(t)) * 0.1 \\ V_{left-robot2} &= 0.5 \\ V_{right-robot2} &= 0.5 \end{aligned} \quad (5)$$

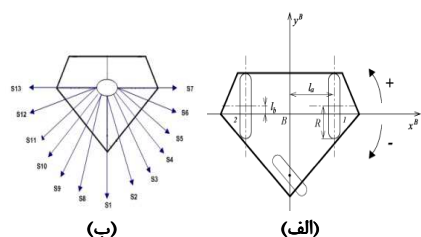
مانور ۱ (MAN-1): این مانور با کم کردن سرعت روبات-۱

هنگامی که بر اساس قرائت حسگرهای جلو، مانعی را در نزدیکی خود تشخیص می‌دهد صورت می‌پذیرد. بدین صورت که اگر مقدارهای دریافت شده از سنسورهای ۱، ۲، ۳، ۸ و ۹ از مقدار آستانه‌ای کمتر

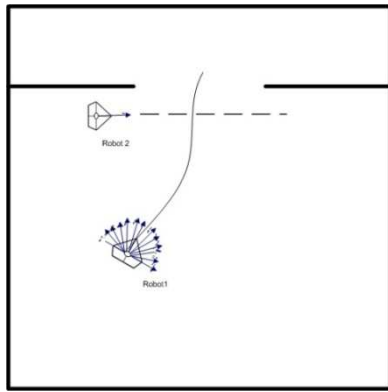
۴- معرفی روبات، محیط و شبیه‌ساز

روبات مورد استفاده در این مقاله یک روبات سیار تفاضلی است که یک چرخ هرزگرد در جلو و دو چرخ محرک در طرفین دارد. چنین روباتی دارای دو درجه آزادی است.

روبات دارای ۱۳ حسگر سونار می‌باشد که به صورت رینگ سونار، ۱۸۰ درجه جلوی روبات را پوشش داده و به صورت متقارن و با فاصله مساوی از هم قرار گرفته‌اند. حسگرها با شماره‌های $S_1, \dots, S_{13}$ مشخص شده‌اند. شماره و نحوه آرایش این حسگرها در شکل ۹ آمده است. همان طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است روبات شبیه‌سازی شده دارای ۶ سانتی‌متر عرض و ۸ سانتی‌متر طول است. برای آموزش و تست روبات از یک اتاق که دارای یک درب می‌باشد و در شکل (۱۰) نشان داده شده است استفاده می‌شود. محیط اتاق شبیه‌سازی شده 190×190 سانتی‌متر مربع است که عرض درب در این اتاق برابر ۴۰ سانتی‌متر می‌باشد.



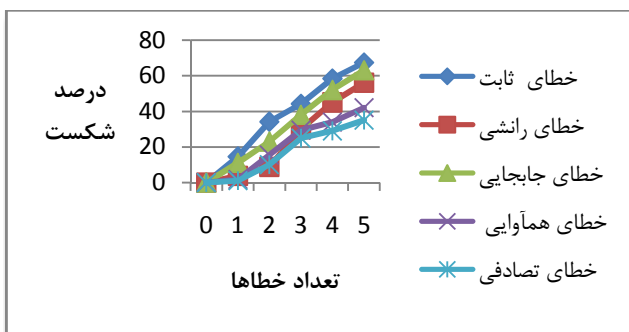
شکل (۹): روبات سیار استفاده شده در شبیه‌سازی‌ها



شکل (۱۱): صحنه محیط دینامیک.

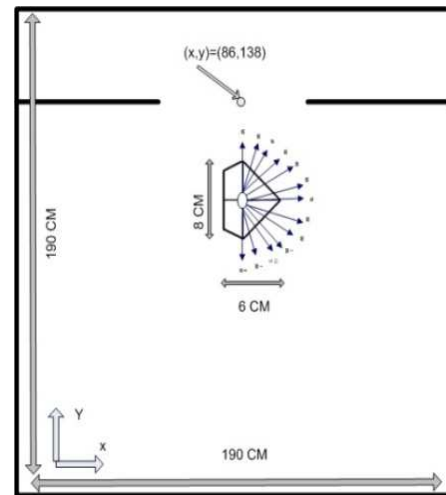
۵- نتایج ارزیابی مدل مبتنی بر شبکه بیزین در برابر خطاهای متعدد و انواع خطا

نتایج ارزیابی عملکرد مدل مبتنی بر BN نشان داده شده در شکل ۲ برای انواع خطا و تعداد صفر تا پنج خطا در شکل ۱۲ آمده است. همان طور که ملاحظه می‌شود این مدل رفتار را به خوبی فرا می‌گیرد و در غیاب خطای حسگرها بدون شکست رفتار مورد نظر را انجام می‌دهد و لیکن در برابر انواع و تعدد خطا بر حسب مورد عملکردی قابل قبول (۱٪) تا غیرقابل قبول (۶۷٪) دارد. بدترین عملکرد در گروه خطاهای ناشی از اشکال در حسگر مربوط به خطای ثابت و در گروه خطاهای مربوط به عوامل بیرونی مربوط به خطای هم‌آوایی می‌باشد. اگر چه نتایج به تفکیک نوع خطاها می‌باشد، و لیکن با معدل‌گیری از اجزای مختلف جدول، می‌توان به تخمین خوبی از نتیجه عملکرد مدل برای ترکیبی از تعداد و نوع خطاها که به واقعیت نزدیک‌تر است دست یافت. همان طور که دیده می‌شود خطای ثابت بیشترین درصد شکست را داراست و خطای هم‌آوایی و خطای تصادفی چون در بعضی لحظات دارای مقادیری برابر با مقدار واقعی درست هستند دارای درصد شکست کم‌تری می‌باشند.



شکل (۱۲): نتایج ارزیابی عملکرد مدل مبتنی بر BN در قبال خطاهای

مختلف و متعدد.



شکل (۱۰): شمایی از محیط سیمولاتور Simrobot که در محیط MATLAB برنامه نویسی آن انجام می‌شود.

از شبیه‌ساز SIMROBOT در محیط MATLAB برای جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز و ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های پیشنهادی استفاده شده است. در این شبیه‌ساز علاوه بر امکان معرفی روبات و حسگرهای آن، امکان اجرای الگوریتم حرکتی روبات در محیطی که به وسیله کاربر تعیین می‌گردد وجود دارد. در الگوریتم روبات می‌توان خروجی کلیه حسگرهای تعریف شده برای روبات را دریافت کرده و دستورات کنترلی لازم را به چرخ‌ها یا حسگرهای روبات ارسال نمود. هر گام در شبیه‌سازی معادل یک ثانیه از عملکرد روبات در دنیای واقعی است [۲۷].

برای بررسی و ارزیابی مقاوم بودن مدل‌های پیشنهادی در قبال دینامیک بودن محیط، از محیطی مطابق شکل ۱۱ استفاده شده است. در این شکل، روبات-۱ روباتی است که در همین محیط و البته بدون وجود روبات-۲ آموزش دیده است. روبات-۲ به عنوان روبات سرباز در مرحله ارزیابی اضافه می‌شود. این روبات دارای فقط یک حسگر سونار در جلو می‌باشد و در مسیر خط چین نشان داده شده در نزدیکی درب با سرعت ثابت ۰.۵ cm/s حرکت می‌کند. به ازای هر یک از ۵۰۰ مسیری که روبات-۱ طی می‌کند، روبات-۲ از یک نقطه تصادفی بر روی خط چین حرکت خود را آغاز می‌کند.

۵-۱- ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، با فرض بلوک تشخیص خطای ایده ال

ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، با فرض اینکه بلوک تشخیص خطا صد در صد موفق باشد، در جدول های ۱ و ۲ نشان داده شده است.

جدول (۱): ارزیابی مدل مبتنی بر شبکه های پویا، با فرض اطلاع از حسگرهای دارای خطاهای ثابت، رانشی و جابجایی.

تعداد خطاها	درصد شکست مدل مبتنی بر BN	حذف دقیق خطای ثابت، رانشی و جابجایی در مدل مبتنی بر شبکه های پویا			
		DBN4	DBN3	DBN2	DBN1
۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱	۱۴/۶	۰	۲/۶	۱/۸	۰/۲
۲	۳۴/۲	۷/۶	۵/۴	۵/۴	۰/۴
۳	۴۴/۲	۱۰/۴	۹	۶/۲	۱/۶
۴	۵۸/۴	۱۴/۸	۱۴/۸	۱۰/۸	۵/۲
۵	۶۷/۴	۱۸/۶	۱۹/۶	۱۳/۴	۷

جدول (۲): ارزیابی مدل مبتنی بر شبکه های پویا، با فرض اطلاع از حسگرهای دارای خطاهای هم آوایی و تصادفی.

تعداد خطاها	درصد شکست مدل مبتنی بر BN	حذف دقیق خطای هم آوایی و تصادفی			
		DBN4	DBN3	DBN2	DBN1
۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱	۱/۸	۰	۰/۲	۱/۸	۰
۲	۱۵/۴	۴	۱/۴	۲/۸	۰
۳	۲۹/۴	۸/۲	۳/۶	۴/۴	۰
۴	۳۴	۱۵/۶	۹/۲	۱۰/۶	۰/۲
۵	۴۲	۱۹/۶	۱۴/۶	۱۵/۲	۱/۴

جدول ۱ نتایج را برای خطاهای ناشی از اشکال در حسگرها، با وجود خطای ثابت، رانشی و جابجایی نشان می دهد. در این جدول به منظور انجام مقایسه نتایج مدل مبتنی بر BN تکرار شده است. نکات قابل توجه در این جدول عبارتند از:

- ۱- نتایج برای این سه نوع خطا برای BN، متفاوت است، چرا که اولاً گره های خطا حذف نمی شوند و ثانیاً اگر چه نقاط شروع مسیرهای ارزیابی و حسگرهای دارای خطا برای هر سه نوع یکسان است ولی مقادیر حسگرهای دارای خطا با روابط متفاوت مقداری شده اند.

- ۲- برای شبکه های پویا، نتایج برای هر سه نوع خطا یکسان است، چرا که حسگرهای دارای خطا برای هر سه نوع یکسان است و حسگرهای دارای خطا حذف می شوند.
- ۳- این جدول بر حسب عملکرد بلوک تشخیص خطا، کف درصد شکست را برای شبکه های پویا نشان می دهد.
- ۴- بهبود عملکرد همه شبکه های پویا، با فرض تشخیص دقیق حسگرهای خطا، نسبت به شبکه BN، چشمگیر است و شبکه DBN1 با بهترین عملکرد و حداکثر ۷٪ شکست برای تا ۵ خطای همزمان، رفتاری بسیار عالی نشان داده است.

جدول ۲ نتایج را برای خطاهای ناشی از عوامل بیرونی یعنی هم آوایی و تصادفی نشان می دهد. برای مقایسه عملکرد، در اینجا نیز نتایج مدل مبتنی بر BN تکرار شده است. نکات قابل توجه در این جدول با دلایل مشابه، همان هایی است که برای جدول ۱ ذکر شد. در اینجا یادآوری این نکته لازم است که وقوع ۵ خطای همزمان و در همه گام های مسیر، بسیار دور از واقع است و به عبارت دیگر می توان گفت که شبکه DBN1 با فرض اطلاع دقیق از قرائت نامطلوب نسبت به این دو نوع خطا کاملاً مقاوم است. نکته نهایی در مورد این جداول این است که، با معدل گیری از درایه های دو جدول می توان تخمین خوبی را از کف درصد شکست در صورت وقوع ترکیبی از دو گروه خطا به دست آورد.

۵-۲- ارزیابی روش های پیشنهادی تشخیص خطای مبتنی بر داده

نتایج ارزیابی روش های پیشنهادی در جدول های ۳ و ۴ به ترتیب برای خطاهای ثابت و رانشی و جابه جایی حسگر و هم چنین هم آوایی و تصادفی آمده است. هم چنین نتایج مربوط به BN و DBN با حذف دقیق خطا، که این دو در واقع سقف و کف درصد شکست را نشان می دهند جهت مقایسه تکرار شده است. نکات قابل ذکر در مورد جداول عبارتند از:

- ۱- نتایج برای FD1، یعنی حذف با آستانه، به ازای $TH=0.007$ ارائه شده است. عملکرد FD1 به پایگاه داده ها و مقدار آستانه حساس است ولی خوشبختانه به صورت برون خطی، دستیابی به مقدار مناسب به سادگی ممکن است. نوعاً تعداد پنج خطا در عمل دور از انتظار است و با تعیین حد تعداد خطا و سپس تنظیم آستانه، نتایج بهتری قابل حصول است.
- ۲- نتایج برای FD2 که در آن حذف برحسب حداقل ها انجام می شود، با فرض دانستن تعداد خطا ارائه شده است. به عبارت دیگر تعداد حذف با تعداد خطا برابر انتخاب شده است. تعیین قطعی تعداد خطا خود مسئله بزرگی می باشد. در صورتی که تعداد ثابتی را برای حذف در نظر بگیریم نتایج برای سایر موارد به خوبی نتایج نشان داده شده در جدول نمی باشد. در اینجا نیز

۵-۳- ارزیابی DBN1-FD1 و BN در محیط دینامیک

همان طور که جدول ۵ نشان می‌دهد دو مدل DBN1-FD1 و BN بدون تزریق خطای مصنوعی به حسگرها در محیط دینامیک (شکل ۱۱) ارزیابی شده و به ترتیب ۳۰٪ و ۳۹٪ شکست را نشان داده‌اند. لازم به یادآوری است که این دو مدل در غیاب خطای حسگرها و در محیط استاتیک صددرصد موفق بوده‌اند. بنابراین شکست‌ها ناشی از گمراه شدن و یا برخورد با روبات سرباز بوده است. بررسی شکست‌های DBN1-FD1 نشان داده است که از کل شکست‌ها حدود ۵٪ گم شدن، ۱۰٪ برخورد با دیوارها و مابقی در اثر برخورد با روبات سرباز بوده است. این نکته حائز اهمیت است که روبات بر اساس آموزش، عمدتاً درست عمل کرده است و برخورد با روبات سرباز به جهت نبودن کنترل سرعت و عدم رعایت حق تقدم رخ داده است. لذا با اعمال تغییرات لازم مدل جدیدی پیشنهاد می‌شود.

جدول (۵) نتایج ارزیابی را با شبکه‌های BN، DBN1-FD1 و DBN4-FD1 و با تولید فرمان به طور عادی و نیز هر سه مانور نشان می‌دهد. مقدار آستانه برای FD1 همان $TH=0.007$ و برای مانورها $TH=1$ و $TH=5$ استفاده شده است. همان طور که ملاحظه می‌شود انجام مانور برای هر سه شبکه موثر بوده است و با افزایش کیفیت نتیجه‌ها بهتر شده است. عملکرد شبکه های پویا در این حالت نیز نسبت به BN به مراتب بهتر است.

با اضافه شدن بلوک مانور، درصد شکست DBN به کم‌تر از یک پنجم BN کاهش می‌یابد. این امر نشان می‌دهد که بهبود بخش مانور و یادگیری رفتار مانور و هم چنین تصمیم‌گیری زودتر در ارایه عمل روبات می‌تواند نقش بسزایی در بهبود رفتار روبات داشته باشد. علت این امر را می‌توان ناشی از آن دانست که یک عمل درست (که می‌تواند ناشی از یک مانور درست باشد) مقادیر نادرست کم‌تری را برای تصمیم‌گیری روبات در انتخاب عمل دخیل می‌کند و تنها لحظات کم‌تری روبات از مسیر درست خود دور می‌شود و سریعاً می‌تواند به مسیر اصلی خود به علت دریافت درست اطلاعات حسگر برگردد. در بین شبکه‌های پویا، تاکنون DBN1 موفق‌تر بوده لیکن در محیط دینامیک DBN4 سبقت گرفته است. علت بهتر بودن DBN4 در محیط دینامیکی در ابعاد روبات نهان است. در این ارزیابی ابعاد روبات و سرعت روبات طوری در نظر گرفته شده که در ۲ قطعه زمانی پشت سر هم مقادیر دو حسگر تحت تاثیر جسم در حال حرکت قرار می‌گیرند به همین دلیل DBN1 که در آن یک حسگر حذف می‌شود دارای نتایج ضعیف‌تری نسبت به DBN4 است.

مشابه FD1 با تعیین حداکثر تعداد خطای مورد نظر می‌توان تعداد ثابت حذف را با توجه به کل جدول انتخاب کرد.

۳- هر دو روش بهبود چشمگیری را نسبت به BN نتیجه می‌دهند که نشانه موفقیت ایده پیشنهادی می‌باشد ضمن اینکه فاصله زیاد تا حالت ایده‌آل نیاز به ادامه کار را نشان می‌دهد.

۴- FD1 به لحاظ عملکرد و استقلال از تعداد خطا ترجیح داده می‌شود و نسبت به یک خطای ثابت و تا سه خطای هم‌آوایی و تصادفی عملکرد مطلوبی را دارد. مقاومت کمتر در قبال خطاهای رانشی و جابجایی، شاید حکایت از لزوم دنبال کردن قرائت یک حسگر در طول زمان باشد.

ستون حذف دقیق، عملکرد را در صورت دستیابی به بلوک ایده‌آل برای تشخیص قرائت نامطلوب حسگرها نشان می‌دهد که گویای این امر است که مدل می‌تواند تا نزدیکی صد درصد در قبال خطای حسگرها مقاوم شود. با بهبود بخش حذف خطا می‌توان به عدهای حذف دقیق خطا نزدیک شد.

جدول (۳): ارزیابی روش پیشنهادی تشخیص خطای مبتنی بر داده، برای خطاهای ثابت، رانشی و جابجایی.

تعداد خطاها	خطای ثابت		خطای رانشی		خطای جابه جایی	
	حذف با آستانه (FD1)	حذف با مینیمم (FD2)	حذف با آستانه (FD1)	حذف با مینیمم (FD2)	حذف با آستانه (FD1)	حذف با مینیمم (FD2)
۰	۰	۴/۲	۰	۴/۲	۰	۴/۲
۱	۲/۴	۳/۴	۲/۶	۳	۶/۷	۸/۱
۲	۱۰/۴	۸/۸	۵	۶	۱۴/۳	۱۶/۸
۳	۲۱/۶	۱۷/۶	۷/۶	۱۰/۲	۲۲/۴	۲۳/۶
۴	۳۳	۲۹/۴	۱۲	۲۱	۳۵	۳۱
۵	۴۹/۴	۳۵/۴	۲۵/۴	۳۰	۵۰	۳۶

جدول (۴): ارزیابی روش پیشنهادی تشخیص خطای مبتنی بر داده، برای خطاهای هم‌آوایی و تصادفی.

تعداد خطاها	DBN1 خطای هم‌آوایی			DBN1 خطای تصادفی		
	حذف با آستانه	حذف با مینیمم	حذف دقیق	حذف با آستانه	حذف با مینیمم	حذف دقیق
۰	۰	۰	۴/۲	۰	۰	۴/۲
۱	۰	۰/۸	۰/۶	۰/۵	۰	۰/۵۴
۲	۰	۰/۸	۲	۰/۶	۰	۱/۵
۳	۰	۵/۶	۳/۲	۳	۳	۳
۴	۰/۲	۱۲	۱۱	۶/۸	۰/۲	۸
۵	۱/۴	۳۶/۶	۲۷	۲۳	۱/۴	۲۴

جدول (۵): ارزیابی مدل مبتنی بر شبکه های پویا برای محیط دینامیک

نوع فرمان	درصد شکست در محیط دینامیک		
	BN	DBN4	DBN1
فرمان عادی	۳۹	۲۶/۸	۳۰
مانور ۱	۳۷	۱۸/۲	۲۱/۳
مانور ۲	۳۰	۱۱/۴	۱۴/۳
مانور ۳	۲۲	۷/۲	۱۰

۵-۴- مدلی مشترک برای "محیط استاتیکی و خطای حسگرها" و محیط دینامیکی

با توجه به نتایج به دست آمده از مدل پیشنهادی برای محیط دینامیک و اینکه مانور روبات-۱ و کاهش سرعت آن محل رفتار در محیط استاتیک نمی باشد بلکه می تواند احتیاط در نزدیک شدن به دیوارها و لبه های درب تلقی شده و باعث بهتر شدن نتایج گردد این مدل به عنوان مدل مشترک پیشنهاد و ارزیابی می شود. این مدعا با توجه به نتایج ارزیابی در جدول (۶) برای محیط استاتیک بدون خطا و با یک خطا و نیز محیط دینامیکی تایید می شود. بهترین مدل های پیشنهادی با رنگ خاکستری مشخص شده است.

۶- نتیجه

در این مقاله با توجه به انواع خطای حسگرها در محیط استاتیک و نیز قرائت های ناآشنای حسگرها در محیط دینامیک، سه مدل برای رفتار عبور از درب روبات پیشنهاد شده است. این مدل ها منتهی به مدل واحدی با مجموعه ویژگی های مطلوب شدند. این مدل با بهره گیری از شبکه بیزین پویا، بلوک تشخیص قرائت نامطلوب حسگرها که مبتنی بر سابقه داده های آموزشی طرح شده است و نیز بلوک مانور و تولید فرمان که رفتار انسان گونه ای را در اجتناب از برخورد به عهده دارد طراحی شده است. ارزیابی مدل در شرایط وجود هم زمان چندین خطای حسگرها و برای انواع مختلف خطا، هم چنین شرایط دینامیک مقاومت به مراتب بالاتری را در قیاس با مدل مبتنی بر شبکه بیزین نشان داده است. کارآیی مدل، با ایده های ساده در بخش تشخیص قرائت نامطلوب حسگرها و بخش مانور، صحت گذاری شد و بهبود این بلوک ها با روش های موثرتر، نتایج به مراتب بهتری را نوید می دهد. حد این بهبود برای خطاهای متعدد هم زمان نیز تعیین گردیده است که بسیار مطلوب می باشد.

جدول (۶): ارزیابی مدل مشترک برای محیط دینامیکی و استاتیکی

مدل مورد استفاده	محیط استاتیک						محیط دینامیک بدون خطای حسگر
	خطای تصادفی	خطای هم واپسی	خطای وابستگی	خطای راشی	خطای ثابت	خطای وابستگی	
BN	۱	۱/۸	۱۱/۱	۳/۸	۱۴/۶	۰	۳۹
BN-MAN3	۱	۱/۶	۱۱	۳/۶	۱۴	۰	۲۲
DBN1-FD1	۰/۵	۰/۸	۶/۷	۲/۶	۲/۴	۰	۳۰
DBN1-FD1-MAN3	۰/۴	۰/۶	۶/۵	۲/۴	۲/۲	۰	۱۰
DBN4-FD1	۲/۸	۳	۷/۳	۳/۳	۶/۸	۰	۲۶/۸
DBN4-FD1-MAN3	۰/۵	۰/۸	۷	۲/۸	۳	۰	۷/۲
حذف صحیح خطا	----- ---	۰	۰/۶	۰/۶	۰/۶	۰	----- ---

مراجع

- [1] C. Gerber, "Evolution-Based Self-Adaption as an Expression for the Autonomy Degree in Multi-Agent Societies," Proceedings of Intelligent Control (ISIC). Held jointly with IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA), Intelligent Systems and Semiotics (ISAS), pp.741-746, September, 1998.
- [2] C. Claus, "Dynamics of Multi-Agent Reinforcement Learning in Cooperative Multi Agent System," Canada, university of British Colombia, 1997.
- [3] C. Boutilier, "Planning, Learning and Coordination in Multi-Agent Decision Processes," Proceedings of 6th Conference on Theoretical Aspects of Rationality and Knowledge, Netherlands, 1996.
- [4] J. Pearl, *Bayesian Networks*, UCLA Computer Science Department, MIT Press, Cambridge, 1997.
- [5] E. Amir and A. Chang, "Learning Partially Observable Deterministic Action Models," Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 33, pp. 349-402, 2008.
- [6] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann Publishers, 1998.

- Sensor Networks using Dynamic Bayesian Network," IEEE Sixth International Conference on E-Scienc, 2010.
- [23] E. Lazkano, B. Sierra, A. Astigarraga, JM. Mart and nez-Otzeta, "On the use of Bayesian Networks to Develop Behaviours for Mobile Robots," Robotics and Autonomous Systems, Vol. 55, No. 3, pp. 253-265, 2007.
- [24] J. chong, "A Dynamic Bayesian Network Approach to Surveillance Decision Learning," Proceedings of Acra, 2006.
- [25] H. Zhou and S. Sakane, "Mobile Robot Localization using Active Sensing Based on Bayesian Network Inference," Robotics and Autonomous Systems, Vol. 55, No. 4, pp. 292-305, 2007.
- [26] G. Infantes, I. Ingrand and M. Ghallab, "Learning Behaviors Models for Robot Execution Control," Proceeding of 17th European Conference on Artificial Intelligence, Riva del Garda, Italy, August-September, 2006.
- [۲۷] علیرضا رضائی، ابوالقاسم راعی، ابوالفضل نادى، سعید شیرى، بهبود یادگیری رفتار روبات سیار دارای خطا در سنسورهای آن با استفاده از شبکه بیزین"، مجله علمی - پژوهشی انجمن مهندسين برق-الکترونیک ایران، سال هشتم، شماره ۱، صفحات ۱-۱۰، بهار و تابستان ۱۳۹۰.
- [28] A. Rezaee, A. Raie, A. Nadi and S. shiry, "Using Bayesian Network for Robot Behavior with Sensor Fault," Electronics and Electrical Engineering, Vol. 17, No. 2, pp. 91-96, 2011.
- [7] A. Dearden, Y. Demiris, "Learning Forward Models for Robots," Proceedings of the 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Edinburgh, Scotland, pp.1440-1445, 2005.
- [8] LR. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proceedings of the IEEE, Vol. 77, No. 2, pp. 257-28, 1989.
- [9] AF. Bobick, JW. Davis, "The Recognition of Human Movement Using Temporal Templates," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 3, pp. 257-267, 2001.
- [10] L. Liao, DJ. Patterson, D. Fox and H. Kautz, "Learning and Inferring Transportation Routine," Artificial Intelligence, Vol. 171, No. 5-6, pp.311-331, 2007.
- [11] I. Cohen, N. Sebe, A. Garg, LS. Chen and TS. Huang "Facial Expression Recognition from Video Sequences: Temporal and Static Modeling," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 91, No. 1-2, pp. 160-187, 2003.
- [12] AD. Wilson, AF. Bobick, *Hidden Markov Models for Modeling and Recognizing Gesture under Variation*, in Hidden Markov Models, World Scientific Publishing Co. Inc., pp.123-160, 2002.
- [13] M. Fox, M. Ghallab, G. Infantes and D.Long, "Robot Introspection Through Learned Hidden Markov Models," Artificial Intelligence, Vol. 170, No. 2, pp. 59-113, 2006.
- [14] KP. Murphy, *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*, 2002.
- [15] T. Koshizen, "The Sensor Selection Task of the Gaussians Mixture Bayes' with Regularised EM (GMB-REM) Technique in Robot Position Estimation," Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, IEEE, pp.2620-2625, 1999.
- [16] H. Asoh, Y. Motomura, I. Hara, S. Akaho, S. Hayamizu and T. Matsui, "Combining Probabilistic Map and Dialog for Robust Life-Long Office Navigation," International Conference on Intelligent Robots and Systems '96 (IROS 96) pp.807-812, November, 1996.
- [17] W. K. Gon and H. L. Beom, "Hierarchical Sensor Fusion for Building an Occupancy Grid Map using Active Sensor Modules," Proceedings of International Joint Conference SICE-ICASE pp.2600-2605, October, 2008.
- [18] K. Murphy and S. Russell, "Rao-Blackwellised Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks," In Sequential Monte Carlo Methods in Practice, A. Doucet, N. de Freitas and N.J. Gordon (eds), 2001.
- [19] I. Monasterio, E. Lazkano, I. Rano and B. Sierra, "Learning to Traverse Doors using Visual Information," Mathematics and Computers in Simulation, Vol. 60, No. 3, pp. 347-356, 2002.
- [20] PK. Ray and A. Mahajan, "A Genetic Algorithm-Based Approach to Calculate the Optimal Configuration of Ultrasonic Sensors in a 3D Position Estimation System," Robotics and Autonomous Systems, Vol. 41, No. 4, pp.165-177, 2002.
- [21] R. Sharifi and R. Langari, "Sensor Fault Diagnosis with a Probabilistic Decision process", Mechanical systems and signal Processing, Vol. 34, No.1-2, pp. 146-155, 2013.
- [22] G. chin, W. Richland, S. choudhury, L. Kangas and S. M. C. Farlane, "Fault Detection in Distributed Climate

زیر نویس ها

- ¹ fault
- ² Monolithic
- ³ Fitness
- ⁴ Reactive
- ⁵ Online
- ⁶ GA
- ⁷ Off line
- ⁸ Junction tree
- ⁹ Real time
- ¹⁰ door-crossing
- ¹¹ constant
- ¹² drift
- ¹³ shock
- ¹⁴ crosstalk
- ¹⁵ spike