بهبود یادگیری رفتار روبات سیار دارای خطا در سنسورهای آن با استفاده از شبکه بیزین

علیرضا رضائی [۱] ابوالقاسم اسدالله راعی [۲] ابوالفضل نادی [۳] سعید شیری قیداری [۴]

۱- دانشجوی دکتری الکترونیک- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران
arrezaee@aut.ac.ir
۲- دانشیار - دانشکده مهندسی برق – دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران
raie@aut.ac.ir
۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران- ایران
a.nadi@aut.ac.ir
۴- استادیار - دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران
shiry@aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله یک ساختار جدید بر پایه شبکه بیزین برای بهبود رفتارروبات سیار دارای خطا در سنسورهای آن ارائه می‌شود. اگر یک روبات بخواهد رفتار مشخصی را در محیط دنبال کند، باید توانایی ساخت محیط و استنباط از آن بر پایه دانش اولیه و چگونگی تاثیر عکس العمل خود بر محیط در طول زمان، برای رسیدن به مقصد را داشته باشد. مدلهای قدیمی برای یادگیری این دانش، مخصوصا در زمانی که محیط دینامیک و سنسورها با عدم قطعیت همراه هستند، اغلب کاملا پیچیده می‌باشند. در این مقاله یک ساختار جدید بر مبنای شبکه بیزین برای یادگیری دانش در رفتار روبات در هنگام خرابی سنسورهای آن ارائه شده است. در این مقاله به عنوان یک مساله، رفتار عبور از درب یک روبات سیار بدون برخورد با دیوارهای اطراف آن شرح داده می‌شود. در این مساله از کمربندی از سنسورهای آلتراسونیک به عنوان گیرنده اطلاعات از محیط استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی استفاده از شبکه بیزین را دریادگیری رفتار روبات دارای خطا، بسیار موثر نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: روبات، شبکه بیزین، شبکه بیزین پویا، یادگیری، رفتار، خطا.

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۸۸/۱۲/۱۷

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۰/۱/۱۷

نام نویسنده‌ی مسئول : ابوالقاسم اسدالله راعی

نشانی نویسنده‌ی مسئول : ایران – تهران – خیابان حافظ – پلاک ۴۲۴ – دانشگاه صنعتی امیر کبیر – دانشکده‌ی مهندسی برق

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.8- No.1- Spring & Summer 2011
[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

۱- مقدمه

مهمترین چالشی که امروزه روباتها با آن مواجه می‌شوند، داشتن توانایی عمل بالا در یک محیط پیچیده و همچنین دانش کم درباره آن محیط است. در این مقاله عبور از درب به عنوان یک رفتاری که در هر محیطی وجود دارد و کاربرد زیادی در زمینه روباتیک دارد مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در [1,2] روشی برای تشخیص درب، بر مبنای رنگ ارائه شده که در آن دربها از بقیه اجزا اتاق توسط رنگ متمایز می‌شوند، هر چند تنها دربهای بسته در آن مورد توجه قرار گرفتند.

در [3] یک سیستم ناوبری روبات بر مبنای برخورد نکردن به مانع و رسیدن به جلوی درب مورد بحث قرار می‌گیرد و در آن از پردازش تصویر برای تشخیص چارچوب درب و از سنسور آلتراسونیک برای تشخیص باز و بسته بودن آن استفاده شده است.

[4] از پردازش استریو برای تشخیص نشانه‌های محیط[1] برای عبور از درب استفاده کرده است. در [5] از سنسورهای آلتراسونیک و مادون قرمز برای تشخیص دربهای کاملا باز و کاملا بسته استفاده شده است ولی این سیستم نمی‌تواند دربهای نیمه باز را تشخیص دهد و روبات نمی‌تواند در این حالت از درب عبور نماید.

همچنین تلاشهای زیادی برای مدل کردن رفتار روبات به صورت یک مدل قطعی بر اساس تئوری احتمالات انجام شده است [6]. این نوع نگاه‌ها نمی‌توانند برای محیطهای پویا که محیطهای واقعی از جمله آنها هستند به کار روند. روشهائی مثل روش [7] نیز توانایی مدل کردن عملها و پیشگویی تاثیرات وظایف را در محیط واقعی دارد اما فقط در بازه زمانی کوتاهی قابل استفاده بوده و نمی‌تواند در دراز مدت با اطلاعات مغشوش سنسورها به‌کار خود ادامه دهد [8].

از طرفی سیستمها را می‌توان بوسیله مدل مارکف پنهان نیز مدل کرد[9]. 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[9]، مدل کردن فعالیت انسان [10]، تشخیص چهره[11]، تشخیص حرکت دست[12] و مدل کردن عملهای روبات [13] به کار گرفته شده است. اما این مدل نیز در طول یک بازه زمانی خاص کارائی دارد و بیش از آن بازدهی خود را از دست می‌دهد.

درسال ۲۰۰۲ مورفی 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. این شبکه به عنوان ابزاری جهت یادگیری مدل عملی در سیستمهای پویا ارائه شده است که، قادر است در طول زمان رفتار سیستم را مدل نماید[14].

با توجه به [14] می‌توان هر مدل مارکف پنهان را به یک شبکه بیزین پویا تبدیل کرده و با استفاده از الگوریتمهای بیزی مانند الگوریتم درخت اتصال[2] پیچیدگی محاسبات را پایین آورد و بدین ترتیب سرعت محاسبات را از $O(T^3)$ به $O(T)$ کاهش داد. بنابراین با استفاده از شبکه بیزین و یادگیری آن در ناوبری می‌توان سیستم ناوبری کارامدی برای رفتار روبات در محیط ارائه نمود.

در زمینه کاربرد شبکه بیزین در روباتهای سیار تنها مقالات محدودی در سالهای اخیر [20-15] منتشر شده است. دلیل کم بودن این مقالات در این زمینه را می‌توان به سختی استدلال در حالت بلادرنگ[3] نسبت داد. بنابراین انگیزه اصلی در این مقاله تاکید بر توانایی یادگیری شبکه بیزین به عنوان یک روش یادگیری در رفتار روبات سیار است.

در سال ۲۰۰۷ لازکانو رفتار عبور کردن یک روبات سیار از درب[4] را با کمک سنسور آلتراسونیک و بر اساس یادگیری ساختار شبکه بیزین پیاده‌سازی نمود[15]. این ساختار بر اساس یک رینگ سنسور آلتراسونیک که از ۱۰ سنسور تشکیل شده است به‌دست آمده است. این مقاله مبنای انتخاب نوع رفتار مقاله حاضر بوده است. با توجه به اینکه ساختارهای ارائه شده در آن مقاله بر مبنای شبکه بیزین بوده‌اند و در شبکه بیزین حرکت روبات فقط به مقادیر سنسورها در همان لحظه ارتباط دارد، این ایده بوجود آمد که چون در واقعیت، حرکت روبات به موقعیت روبات در لحظات قبل هم بستگی دارد در صورتیکه بتوان این ساختار را به جای شبکه بیزین بر حسب شبکه بیزین پویا ارائه داد آنگاه ارتباط بین لحظات نیز خود به خود در نظر گرفته شده و می‌توان کنترل بیشتری بر حرکت روبات داشت.

در زمینه پیدا کردن خطا در یک سیستم، تحقیقات زیادی بر اساس دیدگاه مبتنی بر مدل[5] وجود دارد[21,22]. در این روشها تعدادی مدل از آن سیستم ساخته شده و رفتارهای واقعی با رفتارهای پیش‌بینی شده مقایسه و اختلاف آنها به عنوان خطا معرفی می‌شود. در زمینه روباتهای سیار به خاطر عدم قطعیت در محیط و نویزی بودن سنسورها و کامل نبودن عمل کننده‌ها اغلب مدل دقیقی از سیستم وجود ندارد. روشهای مختلفی برای کار با این عدم قطعیتها مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. مثلا در[23,24] از شبکه‌های عصبی و RBFها برای تشخیص خطا استفاده شده است که محدودیتهایی مانند نیاز به داده‌های زیاد برای آموزش خود را دارا هستند. روشهایی چون کالمن فیلتر نیز در کار [25] دیده می‌شود که محدودیتهایی چون خطی بودن و گوسی بودن دارند.

در [26] مهرانبد به تشخیص خطا در یک پروسه شیمیایی با استفاده از شبکه بیزین می‌پردازد و در آن خطاهای ثابت، خطاهای خطی با زمان، خطاهای نویزی، خطاهای به کلی اشتباه، تشخیص داده می‌شوند.

کارهای دیگری مانند [27] نیز به تشخیص خطا در پروسسهای شیمیایی متغیر با زمان می‌پردازد. مقاله حاضر به تشخیص خطا در زمینه روباتهای سیار با یادگیری بیزین می‌پردازد.

بقیه این مقاله شامل بخشهای زیر می‌باشد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

در بخش دوم شبکه بیزین و شبکه بیزین پویا توضیح داده می‌شود. در بخش سوم محیط شبیه‌سازی توضیح داده می‌شود. در بخش چهارم مساله عبور از درب توسط شبکه بیزین و شبکه بیزین پویا مدل می‌شود. در بخش پنجم نتایج شبیه‌سازی توضیح داده می‌شود. در آخر نتیجه گیری و کارهای بعدی مطرح می‌شود.

۲- شبکه بیزین

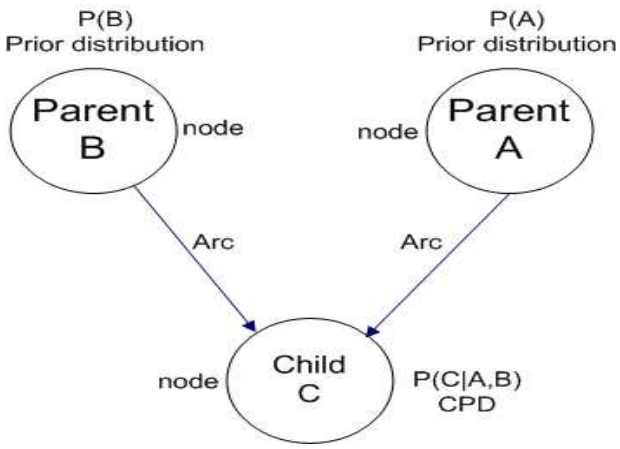
شبکه بیزین (Bayesian Network) یک مدل گرافیکی از سیستمها، شامل تعدادی گره و اتصالات آنها و احتمالهای شرطی آنها می‌باشد. هر گره شامل یک جدول احتمال شرطی است که تعداد عناصر آن جدول به تعداد والدین آن گره بستگی دارد. BN[۶] در سیستمهایی چون تشخیص خطا و سیستمهای کنترل و تشخیص پزشکی و ... [27,28] مورد استفاده قرار می‌گیرد. در یک شبکه بیزین دو عامل مهم باید مورد توجه قرار گیرد:

یادگیری ساختار که شامل به دست آوردن تعداد گره‌ها و ارتباطهای آنها می‌باشد.

یادگیری پارامتر که شامل جداول احتمال و ارتباطات بین گره‌های آن با هم می‌باشد.

در عمل این جداول احتمال که برای یادگیری پارامتر مورد استفاده قرار می‌گیرد، از تخمین داده‌های آموزشی به‌دست می‌آید. برای تعیین ساختار روشهای مختلفی وجود دارد. این ساختار می‌تواند توسط یک انسان ماهر که دانش اولیه‌ای درباره ارتباطهای بین گره‌ها دارد، به دست آید. یک روش دیگر برای یادگیری ساختار استفاده از الگوریتمهای یادگیری اتوماتیک مثل K2 می‌باشد و سرانجام سومین روش ترکیب دو روش بالا با هم می‌باشد[15].

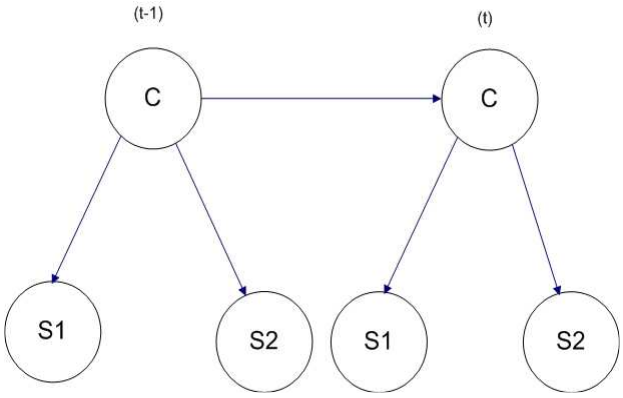
شبکه بیزین به چند دلیل ارزش دارد: اول اینکه BN می‌تواند ارتباط داده‌ها و عدم صحت آنها را مدل کند و این کار را حتی با داده‌های ناقص نیز انجام دهد، دوم اینکه BN می‌تواند در لایه‌های سلسله مراتبی نمایش داده شود و در نتیجه در خلاصه کردن داده‌ها می‌تواند بسیار مفید باشد. سوم اینکه یک فرمول ریاضی مشخص بر اساس احتمالات برای آن وجود دارد.



شکل(۱): نمایی از BN شامل کمان ارتباطی بین والدین و فرزندان آن

۲-۱- شبکه بیزین پویا

شبکه بیزین پویا(Dynamic Bayesian Network) بخشی از شبکه بیزین می‌باشد که در طول زمان گسترش پیداکرده است. اختلاف این شبکه با BN در کمانهایی است که احتمالات را در طول زمان منتقل می‌کنند. کمانی که بخشهای زمانی مختلف را به هم متصل می‌کند شبیه کمانهایی است که، در یک زمان در شبکه بیزین وجود دارد و از این نظر DBN[۷] همان BN است. به همین دلیل، همان خواص و همان موتورهای استنتاج شبکه بیزین را نیز داراست. در حقیقت DBN همان BN گسترش یافته در زمان است، بدین ترتیب که تاثیرات زمان قبلی نیز به زمان بعدی انتقال می‌یابد.



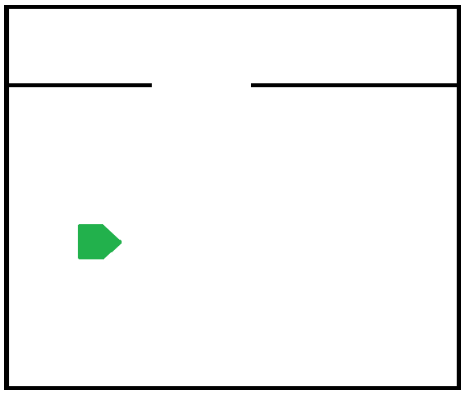
شکل (۲): نمایی از DBN شامل یک کمان ارتباطی بین زمانهای مختلف

۳- بستر آزمایشگاهی

در این مقاله از شبیه‌ساز SIMROBOT در نرم افزار MATLAB برای جمع آوری داده‌های مورد نیاز استفاده شده است. برای این کار از نقشه یک اتاق که دارای یک درب می‌باشد که در شکل ۳ دیده می‌شود و نیز از یک روبات با سنسورهای آلتراسونیک که این سنسورها در ۱۸۰ درجه جلوی روبات و به صورت متقارن و با فاصله مساوی از هم قرار گرفته‌اند، استفاده شده است.

این روبات شامل ۱۳ سنسور آلتراسونیک می‌باشد که به صورت کمربندی در جلوی روبات قرار دارند سنسورها با شماره‌های $S_1,...S_{13}$ مشخص شده‌اند.

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]



شکل (۳): شمایی از محیط شبیه‌ساز simrobot که در محیط MATLAB برنامه نویسی آن انجام می‌شود (نقشه شماره ۱)

۳-۱- سنسورهای روبات

در این روبات از سنسور آلتراسونیک استفاده شده است. این سنسور بر اساس مدت زمان ارسال و دریافت موج کار می‌کند، یعنی پالسی را به محیط فرستاده و این پالس بعد از برخورد با عناصر محیط از آن منعکس می‌شود. در عمل این سیگنال منعکس شده، به جنس محیط و زاویه پرتو سنسور بستگی دارد.

۳-۲- جمع کردن اطلاعات برای آموزش روبات

برای یادگیری روبات، یک پایگاه داده‌ای شامل ۱۹۲۵ مسیر عبور روبات از درب که هر یک از این مسیرها شامل تقریبا۴۰ نقطه می‌باشد تهیه گردیده است و در کل حدود ۷۷۰۰۰ نقطه در این پایگاه داده قرار دارد. هر نقطه در پایگاه داده شامل ۱۳ مقدار خوانده شده توسط سنسور آلتراسونیک و یک مقدار نشان داده شده به عنوان عکس العمل روبات می‌باشد. برای جمع آوری این مقادیر، روبات در مکانهای مختلف و تحت زوایای مختلف طوری قرار گرفته که درب مورد نظر در محدوده دید سنسورهای روبات قرار می‌گیرد. عکس العمل روبات توسط یک ناظر تعیین و مبنای این انتخاب بر اساس نقطه وسط درب می‌باشد. در این شبیه‌ساز مقادیر خوانده شده توسط سنسور بین ۰ تا ۶۵۵۳۵ می‌باشد که به ۲۰ مقدار۰ تا ۱۹ کوانتیزه شده است. برای این مقاله مقادیر بیشتر از فاصله ۴۰، به عدد ۱۹ کوانتیزه شده که نشان دهنده خارج بودن از محدوده دید سنسور است.

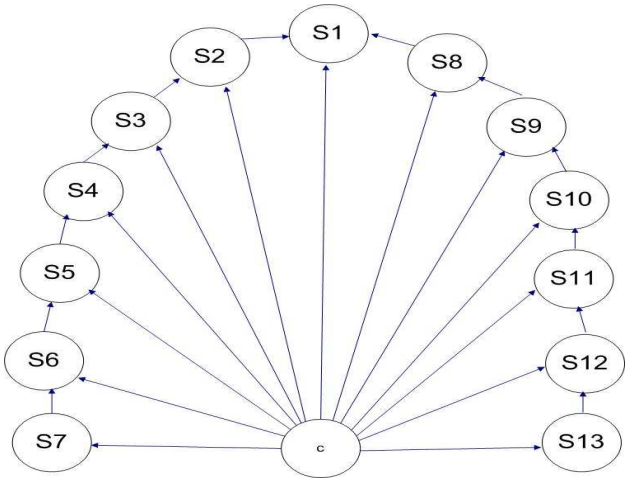
برای مشخص کردن عکس العمل روبات عملی در نظر گرفته شده است. این عمل شامل ۳ حرکت چرخش به راست، چرخش به چپ و حرکت مستقیم می‌باشد. این ۳ عمل توسط مقادیر منفی یک و مثبت یک و صفر در معادله حرکت مشخص می‌شود.

که در آن ۱- به معنی ۹۰ درجه چرخش به چپ، ۱ به معنی ۹۰ درجه چرخش به راست و صفر به معنی حرکت مستقیم، روبات است.

۴- طراحی شبکه بیزین و شبکه بیزین پویا برای رفتار عبور از درب روبات سیار

در این مرحله فرض می‌شود که ساختار شبکه توسط شخص ماهر مشخص شده است و پارامترهای این دو ساختارشبکه برای رفتار عبور از درب روبات طراحی می‌شود.

شکل ۴ شمایی از شبکه بیزین طراحی شده را نشان می‌دهد[15]. پارامترهای این شبکه توسط داده‌های آموزشی به دست آمده است. در این شبکه S1 تا S13 سنسورهای روبات و C عکس العمل روبات می‌باشد، پس از آموزش، روبات با استفاده از شبکه بیزین به دست آمده، تست شده است.



شکل (۴): معماری شبکه بیزین BN برای رفتار عبور از درب شامل ۱۳ سنسور

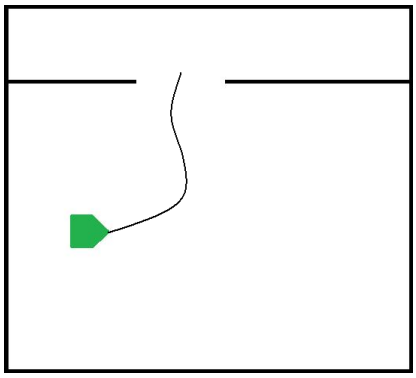
در این شبکه از فرمول (۱) عکس العمل روبات در هر حالت به دست می‌آید.

$$
\begin{aligned}
p(C=v) &= p(S_7=s_7 \mid C=v) \\
&\times p(S_6=s_6 \mid S_7=s_7, C=v) \\
&\times p(S_5=s_5 \mid S_6=s_6, C=v) \\
&\times p(S_4=s_4 \mid S_5=s_5, C=v) \\
&\times p(S_3=s_3 \mid S_4=s_4, C=v) \\
&\times p(S_2=s_2 \mid S_3=s_3, C=v) \\
&\times p(S_1=s_1 \mid S_2=s_2, S_8=s_8, C=v) \qquad (۱) \\
&\times p(S_{13}=s_{13} \mid C=v) \\
&\times p(S_{12}=s_{12} \mid S_{13}=s_{13}, C=v) \\
&\times p(S_{11}=s_{11} \mid S_{12}=s_{12}, C=v) \\
&\times p(S_{10}=s_{10} \mid S_{11}=s_{11}, C=v) \\
&\times p(S_9=s_9 \mid S_{10}=s_{10}, C=v) \\
&\times p(S_8=s_8 \mid S_9=s_9, C=v)
\end{aligned}
$$

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

در این رابطه $s_i; i=1,...,13$ مقادیر سنسورها است که می‌تواند عددی بین صفر تا ۱۹ باشد و C نشان دهنده عکس العمل روبات است که یکی از مقادیر ۱- یا ۱ یا صفر را داراست.

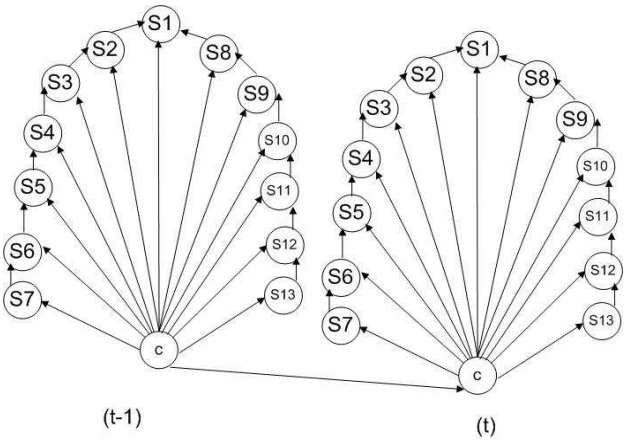
یک مسیر تولید شده به‌وسیله این شبکه در شکل (۵) آورده شده است.



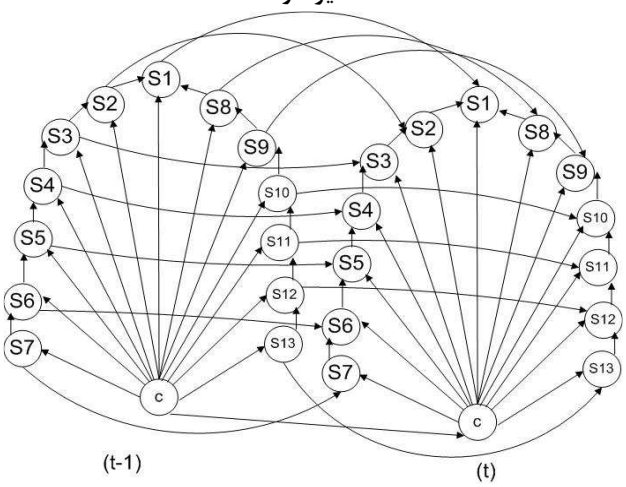
شکل(۵): مسیر طی شده با استفاده از الگوریتم شبکه بیزین

سپس بر اساس تخمین ML[۸] عکس العملی که بیشترین احتمال را دارد انتخاب شده و آن عمل انجام می‌شود. در مرحله بعدی از شبکه بیزین پویا (DBN) برای طراحی استفاده شده است که در این حالت دو ساختار مختلف که در شکلهای ۶ و۷ نشان داده شده است، مورد توجه قرار گرفته است، که در آن کمانها شامل ارتباط بین عکس العمل روبات با همه سنسورها و ارتباط بین سنسورهای کناری با هم و همچنین ارتباطهایی در زمانهای مختلف می‌باشد. علت انتخاب کمانها به صورت شکل ۶ آن است که عکس العمل روبات در هر زمان بر، عکس العمل لحظه بعد آن تاثیر می‌گذارد به همین دلیل با اتصال کمانی بین این دو عکس العمل مانند شکل ۶ این تاثیر نشان داده شده است. در شکل ۷ فرض شده است که مقدار سنسور در لحظه قبلی بر لحظه بعدی تاثیر دارد که علت این انتخاب آن است که مقادیر سنسورها معمولا یک دفعه تغییر پیدا نمی‌کنند و مقادیر با هم ارتباط دارند.

برای به دست آوردن عکس العمل روبات مقادیر ۱۳ سنسور که در جلوی روبات قرار دارند خوانده شده و احتمال عکس العمل روبات برای هر سه حرکت چپ و راست و مستقیم بر اساس فرمول(۲) و سپس بر اساس تخمین ML عکس العمل مورد نظر انجام می‌گیرد. بعد از این مرحله چون روبات دیفرانسیلی در نظر گرفته شده است باید سرعت هر یک از چرخهای چپ و راست به روبات داده شود که این سرعتها بر اساس فرمول (۳) داده شده است در این فرمول ضریب ۰,۱ برای سریع تر چرخیدن روبات در هنگامیکه عکس العمل در یک جهت ادامه دارد داده شده است و ضریب ۰,۵ نیز به عنوان ضریب سرعت در نظر گرفته شده است.



شکل(۶): معماری شبکه بیزین پویاDBNC برای حالتی که جهت چرخش روبات در مرحله قبل بر جهت چرخش روبات در مرحله بعد تاثیر دارد



شکل(۷): معماری شبکه بیزین پویاDBNCS برای حالتی که مقادیر سنسورها و عکس العملها در مرحله قبل به مقادیر سنسورها در مرحله بعد تاثیر دارد

$$
\begin{aligned}
p(C=v) &= p(c_t \mid c_{t-1}) \times p(S_7 = s_7 \mid C=v) \\
&\times p(S_6 = s_6 \mid S_7 = s_7, C=v) \\
&\times p(S_5 = s_5 \mid S_6 = s_6, C=v) \\
&\times p(S_4 = s_4 \mid S_5 = s_5, C=v) \\
&\times p(S_3 = s_3 \mid S_4 = s_4, C=v) \\
&\times p(S_2 = s_2 \mid S_3 = s_3, C=v) \\
&\times p(S_1 = s_1 \mid S_2 = s_2, S_8 = s_8, C=v) \qquad (۲) \\
&\times p(S_{13} = s_{13} \mid C=v) \\
&\times p(S_{12} = s_{12} \mid S_{13} = s_{13}, C=v) \\
&\times p(S_{11} = s_{11} \mid S_{12} = s_{12}, C=v) \\
&\times p(S_{10} = s_{10} \mid S_{11} = s_{11}, C=v) \\
&\times p(S_9 = s_9 \mid S_{10} = s_{10}, C=v) \\
&\times p(S_8 = s_8 \mid S_9 = s_9, C=v)
\end{aligned}
$$

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

$$V_{left} = 1 + 0.5 * action(t) + (action(t-1) + action(t)) * 0.1$$

$$V_{right} = 1 - 0.5 * action(t) - (action(t-1) + action(t)) * 0.1 \quad (۳)$$

در رابطه بالا action عکس العمل روبات است که می‌تواند یکی از مقادیر ۱- یا ۱ یا صفر را داشته باشد. در صورتی که این مقدار صفر شود، سرعت چرخ چپ با سرعت چرخ راست برابر شده و روبات مستقیم رو به جلو حرکت می‌کند، در صورتی که مقدار آن برابر ۱ شود، سرعت چرخ چپ بیشتر از سرعت چرخ راست شده و روبات به سمت راست می‌چرخد و بالعکس. ضریب ۰٫۱ به منظور تسریع حرکت روبات در چرخش آن قرار داده شده است، چون معمولا اگر روبات در یک جهت بچرخد فقط در یک بازه زمانی این کار انجام نمی‌شود و معمولا در چند بازه زمانی این کار انجام می‌شود و با این ضریب، سرعت گردش روبات بیشتر می‌شود. البته این مقادیر باید طوری انتخاب شود که روبات به نوسان نیفتد.

در پیاده سازی عبور از درب توسط شبکه بیزین پویا به جای استفاده از داده‌هایی که به طور کامل، مستقل از هم جمع آوری شده‌اند نیاز به یک سری داده‌های متوالی که منجر به عبور از درب می‌شوند، است. برای این کار روبات را در تقریبا ۱۹۰۰ نقطه مختلف در اتاق قرار داده و روبات را از درب عبور داده و داده‌های هر مسیر را به صورت متوالی ذخیره کرده پس از آن هر کدام از شبکه‌های بیزین پویا که در شکلهای (۶)، (۷) آمده‌اند، با استفاده از داده‌های به دست آمده آموزش داده می‌شوند.

۵- نتایج شبیه‌سازی

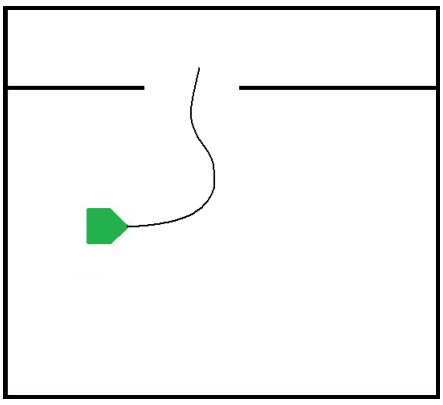
این بخش شامل آزمایشهایی بر روی شبکهBN وDBNC و DBNCS به همراه خطا و بدون خطا در سنسورها آن می‌باشد. برای این تستها روبات در زوایای مختلف و با فاصله‌های مختلف جلوی درب قرار می‌گیرد جدول ۱ مقدار خطاهای هر شبکه را در سه ساختار متفاوت با وجود خطا و بدون وجود خطا در سنسورها در زاویه‌های شروع مختلف روبات نشان می‌دهد.

جدول (۱): درصد خطا در ۳ شبکه مختلف در رفتار عبور از درب روبات سیار

شبکه DBNC بدون خطا	شبکه BN با خطا	شبکه BN بدون خطا	زاویه شروع حرکت روبات
۶	۳۵	۰	۳۰-۰
۰	۱۴	۰	۶۰-۳۰
۱٫۶	۱۳	۰	۹۰-۶۰
۰	۱۲	۰	۱۲۰-۹۰
۲٫۸	۲۲	۰٫۶	۱۵۰-۱۲۰
۲	۲۰	۰	۱۸۰-۱۵۰
۲	۱۹	۰٫۱	میانگین

شبکه DBNCS با خطا	شبکه DBNCS بدون خطا	شبکه DBNC با خطا	زاویه شروع حرکت روبات
۶۰	۱۳	۳۰	۳۰-۰
۶۴	۱۱	۲۵	۶۰-۳۰
۶۵	۱۳	۲۶	۹۰-۶۰
۶۱	۱۰	۲۴	۱۲۰-۹۰
۶۴	۱۴	۲۷	۱۵۰-۱۲۰
۶۲	۱۰	۲۶	۱۸۰-۱۵۰
۶۲	۱۱	۲۶	میانگین

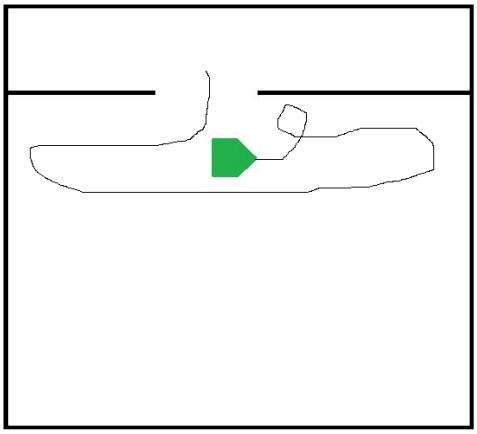
با توجه به نتایج به نظر می‌رسد در زوایایی که تعداد زیادی از سنسورها درب را حس می‌کنند ساختار DBN بهتر عمل می‌کند مثل زاویه ۹۰، ۶۰، ۱۲۰ اما در زوایای دیگر که این شرط برقرار نباشد، BN بهتر عمل می‌کند.



شکل(۸): مسیر طی شده با استفاده از الگوریتم شبکه بیزین پویا در حالتی که تعداد زیادی از سنسورها درب را حس کرده‌اند

شکل ۸ و ۹ مقایسه‌ای در حرکت روبات با ساختار DBN در هنگامی که تعداد سنسورهای مختلف درب مورد نظر را حس می‌کنند همراه با مسیر عبوری حرکت روبات را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]



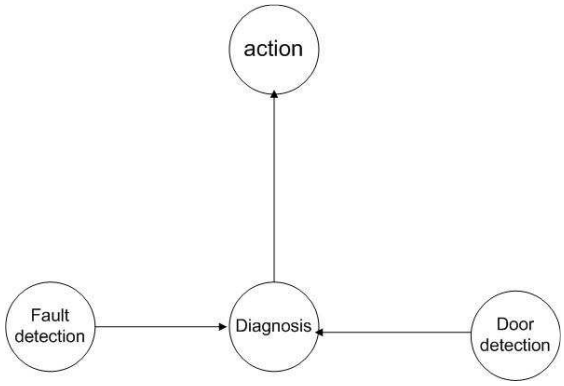
شکل(۹): مسیر طی شده با استفاده از الگوریتم شبکه بیزین پویا در حالتی که تعداد کمی‌از سنسورها درب را حس کرده‌اند

دلایل حرکت روبات به صورت مارپیچ و همچنین در بعضی موارد عبور نکردن از درب را می‌توان به صورت زیر بر شمرد:

۱- مساله مطرح شده در اینجا یک مساله استاتیک است که شامل اتاقی است که محل درب و اشیاء موجود در اتاق قبل و بعد از آموزش و حتی در هنگام آزمایش نیز ثابت هستند و برای یک مساله استاتیک نیازی به استفاده از الگوریتمهای پویا برای آموزش نیست. برای رفع این مشکل باید پویایی را به صورت مساله اضافه کنیم.

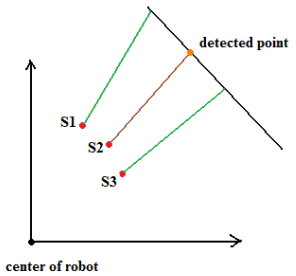
۲- صورت مساله تعریف شده دارای اندازه کوچکی بوده است. این کوچکی باعث شده که با اضافه کردن کمانهایی که برای تبدیل شبکه بیزین ساده به شبکه پویا لازم است تاثیر سنسورها، بر روی جهت صحیح چرخش (به دلیل افزایش حالتها در تاثیر در شبکه)کاهش یابد و همین کاهش تاثیر باعث شده تا اگر تعداد کمی از سنسورها درب را حس کنند، چون تاثیر هر کدام از سنسورها نیز کم است در نتیجه روبات به سمت درب نمی‌چرخد.

برای رفع این مشکل باید اندازه مساله بزرگتر شود. به عنوان مثال پارامترهای دیگری مانند عوامل محیطی به مساله اضافه شود. راه حل دیگر استفاده از بخشی به عنوان تشخیص دهنده خطا و از بین برنده آن است. در ساختار قبلی ارائه شده دیده می‌شود که با وجود خطا در سنسورهای روبات هیچکدام از مدلها درست عمل نمی‌کند و حدود ۳۵ درصد خطا در سیستم وجود دارد به همین دلیل مدل دیگری که در آن بخش تشخیص خطا و از بین بردن آن نیز وجود دارد ارائه شده است. این مدل که در شکل ۱۰ نشان داده شده است: شامل بخش تشخیص درب و بخش تشخیص خطا و از بین بردن خطا و عکس العمل روبات می‌باشد.



شکل(۱۰): ساختار کلی پیشنهادی برای رفتار عبور از درب روبات

در شکل ۱۰ساختار action همان ساختار مدل قبلی را داراست. در این شکل در بخش تشخیص خطا[۹] فرض بر آن است که محیطی که روبات در آن قرار دارد، یک محیط تقریبا همواری است که سطوح آن را می‌توان با خطوطی تقریب زد. با این فرض به علت نزدیکی سنسورهای روبات هر ۳ سنسور یک خط را شناسایی می‌کنند و می‌توان از آن برای تشخیص خطا استفاده کرد. با داشتن اطلاعات دو سنسور می‌توان به خطای سنسوری که در وسط آن دو سنسور قرار دارد پی برد. همانطور که در شکل۱۱ دیده می‌شود با داشتن مقدار دو سنسور کناری می‌توان یک خط رسم کرد که با در نظر گرفتن فرضی که توضیح داده شد مقدار سنسور وسط باید بر روی این خط قرار داشته باشد و با توجه به میزان فاصله مقدار سنسور وسط از مقدار پیش بینی شده میزان خطای آن به دست آورده می‌شود. برای محاسبه این میزان از یک تابع گاوسی استفاده شده است. به این صورت که مرکز این تابع بر روی نقطه پیش بینی شده قرار می‌گیرد و با در نظر یک مقدار مناسب برای واریانس و میزان فاصله‌ای که از نقطه پیش بینی شده دارد میزان خطای سنسور مورد نظر به دست می‌آید.



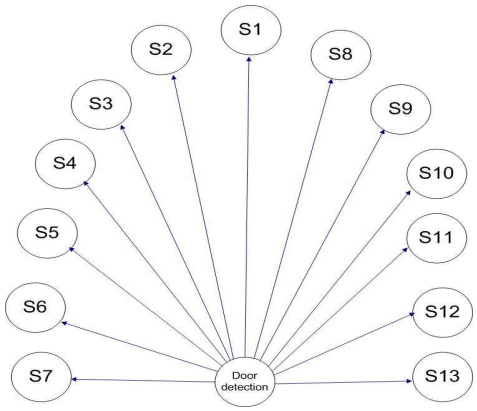
شکل(۱۱): نحوه پیش بینی مقدار سنسور

مشکلی که در اجرای این روش وجود دارد این است که اگر خواسته شود فقط به این روش بسنده شود، روبات درب را به عنوان خطا در نظر می‌گیرد. برای حل این مشکل از یک شبکه بیزین شکل ۱۲ استفاده شده است که به تشخیص درب می‌پردازد و هنگامی که روبات

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.8- No.1- Spring & Summer 2011
[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

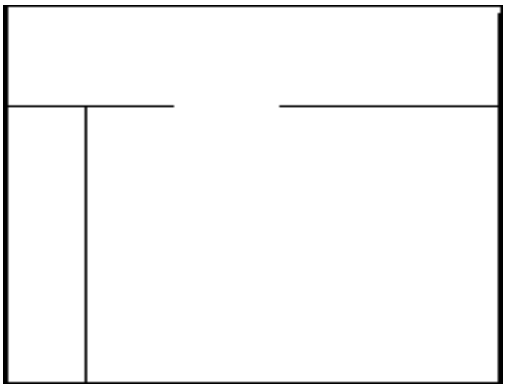
در جلوی درب قرار می‌گیرد، مقدار خوانده شده برای سنسور خطـا در نظر گرفته نمی‌شود.

ساختار شبکه تشخیص درب به صورت زیر می‌باشد.

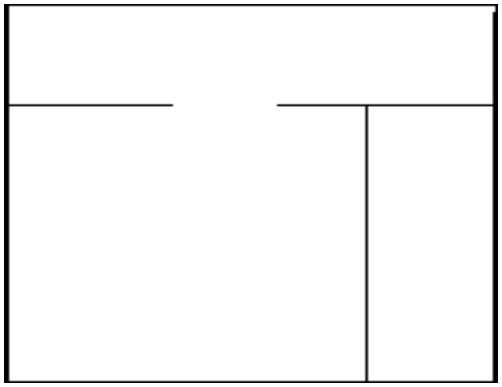


شکل(۱۲): شبکه تشخیص درب

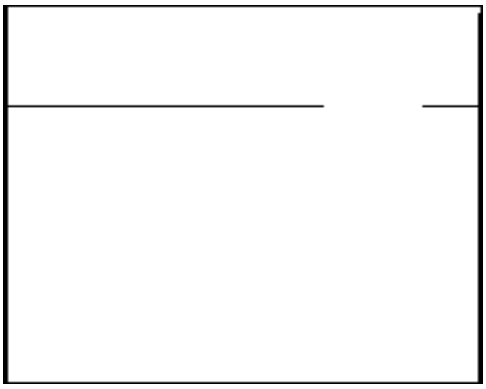
برای تست مدل پیشنهادی، علاوه بر نقشه قبلی چندین نقشـه دیگـر نیز با شکلهای مختلف در نظر گرفته شده است.



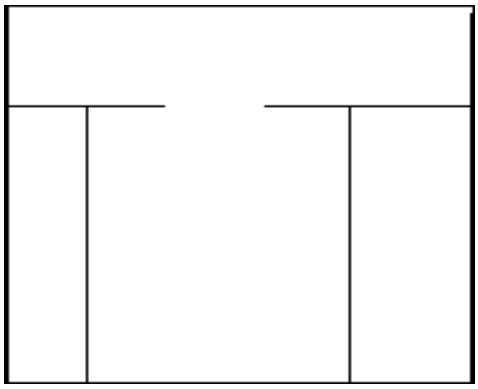
شکل(۱۳): نقشه شماره۲



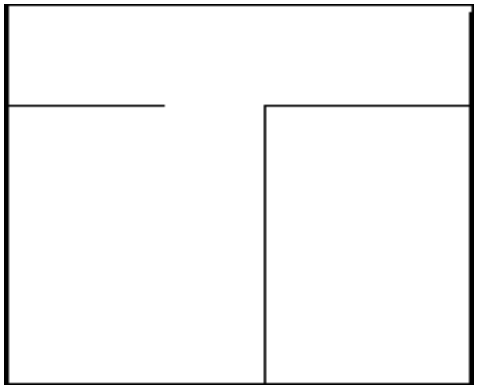
شکل(۱۴): نقشه شماره۳



شکل(۱۵): نقشه شماره۴



شکل(۱۶): نقشه شماره۵



شکل(۱۷): نقشه شماره۶

نتایج شبیه‌سازیهای انجام شده به صورت زیر می‌باشد:

لازم به ذکر است که اعداد با تقریب گـرد شـده‌انـد و درصـد خطـا در جداول شامل مجموع دو بخش گم‌شدن روبات در محـیط و همچنـین میزان برخورد روبات به دیوار اسـت و در کـل میـزان عـدم توانـایی در انجام رفتار است.

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

جدول (۲): نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۱

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۱۴	۸	۶	۱۶۸	۳۰-۰
۱۲	۸	۴	۱۶۳	۶۰-۳۰
۱۶	۸,۵	۷,۵	۱۷۸	۹۰-۶۰
۱۹	۱۱	۸	۱۶۸	۱۲۰-۹۰
۱۲	۳	۸	۱۶۴	۱۵۰-۱۲۰
۱۱	۵,۵	۶,۵	۱۵۹	۱۸۰-۱۵۰
۱۴	۷,۵	۶,۵	۱۶۶,۶	میانگین

جدول(۳) : نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۲

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۱۶	۱۳	۳	۱۷۲	۳۰-۰
۱۵	۱۳	۲	۱۵۳	۶۰-۳۰
۱۳	۱۲	۱	۱۷۹	۹۰-۶۰
۱۷	۱۳	۴	۱۶۷	۱۲۰-۹۰
۱۵	۱۰,۵	۴	۱۶۶	۱۵۰-۱۲۰
۲۴	۱۵,۵	۷	۱۶۳	۱۸۰-۱۵۰
۱۶	۱۲,۵	۳,۵	۱۷۲	میانگین

جدول(۴) : نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۳

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۱۴	۷	۷	۱۷۱	۳۰-۰
۱۳	۹	۴	۱۴۹	۶۰-۳۰
۱۵	۷,۵	۷	۱۶۵	۹۰-۶۰
۱۵	۹,۵	۵	۱۷۷	۱۲۰-۹۰
۱۷	۸	۹	۱۷۳	۱۵۰-۱۲۰
۱۵	۱۲	۳	۱۶۵	۱۸۰-۱۵۰
۱۵	۸,۵	۶	۱۶۶,۶	میانگین

جدول(۵) : نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۴

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۴۴	۳۰,۵	۱۳	۱۵۰	۳۰-۰
۳۵	۲۲,۵	۱۲	۱۶۲	۶۰-۳۰
۵۲	۳۳,۵	۱۸	۱۴۴	۹۰-۶۰
۵۳	۳۷	۱۶	۱۸۲	۱۲۰-۹۰
۵۰	۳۵,۵	۱۴	۱۸۲	۱۵۰-۱۲۰
۴۰	۲۷	۱۳	۱۸۰	۱۸۰-۱۵۰
۴۵	۳۱	۱۴	۱۶۶,۶	میانگین

جدول(۶) : نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۵

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۲۸	۲۰	۸	۱۷۰	۳۰-۰
۲۶	۲۱	۵	۱۶۴	۶۰-۳۰
۲۱	۱۵,۵	۵	۱۶۹	۹۰-۶۰
۲۷	۱۵,۵	۱۱	۱۷۱	۱۲۰-۹۰
۲۴	۱۴,۵	۹	۱۶۵	۱۵۰-۱۲۰
۲۵	۱۶,۵	۸	۱۶۱	۱۸۰-۱۵۰
۲۵	۱۷	۸	۱۶۶,۶	میانگین

جدول(۷) : نتایج شبیه‌سازی در نقشه ۶

درصد خطا	درصد گم شدن	درصد برخورد به دیوار	تعداد کل مسیرها	زاویه شروع حرکت روبات
۱۳	۸	۵	۱۷۹	۳۰-۰
۱۳	۱۱,۵	۱	۱۵۲	۶۰-۳۰
۱۸	۱۴,۵	۳	۱۷۶	۹۰-۶۰
۱۸	۱۳	۵	۱۵۸	۱۲۰-۹۰
۱۴	۱۰,۵	۳	۱۵۸	۱۵۰-۱۲۰
۲۶	۱۵	۱۱	۱۷۷	۱۸۰-۱۵۰
۱۷	۱۲	۵	۱۶۶,۶	میانگین

نتایج نشان می‌دهد که شبکه جدید پیشنهادی خیلی بهتر از سه شبکه قبلی بازدهی دارد به عنوان مثال در نقشه شماره ۱ که بر روی شبکه BN، DBNC،DBNCS نیز تست شده است در زاویه ۰-۳۰ خطا در ساختارBN، ۳۵ درصد و در ساختار DBNC خطا ۳۰ درصد و در ساختار DBNCS خطا ۶۰ درصد است. اما در ساختار جدید این خطا به حدود ۱۴ درصد کاهش می‌یابد و همچنین میانگین خطا در ساختارBN، ۱۹,۸۸ درصد و در ساختار DBNC خطا ۲۶ درصد و در ساختار DBNCS خطا ۶۲ درصد است. ولی در ساختار جدید این خطا به حدود ۱۴ درصد کاهش می‌یابد که نشان دهنده کاهش حداقل ۶ درصدی خطا در ساختار پیشنهادی است. علاوه بر آن شبکه جدید پیشنهادی به تغییرات نقشه نیز زیاد حساس نیست و خطای میانگین تمام نقشه‌ها تقریبا یکی است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا به پیاده‌سازی مساله عبور از درب توسط روبات به‌وسیله شبکه بیزین پرداخته شده است، سپس همین مساله با استفاده از شبکه‌های بیزین پویا پیاده‌سازی شده است، با مقایسه نتایج به دست آمده از هر دو قسمت این نتیجه به دست می‌آید که کارایی شبکه بیزین پویا در مسائل استاتیکی و با اندازه کوچک آنچنان تفاوتی با شبکه بیزین نداشته و حتی در برخی از موارد نسبت به شبکه‌های بیزین جواب بدتری داشته باشد که نتیجه‌گیری می‌شود برای نشان دادن برتری شبکه‌های بیزین پویا نسبت به شبکه‌های بیزین ساده در

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.8- No.1- Spring & Summer 2011
[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

مسائل نیاز به طرح یک مساله دینامیک با اندازه بزرگ است. علاوه بر آن شبکه جدید دیگری بر مبنای حذف خطا ارائه شده است که می‌تواند به صورت بلادرنگ رفتار مورد نظر را با خطای کم دنبال نماید. در کارهای بعدی می‌توان از ترکیب سنسورهای مختلف و پارامترهای فیزیکی مختلف و حتی مانعهای متحرک برای گستردگی مساله استفاده نمود.

مراجع

[1] Eyal, A., Door Identification http://www-formal.stanford.edu/eyal/cs223b/report.html.

[2] Martinez, J., Sanchez, D., Suarez, B., "A Fuzzy Colour Image Segmentation Applied to Robot Vision", In Conf on Mechatronics & Robotics 2004.

[3] Stoeter, S., Mauff, L., Papanikolopoulos, N., "Real time Door detection in cluttered environments", Proceeding of IEEE Int. Symp On Int control,Greece, pp 187-192, 2000.

[4] Libuda, L., Kraiss, K., "Identification of natural landmarks for vision based navigation" , Proceeding of IEEE Int conf on Robotics & Automation, San Francisco, CA, 2000.

[5] Lazkano, E., Sierra, B., Rano, I., Zarauz, I., "Door crossing behavior for mobile robot using Bayesian networks", proceeding of CIMA 2003.

[6] Amir, E., "Learning partially observable deterministic action models", Proceedings of IJCAI, 2005.

[7] Pearl, J., Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference, Morgan Kaufman publisher, 1988.

[8] Dearden, A., Demiris,Y., "Learning forward models for robots", in Proceedings of IJCAI, 2005.

[9] Rabiner, L., "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition", Proceedings of the IEEE, Vol.77, No.2, pp. 257–286, February 1989.

[10] Liao, L., Fox, D., Kautz, H., " Learning and Inferring Transportation Routines", in Proceedings of AAAI, 2004.

[11] Cohen, I., Sebe, N., Chen, L., Garg, A., Huang, T., "Facial Expression Recognition from Video Seqences: Temporal and Static Modelling", Computer Vision and Image Understanding: Special Issue on Face Recognition Vol. 91, No.1, pp.160–187, 2003.

[12] Wilson, A., Bobick, A., "Hidden Markov Models for Modeling and Recognizing Gesture Under Variation", International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence Vol.15, No.1, pp.123–160, 2001.

[13] Fox, M., Ghallab, M., Infantes, G., Long, D., "Robot introspection through learned hidden markov models", Artificial Intelligence Vol.170, No.2, pp.59–113,2006.

[14] Murphy, K., Dynamic bayesian networks: representation, inference and learning, UC Berkeley, Computer Science Division, Ph.D. thesis , 2002.

[15] lazkano, E., sierra, B., Astigarraga, A., Martinez-otzeta, J., "On the use of Bayesian networks to develop behaviours for mobile robots", Robotics and autonomous system, Vol.55,No.2, pp 253-265,2007.

[16] Zhou, H., Sakane, S., "Mobile robot localization using active sensing based on Bayesian network inference", Robotics and Autonomous Systems, Vol.55, No.4,pp 198-210, April 2007.

[17] Bourgault, F., Ahmed, N., Shah, D., Campbell, M., "Probabilistic Operator-Multiple Robot Modeling Using Bayesian network representation", Navigation and Control Conference and Exhibit 20 - 23 Hilton Head, South Carolina, August 2007.

[18] Patel, M., Valls, J., Gamini Dissanayake, M., "Dynamic Bayesian Networks for Learning Interactions between Assistive Robotic Walker and Human Users", Advances in Artificial Intelligence Lecture Notes in Computer Science, Vol.6359, No.1, pp186-197, 2010.

[19] Vechet, S., Krejsa, J., "Sensors Data Fusion via Bayesian Network", Recent Advances in Mechatronics Part 3, pp.221-226, 2010.

[20] Jeong Min, H., "Navigation of a Mobile Robot using Behavior Network with Bayesian Inference", Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation Niagara Falls, Canada, July 2005.

[21] Isermann, R., "Process Fault Detection Based on Modeling and Estimation Methods", A Survey, Automatica, Vol.20, No.4, pp.387-404, 1984.

[22] Chen, J., Patton, R., Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.

[23] Arun, T., Vemuri, A., Marios, M., "Polycarpou A methodology for fault diagnosis in robotic systems using neural networks", Robotica, Vol.22, No.4, August 2004.

[24] Chang,Y., "Fault Detection for Plasma Etching Processes Using RBF Neural Networks", Advances in Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science, Vol.3498, pp.538-543,2005.

[25] Kladis, G., Economou, J., Tsourdos, A., "A Kalman based approach for Fault Detection and Diagnosis on a modelbased Actuator Device", In IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference VPPC, Arlington, Texas, USA, Sep 2007.

[26] Mehranbod, N., A probilistic approach for sensor fault detection and identification, Ph.D. thesis,Drexel university 2002.

[27] Lerner, U., parr, R., Koller, D., Biswas, G., "Bayesian fault detection and diagnosis in dynamic systems", in: AAAI/IAAI, pp 531-537 2002.

[28] Bohme, T., Cox, C., Valentin, N., Denoeux, T.,"Comparison of autoassociative neural networks and kohonen maps for signal failure detection and reconstruction", ntelligent Engineering systems Through Artificial Neural networks Vol.9,No.2 pp. 637-644, ASME Press New York 1991.

---

1 Landmark
2 Junction tree
3 Real time
4 Door crossing
5 Model-based
6 Bayesian Network
7 Dynamic Bayesian Network
8 Maximum Likelihood
9 Fault detection

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]

Learning Improvements in Mobile Robot Behavior with Faulty Sensors Using Bayesian Network

A. Rezaee[1], A. A.Raie[2], A. Nadi[3], S. Shiry Ghidary[4]

[1] PhD Student, Electrical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, IRAN
arrezaee@aut.ac.ir
[2] Associate Professor, Electrical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, IRAN
raie@aut.ac.ir
[3] MSc, Computer Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
a.nadi@aut.ac.ir
[4] Assistant Professor, Computer Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran
shiry@aut.ac.ir

Abstract:

In this paper a new structure based on Bayesian networks is presented to improve mobile robot behavior, in which there exist faulty robot sensors. If a robot likes to follow certain behavior in the environment to reach its goal, it must be capable of making inference and mapping based on prior knowledge and also should be capable of understanding its reactions on the environment over time. Old learning models for knowledge learning, especially on dynamic environment, are quite complex and have uncertainty in sensors. In this paper a new structure based on Bayesian network is presented for knowledge learning on robot behavior when the malfunction sensors exist. In this paper successful door crossing behavior is explained. In this issue the belt of ultrasonic sensors is used to receive environment information. Simulation results show that using the Bayesian network is very effective in robot behavior with faulty sensors.

Keywords: Robot, Bayesian Network, Dynamic Bayesian Network, Learning, Behavior Fault.

Submission date: 22 Feb., 2010

Acceptance date: 16 Apr., 2011

Corresponding author: Abolghasem A.raie

Corresponding author's address: No.424, Hafez Ave. Elec. Eng. Dep., Amir kabir Uni. of Tech. Tehran, Iran.

[Downloaded from jiaeee.com on 2025-12-08]