

۱- کاهش تاخیر در شبکه رادیوشناختی با استفاده از یادگیری ماشین

نیلوفر تدینی

کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، ساری، ایران

دکتر کیمیا رضائی کلانتری

استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد ساری، دانشگاه آزاد اسلامی، ساری، ایران

چکیده

با تعداد عظیم اشیای متصل به اینترنت، مقادیر جریان داده‌ی بلادرنگ عظیمی به صورت خودکار با اشیای متصل تولید می‌شوند. تخصیص مناسب و بهینه کانال طیف فرکانسی بین کاربران شبکه رادیوشناختی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است به گونه‌ای که میزان تاخیر ارتباطی بین آنها به حداقل برسد. در این تحقیق، یک طرح کنترل توان تطبیقی جدید برای دستگاه‌های اینترنت اشیاء معرفی شده است. بر اساس مکانیسم تفکر مرتبه‌ای شناختی، طرح پیشنهادی به صورت یک مدل بازی رفتاری جدید برای کنترل تطبیقی سطح توان، طراحی شده است. رویکرد مبتنی بر بازی پیشنهاد شده در این روش توانست یک توان انتقال مؤثر را کسب کرده و در نتیجه منجر به بیشینه‌سازی نرخ ارتباطات شده است. همچنین ترکیب شناختی در اینترنت اشیاء در روش پیشنهادی باعث شده است که توان مصرفی دستگاه‌ها حدود ۳٪ کاهش یابد و به میزان SINR مناسبی دست یابیم.

واژگان کلیدی: یادگیری ماشین، شبکه رادیوشناختی، کاهش تاخیر



مقدمه

اینترنت اشیاء یک فناوری نوظهور است که انتظار می رود تحولات چشمگیری در بسیاری از دستگاه های صنعتی موجود مانند دستگاه های حمل و نقل و دستگاه های تولید، ایجاد نماید. واژه اینترنت اشیاء در ابتدا برای اشاره به اشیاء متصل، تعامل پذیر و قابل شناسایی که به سامانه شناسایی فرکانس رادیویی مجهز بودند، بکار گرفته شد. پس از آن پژوهشگران اینترنت اشیاء را به فناوری های بیشتری مانند حسگرها، محرک ها، دستگاه های موقعیت یابی جهانی و دستگاه های سیار نیز مرتبط کردند.

در حال حاضر، یکی از متمایزترین خصوصیات اینترنت اشیاء این است که با افزایش اتصال درونی میان اشیاء یا اهداف عمومی، تعدادی سرویس یا برنامه ی جالب توجه ظهور می کنند. با این حال، تاکنون بسیاری از کاربردهای فعلی اینترنت اشیاء هنوز برای پردازش شناخت به شدت وابسته به انسان هستند. این مشاهدات به عنوان یکی از انگیزه های اصلی ما برای معرفی اینترنت اشیاء شناختی است که در آن اشیاء عمومی مانند عامل ها رفتار کرده و با محیط فیزیکی و شبکه های اجتماعی با مینیمم مداخله ی انسانی، در تعامل هستند. البته تنها اتصال کافی نیست و فراتر از آن اشیاء باید دارای قابلیت یادگیری، تفکر و درک دنیاهای فیزیکی و اجتماعی توسط خود باشند. این نیاز کاربردی، منجر به توسعه ی یک الگوی جدید که اینترنت اشیاء شناختی (CIoT)^۱ نامیده شده است تا به منظور استفاده در هوش سطح بالا، اینترنت اشیاء فعلی با "مغز" تقویت شود. هدف اصلی در اینترنت اشیاء شناختی، تقویت بخشیدن به اینترنت اشیاء توسط اضافه نمودن قدرت یادگیری، تفکر و درک جهان فیزیکی و اجتماعی به اشیاء عمومی است و این امر با ادغام سازی مؤثر فرآیند اجرایی شناخت انسان در طراحی اینترنت اشیاء و ارائه ی شرحی دقیق از فن های پردازش شناختی که در قلب اینترنت اشیاء شناختی قرار دارند، صورت می گیرد.

هدف شبکه های رادیو شناختی استفاده از قسمت های استفاده نشده طیف است که نه تنها در باند فرکانس های آزاد وجود دارند بلکه در باندهای فرکانس مجاز هم وجود دارند تا بتوانند به کاربران غیرمجاز هم به روش مناسب سرویس دهند. در این شبکه ها، کاربران به دودسته کاربران اصلی (کاربرانی که مجوز دسترسی به باندهای فرکانسی را دارند یا کاربران اولیه) و کاربران ثانویه (کاربرانی که فاقد مجوزهای لازم برای دسترسی به باندهای فرکانسی هستند) تقسیم می شوند. اجازه بهره برداری از منابع شبکه توسط کاربران ثانویه در زمانی که کاربران اولیه دارای مجوز در باند فرکانسی حضور ندارند، از ویژگی های اصلی این شبکه ها می باشد. یکی از اهداف اصلی تکنولوژی رادیو شناختی، سرویس دهی به کاربران ثانویه بدون کم کردن کیفیت سرویس است. بنابراین ارائه راهکارهای نوین در این زمینه می تواند این تضمین را بدهد که در شبکه های رادیو شناختی، هم کاربران اصلی و هم کاربران ثانویه می توانند در یک طیف یکسان فعالیت کنند.

در حوزه ی اینترنت اشیاء چالش های تحقیقاتی بسیاری وجود دارد که عبارت اند از: چالش های فنی و چالش هایی مربوط به فناوری، استاندارد سازی و حریم خصوصی.

مدیریت شبکه های مدرن علاوه بر اینکه پیچیده و غالباً فراتر از توانمندی های کاربران و اپراتورها است، نیازمند استفاده از متدهای هوشمندانه برای غلبه بر پویایی های محیط نیز است. شبکه ها باید قادر باشند به طور مستقل و خودمختار (با حداقل دخالت انسان) مسائل خود را حل کنند. درواقع انتظار داریم شبکه ها بتوانند رویکردی انسانی داشته باشند؛ یعنی مانند فرزند انسان در اثر تعامل با محیط اطراف و دنیای درونی خویش و سعی و خطا قادر باشد نیازهای خود را مرتفع سازند و با استفاده از مکانیسم پیچیده ای به نام یادگیری به تدریج روش های هوشمندانه تری را برای حل مسائل خود برگزینند [۱].

هدف این پژوهش استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین و تخصیص کانال در شبکه رادیو شناختی کاهش تاخیر پردازشی در شبکه رادیو شناختی است که در ارائه یک مدل تخصیص کانال مناسب در جهت کاهش تاخیر در شبکه رادیو شناختی و استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین برای حل مساله فوق دارای جنبه نوآوری می باشد. ما در این پژوهش در پی پاسخ به این سوالات هستیم که:

² Cognitive Internet of Things

۱- روش پیشنهادی تا چه میزان می تواند میزان تاخیر را در شبکه رادیوشناختی کاهش دهد؟

۲- الگوریتم یادگیری ماشین چگونه در روش پیشنهادی مورد استفاده قرار می گیرد؟

در این تحقیق به تخصیص مناسب و بهینه کانال طیف فرکانسی بین کاربران شبکه رادیوشناختی پرداخته شده است به گونه ای که میزان تاخیر ارتباطی بین آنها به حداقل برسد. لذا برای این منظور، از الگوریتم های یادگیری ماشین برای فرایند تخصیص کانال بین کاربران اصلی و ثانویه پیشنهاد می شود. در این تحقیق روشی پیشنهاد می شود که از اتوماتای یادگیر که یکی از الگوریتم های یادگیری ماشین است، برای یادگیری و تصمیم گیری مناسب برای تخصیص کانال در بین کاربران شبکه رادیو شناختی استفاده شده است. از نتایج این تحقیق سازمان ها و مراکز مختلف که خدمات مخابراتی و اینترنت رادیویی شناختی را به کاربران ارائه می دهند می توانند بهره مند شوند.

امید است با ارائه روش پیشنهادی، میزان تاخیر ناشی از ارتباط بین کاربران شبکه رادیوشناختی به حداقل برسد.

تعریف اینترنت اشیاء شناختی

ابتدا باید به مفهوم واژه ی "شناخت" پرداخت. این واژه که از کتاب های مشهور گرفته شده، شامل رشته های زیادی با ریشه در عصب شناختی، علوم شناختی، علوم کامپیوتری، ریاضیات، فیزیک و مهندسی و غیره است. به طور خاص در این فصل، نویسندگان فرایند اجرایی مغز انسان را به عنوان چارچوب مرجع برای شناخت در نظر گرفته شد و مفهوم زیر را برای اینترنت اشیاء شناختی مطرح شد [۲-۶].

اینترنت شناختی اشیا یک الگوی شبکه جدید است که در آن اشیا یا اقلام (فیزیکی/مجازی) دارای ارتباط داخلی هستند و به عنوان عاملی با کمترین مداخله انسانی رفتار می کنند، اشیا با پیروی از یک چرخه ادراک-عمل محتوا محور با یکدیگر ارتباط برقرار می کنند. آنها از روش درک با ساخت برای یادگیری از محیط فیزیکی و شبکه های اجتماعی استفاده می کنند، دانش معنایی آموخته شده را در انواع پایگاه های داده ذخیره می کنند و از طریق مکانیسم های تصمیم گیری منابع کارآمد با تغییرات یا عدم قطعیت ها سازگار می شوند و دو هدف اصلی برای آنها وجود دارد:

اتصال دنیای فیزیکی (با اشیا، منابع و غیره) و دنیای اجتماعی (با تقاضاهای انسانی، رفتارهای اجتماعی و غیره)، با یکدیگر برای ایجاد سیستم هوشمند فیزیکی-سایبر-اجتماعی.

امکان تخصیص هوشمند منابع، اجرای خودکار شبکه و تأمین هوشمند سرویس.

تعریف شبکه های شناختی

توماس شبکه شناختی را این چنین تعریف می کند: «شبکه شناختی شبکه ای مجهز به یک فرایند شناختی است که می تواند شرایط کنونی شبکه را درک کند و سپس بر اساس آن شرایط برنامه ریزی، تصمیم گیری و عمل نماید. این شبکه می تواند در حین سازگار شدن با شرایط، بسیاری از مسائل را یاد بگیرد و در تصمیم گیری های آینده از آن استفاده کند، تمام آنچه ذکر شد با در نظر گرفتن اهداف نهایی انجام می شوند.»

به بیان دیگر می توان گفت، شبکه های شناختی به شبکه هایی اطلاق می شود که گروهی از عناصر موجود در آنها^۲ قادر هستند وضعیت محیط داخلی و پیرامون^۳ خود را مشاهده کنند، سپس با استفاده از مکانیسم های استنتاج و تصمیم گیری برای مقابله با شرایط محیط یا بهبود وضع موجود برنامه ریزی کنند و در نهایت برنامه های خود را اجرایی کنند. علاوه بر آنچه گفته شد این عناصر بعد از اجرای برنامه ها منتظر می مانند تا بازخورد حاصل از اعمال خود را از محیط دریافت کنند تا بتوانند ارزیابی درستی از سودمندی تصمیمات خود داشته باشند. گام آخر به عناصر کمک می کند تا در آینده تصمیمات هوشمندانه تری اتخاذ کنند و به تدریج کارایی

^۲ به این عناصر، عناصر شناختی شبکه گفته می شود. در یک شبکه شناختی لزوماً تمام عناصر ویژگی شناخت را ندارند؛ کافی است زیرمجموعه ای از عناصر این قابلیت را داشته باشند تا شبکه بتواند رویکردی شناختی داشته باشد.

^۳ در بحث شبکه های شناختی منظور از محیط علاوه بر پارامترهای محیط پیرامون شبکه، پارامترهای مربوط به خود شبکه نیز می باشد.

خود را بهبود ببخشند. تمام مراحل فوق که در توصیف عملکرد عناصر درون شبکه های شناختی بیان شد، در سایه برآورده شدن اهداف نهایی شبکه انجام می شود و این ویژگی وجه تمایز مهم شبکه های شناختی با بسیاری از سیستم های هوشمند دیگر نظیر رادیوهای شناختی است.

استنتاج و یادگیری در شبکه های شناختی

یکی از ویژگی های کلیدی شبکه های شناختی، فرآیند شناختی است که مسئولیت یادگیری و استنتاج در شبکه شناختی را بر عهده دارد. قبل از اینکه به بررسی مکانیسم های موجود پردازیم لازم است استنتاج و یادگیری را تعریف کنیم. در استنتاج مجموعه ای از اعمال وجود دارد؛ مکانیسم استنتاج در مواجهه با شرایطی که به تصمیم گیری نیاز دارد باید بلافاصله و بدون اتلاف زمان با در نظر گرفتن دانشی که از گذشته و از وضعیت فعلی سیستم دارد یکی از این اعمال را انتخاب کند. برخلاف استنتاج که فرآیندی کوتاه مدت است، یادگیری یک فرآیند بلندمدت است؛ یادگیری دانشی است که در طول زمان و با مشاهده نتایج حاصل از تصمیم گیری های گذشته جمع آوری شده است و در آینده برای تصمیم گیری بهتر مورد استفاده قرار می گیرد. باوجود تعاریف فوق جدا کردن یادگیری و استنتاج ساده نیست و این دو در عمل خیلی به یکدیگر وابسته هستند [۷-۸].

بحث درباره شناخت، یادگیری و استنتاج در محیط محاسباتی به ناچار به سمت هوش مصنوعی کشیده می شود. یکی از مباحث مهم در هوش مصنوعی، سیستم های چند عامله^۴ هستند. اگرچه برای سیستم های چند عامله تعریف واحد و پذیرفته شده ای در دست نیست اما تمام تعاریف موجود روی سه ویژگی اساسی توافق دارند: واقع شده^۵، خودمختار^۶ و انعطاف پذیر^۷. ویژگی واقع شده یعنی عامل ها قادر به حس کردن و عمل کردن بر روی محیط اطرافشان می باشند. این ویژگی محدودیت هایی نیز دارد، معمولاً فرض می شود دانش عامل از محیط ناقص است، کنترل عامل بر روی محیط جزئی است، یا هر دو محدودیت همزمان وجود دارد. خودمختار بودن یعنی عامل ها آزاد هستند مستقل از انسان ها یا عامل های دیگر عمل کنند [۷-۸].

توجه به این نکته مهم است که همیشه محدودیت هایی روی درجه خودمختاری هر عامل وجود دارد. در نهایت انعطاف پذیر بودن یعنی عامل باید به موقع و با آینده نگری نسبت به تغییرات محیط عکس العمل نشان دهد؛ عامل ها برای پاسخ دادن به تغییرات محیط می توانند با یکدیگر و حتی با انسان ها تعامل داشته باشند. یک حالت ویژه از یک سیستم چندعاملی، حل مسئله به صورت توزیع شده و با استفاده از همکاری عامل ها^۸ است. در CDPS علاوه بر ویژگی های مذکور وابستگی عامل ها به یکدیگر و همکاری آنان از ویژگی های ذاتی سیستم است. با اینکه به نظر می رسد طراحی سیستم مبتنی بر همکاری عامل ها حل مسئله را ساده تر می کند اما چالش که در اینجا مطرح می شود مربوط به نحوه همکاری عامل ها است. در یک سیستم همکار عامل ها ممکن است رفتاری خودخواهانه یا نوع دوستانه داشته باشند؛ یعنی تصمیم گیری عامل ها می تواند فقط با در نظر گرفتن سودمندی آن عمل برای خودشان باشد، یا سودمندی کل سیستم را در نظر بگیرند [۷-۸].

مدل استاندارد از یک عامل توصیف می شود که از چهار مؤلفه اصلی تشکیل شده است: ابزاری برای مشاهده، مجموعه عمل ها، موتور استنباط و یک پایگاه دانش. در این یادگیری و استنتاج نتیجه همکاری موتور استنباط و پایگاه دانش است. استنتاج فرآیندی آنی است که در آن موتور استنباط اطلاعات مربوطه را از پایگاه دانش و مشاهدات جمع آوری می کند و سپس روی یک مجموعه از اعمال تصمیم گیری می کند. یادگیری فرآیند بلندمدتی است که در آن موتور استنباط ارتباطات را بررسی می کند، مثلاً ارتباط بین اعمال گذشته و مشاهدات جاری، یا مشاهدات مختلفی که همزمان به دست آن رسیده نتایج را به صورت دانش در پایگاه دانش ذخیره می کند.

⁴ Multi-Agent Systems (MAS)

⁵ Situated

⁶ Autonomous

⁷ Flexible

⁸ Cooperative Distributed Problem Solving (CDPS)



شبکه شناختی را با توجه به معماری در نظر گرفته شده برای آن می توانیم به صورت یک سیستم چندعامله در نظر بگیریم. موتور استنباط و پایگاه دانش درون عناصر شناختی قرار می گیرند. در پیاده سازی توزیع شده، هر عنصر شناختی مجموعه ای از چندین عامل (گره های شبکه) همکار است که برای رسیدن به هدفی مشترک (هدف عنصر) در کنار هم یاد می گیرند و استنتاج می کنند. تعامل بین عامل هایی که متعلق به عناصر شناختی مختلف هستند، می تواند به صورت فرصت طلبانه باشد یعنی عناصر شناختی با یکدیگر رقابت کنند.

از طرف دیگر در تعریف شبکه شناختی وجود اهداف سرتاسری را به عنوان عامل پیش برنده و کلیدی شبکه های حسگر در نظر گرفتیم. وجود اهداف مشترک سبب همکاری عامل ها با یکدیگر می شود؛ بنابراین شبکه شناختی را می توان یک CDPS نیز در نظر گرفت. در عنصرهای شناختی، اهداف هر عنصر از اهداف سراسری شبکه مشتق می شود. به بیان دیگر بین عناصر شناختی درجه ای از ارتباط یا به هم پیوستگی وجود دارد.

قبل از اینکه به بررسی روش های استنتاج و یادگیری بپردازیم لازم به ذکر است که بسیاری از مسائل بهینه سازی موجود در شبکه پیچیدگی محاسباتی بسیار بالا دارند^۹. از آنجایی که یکی از اهداف شبکه شناختی حل پیچیدگی ذاتی مسائل موجود در شبکه ها است، انتظار داریم اغلب مسائلی که به وسیله شبکه شناختی حل می شوند NP-hard باشند [۱].

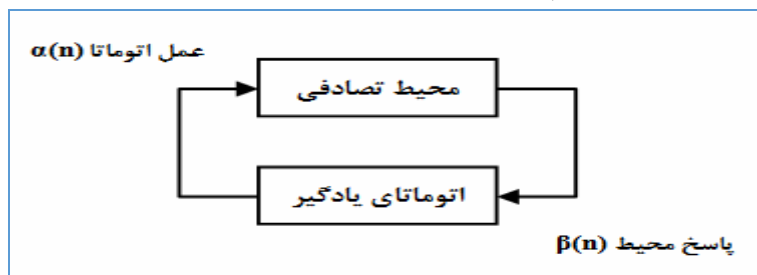
از آنجایی که معماری مناسبی برای اینترنت اشیاء شناختی تعریف نشده است در این تحقیق معماری ای برای آن پیشنهاد می شود. برای ارزیابی معماری پیشنهادی سناریوی مطرح می شود که در آن بحث کنترل توان اشیاء موجود در اینترنت اشیاء شناختی انجام می شود. در روش پیشنهادی با استفاده از اتوماتای یادگیر پیوسته یک طرح کنترل توان ارائه می شود.

تعریف اتوماتاهای یادگیر

اتوماتای یک ماشین است برای انجام خودکار یک سری اعمال یا جواب به مجموعه ای از دستورات مورد استفاده قرار می گیرد. اتوماتای از قانون های از قبل مشخص شده ای پیروی نمی کند ولی خودش را با تغییراتی که در محیط رخ می دهد تطبیق می کند. این تطبیق پذیری نتیجه فرایند یادگیری است.

یک اقدام اتوماتا به صورت تصادفی انتخاب می شود و بر محیط اعمال می شود. سپس پاسخ محیط دریافت شده و احتمال اقدام ها براساس آن به روز می شوند و کار بالا تکرار می شود. اتوماتای تصادفی که به صورت بالا در جهت افزایش کارایی خود عمل کند، یک اتوماتای یادگیر تصادفی گفته می شود.

هر عملی که انتخاب می شود در یک محیط احتمالی بررسی می شود و نتیجه این بررسی سیگنال مثبت یا منفی است که به اتوماتا داده می شود و اتوماتا از این جواب در انتخاب عمل بعدی استفاده می کند درواقع هدف نهایی این است که اتوماتا از بین کارهای خودکارهایی را انتخاب کند که احتمال گرفتن پاداش از محیط را به بیشترین حد خود برساند.



شکل (۱) ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط تصادفی دارای ۳ تایی:

$E = \{\alpha, \beta, c\}$ است که $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودی ها و $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجی ها و $c = \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمال های جریمه شدن است [۲].

^۹ مسائل بهینه سازی مطرح شده در شبکه ها اغلب از نوع NP-hard هستند.



تعریف مجموعه ی اتوماتای یادگیری

اتوماتا به صورت یک δ تایی تعریف می شود به این صورت $SA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ که:

مجموعه عمل ها به صورت $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ تعریف می شوند.

ورودی ها به صورت $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ تعریف می شوند.

تابعی که وضعیت جدید را تولید می کند به این صورت تعریف می شود $F \equiv \phi \times \beta \rightarrow \phi$

تابعی که خروجی وضعیت اکنون را به خروجی بعدی می دهد به این صورت تعریف می شود $G \equiv \phi \rightarrow \alpha$

وضعیت های داخلی اتوماتا در زمان n به این صورت تعریف می شود $n) \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k\} \phi$

ساختار اتوماتای مورد استفاده در روش پیشنهادی

اتوماتای یادگیری یک شی مجرد است که می تواند تعداد محدودی از اقدامات را انجام دهد. اتوماتا یکی از مجموعه اقدامات خود را انتخاب می کند و آنها را در محیط اعمال می کند. این عمل در محیط تصادفی بررسی می شود و به طور خودکار اقدام بعدی خود را از پاسخ داده شده توسط محیط انتخاب می کند. نتیجه این کار عملکرد بهینه اتوماتاست. یکی از وظایف الگوریتم اتوماتای یادگیری، پاسخ دادن محیط به عمل انتخابی اتوماتاست که عمل بعدی اتوماتاست. اتوماتا یکی از اقدامات خود را انتخاب می کند و آنها را در محیط اعمال می کند. نتیجه این کار، عملکرد بهینه اتوماتاست.

یک اقدام اتوماتا به صورت تصادفی انتخاب می شود و بر محیط اعمال می شود. سپس پاسخ محیط دریافت شده و احتمال اقدامها براساس آن به روز می شوند و کار بالا تکرار می شود. هر عملی که انتخاب می شود در یک محیط احتمالی بررسی می شود و نتیجه این بررسی سیگنال مثبت یا منفی است که به اتوماتا داده می شود و اتوماتا از این جواب در انتخاب عمل بعدی استفاده می کند درواقع هدف نهایی این است که اتوماتا از بین کارهای خودکارهایی را انتخاب کند که احتمال گرفتن پاداش از محیط را به بیشترین حد خود برساند.

اتوماتایی مورد استفاده در روش پیشنهادی، از نوع اتوماتای با ساختار متغیر است. در این ساختار، عمل های اتوماتا در هر تکرار به روز می شوند و تغییر می کنند و بر اساس الگوریتم یادگیری انجام می شود.

اتوماتا با ساختار متغیر دارای ۴ تایی $\{\alpha, \beta, P, T\}$ است که:

$a \equiv \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$ مجموعه عمل هاست.

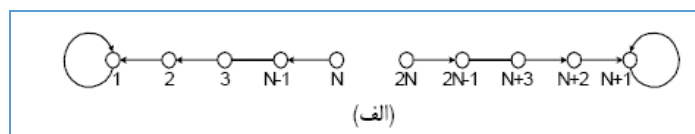
$b \equiv \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ مجموعه ورودی هاست.

$p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب است.

در احتمال دو پاسخ داریم: ۱. پاسخ مطلوب ۲. پاسخ غیرمطلوب

الگوریتم های یادگیری خطی در اتوماتا با ساختار متغیر با ساختار زیر هستند که در معادله (۳-۱) پاسخ مطلوب برای عمل i -ام و معادله (۳-۲) پاسخ نامطلوب برای عمل i -ام را نشان می دهند.

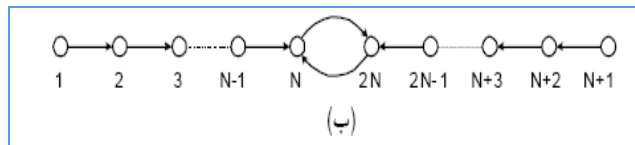
$$\begin{aligned} P_i(n+1) &= P_i(n) + a[1 - P_i(n)] \\ P_j(n+1) &= (1 - a)P_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (3-1)$$



شکل (۲) پاسخ مطلوب در اتوماتای یادگیر

$$P_i(n+1) = (1 - b)P_i(n) \quad (3-2)$$

$$P_j(n+1) = \frac{b}{r-1}(1-b)P_j(n) \quad \forall j \neq i$$



شکل (۳) پاسخ نامطلوب در اتوماتای یادگیر

اگر در مرحله n ام a_i انتخاب شود و از محیط پاسخ مطلوب دریافت کند احتمال $P_i(n)$ افزایش پیدا می کند و بقیه احتمالها کاهش پیدا می کند، و به ازای پاسخ نامطلوب احتمال $P_i(n)$ کاهش پیدا می کند و بقیه احتمالها افزایش پیدا می کند، تغییرات به صورتی می شود که مجموع $P_i(n)$ ها مساوی یک باقی بماند.

a = پارامتر پاداش است.

b = پارامتر جریمه است.

اگر a و b مساوی باشند این الگوریتم را LRP می گویند اگر b خیلی کوچکتر از a باشد الگوریتم را LReP می گویند و اگر b مساوی صفر باشد این الگوریتم را LRI می نامند [۵].

محیط:

محیط یک خروجی تولید می کند و به اقدامها پاسخ می دهد. محیط شامل این ۳ تایی $E = \{\alpha, \beta, C\}$ است که:

$\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودی هاست.

$\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجی هاست.

$c = \{c_1, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمال جریمه هاست.

اگر β دو عضوی باشد محیط از نوع P است در این محیط $\beta_1 = 1$ جریمه است و $\beta_2 = 0$ پاداش است. در محیط Q ، $\beta(n)$ مقدارش $[0, 1]$ است و در محیط S ، $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله مقدارش $[0, 1]$ است.

C_i این است که عمل a_i نتیجه نامطلوب داشته باش در محیط ایستا مقدار C_i تغییر نمی کند اما در غیر ایستا مقدار C_i به مرور زمان تغییر می کند.

در روش پیشنهادی یک طرح کنترل توان تطبیقی جدید برای دستگاههای رادیو شناختی جهت کاهش تاخیر در این شبکه معرفی می شود. برای توسعه ی یک مکانیسم کنترل توان کاربردی، دستگاهها باید با هوش محدود مدل سازی شده و موقعیت فعلی سیستم را برای تقریب زدن رویکرد بهینه، بیاموزند. برای برآوردن این هدف، الگوریتم کنترل توان برای سیستم اینترنت اشیا باید به صورت یک فرایند تکراری طراحی شده که در آن هر تکرار شامل سه گام کلیدی اجرایی با هر دستگاه باشند که به صورت زیر است:

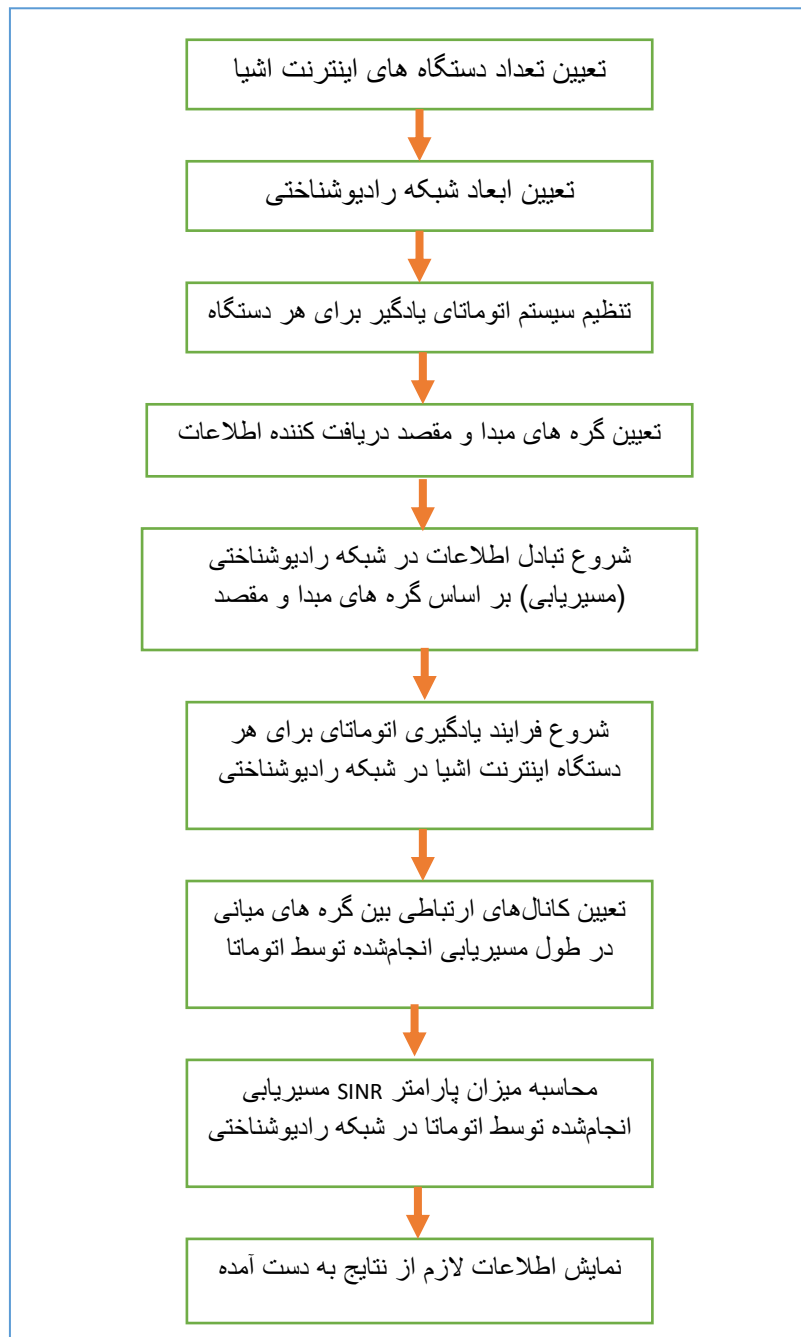
(i) مشاهده ی محیط فعلی اینترنت اشیا.

(ii) برآورد نتیجه ی متناظر.

(iii) انتخاب یک استراتژی برای رسیدن به یک نتیجه ی مطلوب خاص.

یکی از چالش های مهم در مساله کنترل توان در شبکه رادیو شناختی این است که در مورد نحوه پیوند کانال مشترک در بین دستگاههای مختلف چه تصمیمی گرفته شود به گونه ای که عملکرد کلی سیستم بیشینه شود. برای روبرو شدن با این چالش، در روش پیشنهادی از اتوماتای یادگیر استفاده شده است. در این حالت، بر اساس عملیات مربوط به اجرای سایر دستگاهها، یعنی عملیات هر دستگاه با اجرای دیگران مطابقت و سازگاری دارد. نتیجه این فرایند این است که دستگاههای رادیو شناختی که از اتوماتای یادگیر استفاده می کنند برای کمینه سازی میزان تاخیر از طریق یک فرایند تفکر شناختی در تلاش هستند. این امر در روش پیشنهادی در نظر گرفته شده است تا دستگاههای اینترنت اشیا بتوانند بر اساس مکانیسم شناختی، کنترل توان مناسبی در شبکه داشته باشند.

منظور از کاهش تاخیر در روش پیشنهادی همان افزایش میزان SINR است که هرچه قدر میزان سیگنال به نویز محیط شبکه رادیوشناختی بیشتر شود شاهد نویز کمتری در رسانه ارتباط شبکه خواهیم بود که خود منجر به ارسال و دریافت سریعتر داده ها و اطلاعات در شبکه خواهد شد که در نهایت منجر به کاهش تاخیر در شبکه رادیوشناختی میشود. از پارامتر SINR برای سنجش و ارزیابی میزان انتقال داده و اطلاعات و محاسبه میزان تاخیر در شبکه رادیویی استفاده میشود که در روش پیشنهادی نیز از این پارامتر استفاده شده است. فلوچارت روش پیشنهادی در شکل زیر رسم شده است.



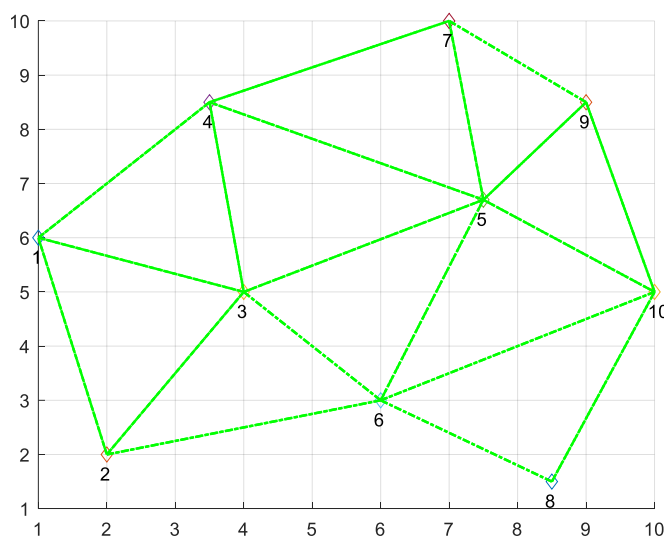
شکل (۴) فلوچارت روش پیشنهادی

شبیه سازی

برای انجام شبیه سازی ها از نرم افزار متلب^{۱۰} استفاده شد. هسته متلب برای سرعت و کارایی بالا به زبان سی نوشته شده است ولی رابط گرافیکی آن به زبان جاوا پیاده سازی شده است. برنامه های متلب اکثراً متن باز هستند و قدرت متلب از انعطاف پذیری آن و راحت بودن کار با آن ناشی می شود، همچنین شرکت سازنده و گروه های مختلف، از جمله دانشگاه های معتبر جهان و برخی شرکت های مهندسی هر ساله جعبه ابزارهای خاص-کاربردی به آن می افزایند که باعث افزایش کارایی و محبوبیت آن شده است.

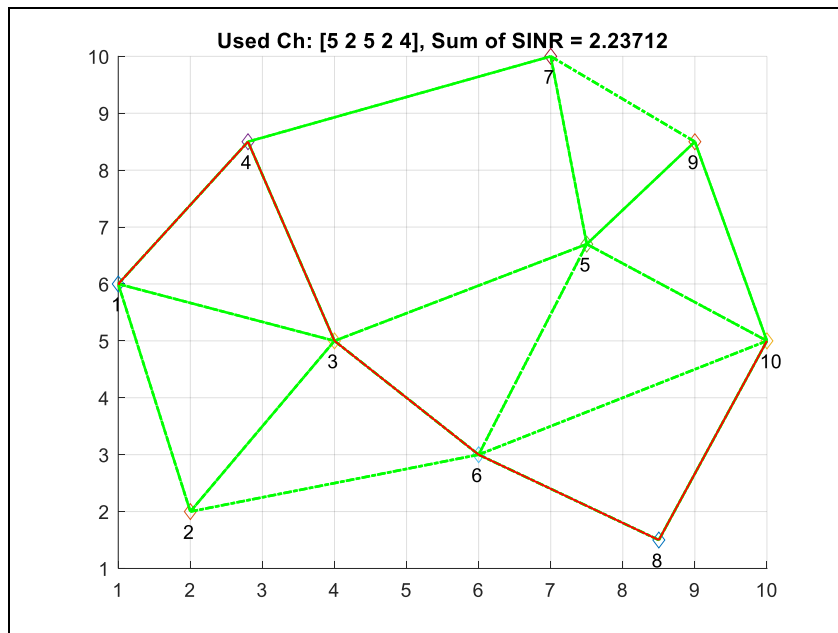
در شبیه سازی هایی که در این بخش به آن پرداخته می شود، تعداد کاربران ثانویه برابر با ۱۰ کاربر، تعداد کانال های موجود بین در دو کاربر با یکدیگر برابر با ۵ کانال، تعداد تکرار الگوریتم LA که بخشی از روش پیشنهادی است برابر با ۱۰۰۰ فاصله زمانی بوده و نرخ پاداش و جریمه نیز در هر شبیه سازی متفاوت در نظر گرفته می شوند.

در شبیه سازی ها کاربران بصورت تصادفی در محیط ۱۰×۱۰ متر توزیع شده اند که در شکل (۴-۱) رسم شده است.



شکل (۵) نمودار توزیع کاربران ثانویه در شبکه رادیوشناختی در شبیه سازی

در ادامه، دو پارامتر $\alpha = 0.1$ و $\beta = 0.5$ در شبیه سازی مقاردهی شدند و روش پیشنهادی به ازای ۵ بار تکرار مجزا اجرا شد. در هر تکرار مسیریابی نهایی که توسط روش پیشنهادی تعیین می شود بصورت نمودار گرافیکی رسم می شوند. به عنوان نمونه، مسیر تعیین شده توسط روش پیشنهادی در اجرای دوم آن بصورت شکل (۴-۲) می باشد.

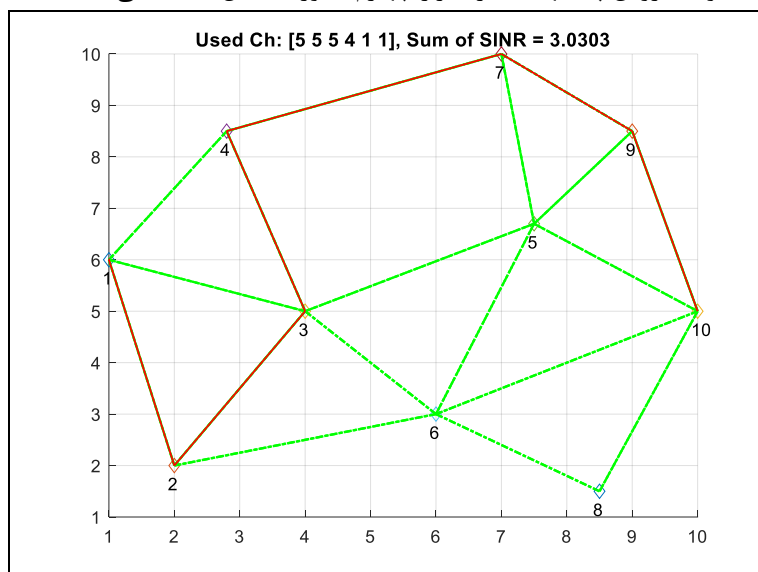


شکل (۶) مسیریابی تعیین شده توسط تکرار دوم روش پیشنهادی در شبیه سازی ۱

در این نمودار مسیر تعیین شده در شبکه رادیوشناختی توسط روش پیشنهادی به ازای اولین اجرا، با خط قرمز (خط ممتد) مشخص شده است. در هر اجرا، بر اساس میزان ترافیک شبکه ممکن است در گره های رادیوشناختی متفاوتی در مسیریابی انتخاب شوند. در این اجرا، این مسیر ابتدا از گره ۱ شروع شده و با کانال ارتباطی شماره ۵ به گره ۴ رسیده است. سپس بین گره ۴ و گره ۳ ارتباطی از طریق کانال شماره ۲ برقرار شده است. گام بعدی این مسیر، گره ۳ به گره ۶ با تخصیص شماره کانال ۵ است و سپس از گره ۶ به گره ۸ با کانال شماره ۲ یک لینک برقرار شده و از گره ۸ به گره ۱۰ با کانال ۴ ارتباطی صورت گرفته است تا فرایند مسیریابی کامل گردد. خروجی برنامه بدین صورت است:

nodes: [1 4 3 6 8 10]
sum_of_SINR: 2.2371
shomare_chanal: [5 2 5 2 4]

نمودار مسیریابی صورت گرفته توسط روش پیشنهادی در تکرار چهارم بصورت شکل (۳-۴) می باشد.



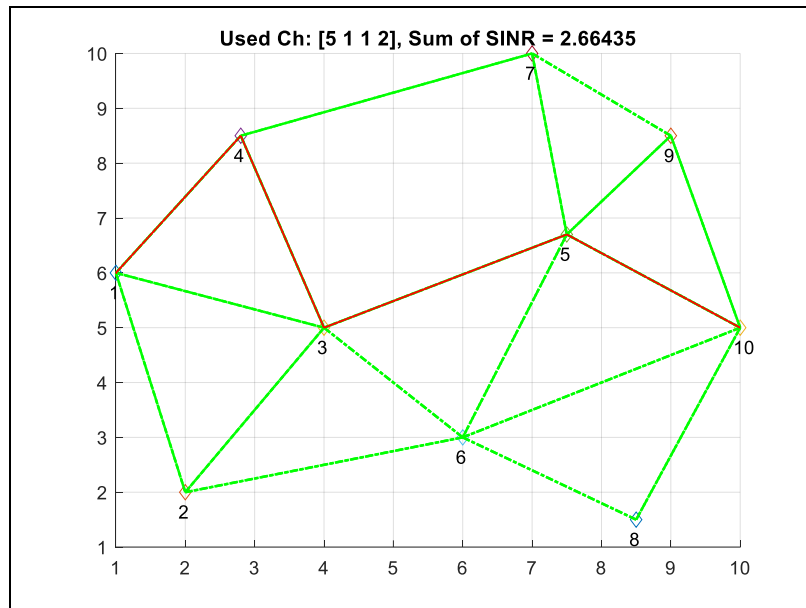
شکل (۷) مسیریابی تعیین شده توسط تکرار چهارم روش پیشنهادی در شبیه سازی ۱

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

nodes: [1 2 3 4 7 9 10]
sum_of_SINR: 3.0303
shomare_chanal: [5 5 5 4 1 1]

طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۲، ۳، ۴، ۷، ۹ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۵، ۵، ۴، ۱ و ۱ هستند. مجموع میزان پارامتر SINR برابر با ۳.۰۳۰۳ دسی بل شده است.

همچنین مسیر تعیین شده در اجرای پنجم روش پیشنهادی بصورت شکل (۴-۴) است.



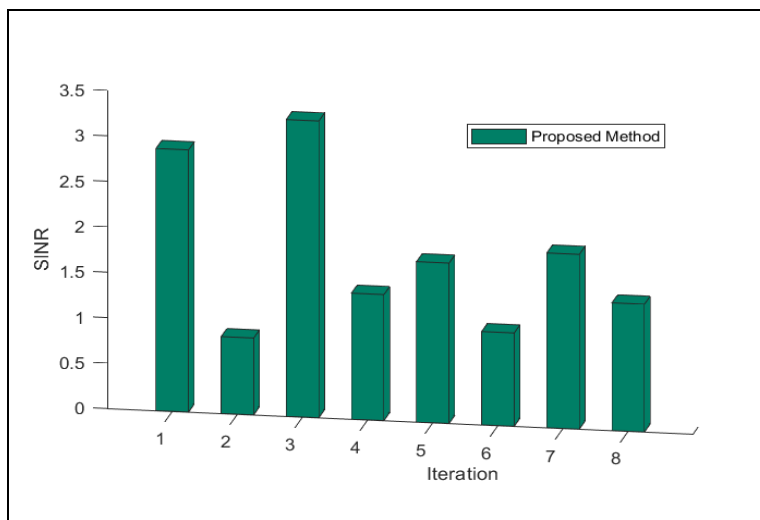
شکل ۸) مسیریابی تعیین شده توسط تکرار پنجم روش پیشنهادی در شبیه سازی ۱

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

nodes: [1 4 3 5 10]
sum_of_SINR: 2.6643
shomare_chanal: [5 1 1 2]

طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۴، ۳، ۵ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۵، ۱، ۱ و ۲ هستند. مجموع میزان SINR در این مسیر برابر با ۲.۶۶۴۳ دسی بل شده است.

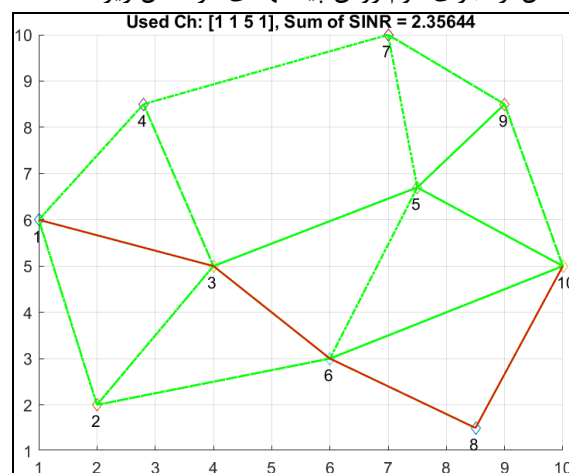
در شبیه سازی بعدی، روش پیشنهادی ۸ بار مجزا اجرا شده و میزان پارامتر SINR اندازه گیری شده است که در ادامه نمایش داده شده اند.



شکل (۹) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در اجرای مختلف

در شبیه سازی دیگر، میزان پارامترهای $\alpha = 0.5$ و $\beta = 0.6$ تنظیم شده و روش پیشنهادی به ازای ۸ بار تکرار مجزا اجرا شده است. در ادامه، مسیریابی در برخی از این تکرارها را نمایش می دهیم.

نمودار مسیریابی در این شبیه سازی حاصل از اجرای دوم روش پیشنهادی در شکل زیر آمده است.



شکل (۱۰) مسیریابی تعیین شده توسط اجرای روش پیشنهادی

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

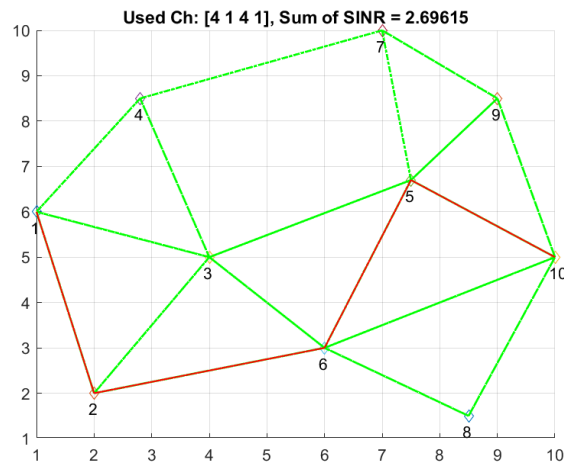
nodes: [1 3 6 8 10]

sum_of_SINR: 2.3564

shomare_chanal: [1 1 5 1]

طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۳، ۶، ۸ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۱، ۱، ۵ و ۱ هستند. مجموع میزان پارامتر $SINR$ برابر با ۲.۳۵۶۴ دسی بل شده است.

نمودار مسیریابی در این شبیه سازی حاصل از اجرای سوم روش پیشنهادی در شکل زیر آمده است.



شکل (۱۱) مسیریابی تعیین شده توسط اجرای روش پیشنهادی

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

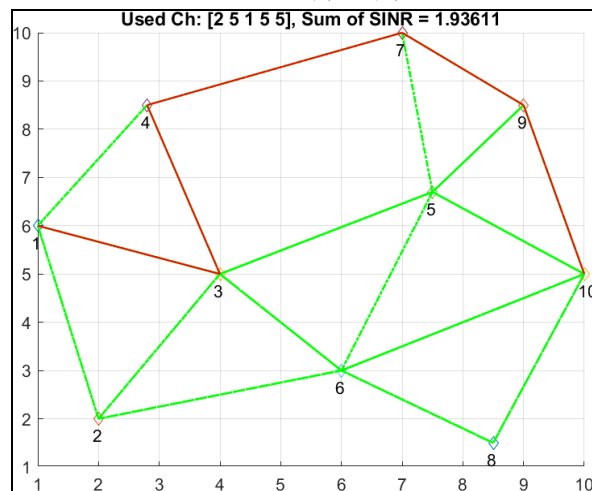
nodes: [1 2 6 5 10]

sum_of_SINR: 2.6962

shomare_chanal: [4 1 4 1]

طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۲، ۴، ۵ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۴، ۱، ۴ و ۱ هستند. مجموع میزان پارامتر SINR برابر با ۲.۶۹۶۲ دسی بل شده است.

نمودار مسیریابی در این شبیه سازی حاصل از اجرای سوم چهارم پیشنهادی در شکل زیر آمده است.



شکل (۱۲) مسیریابی تعیین شده توسط اجرای روش پیشنهادی

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

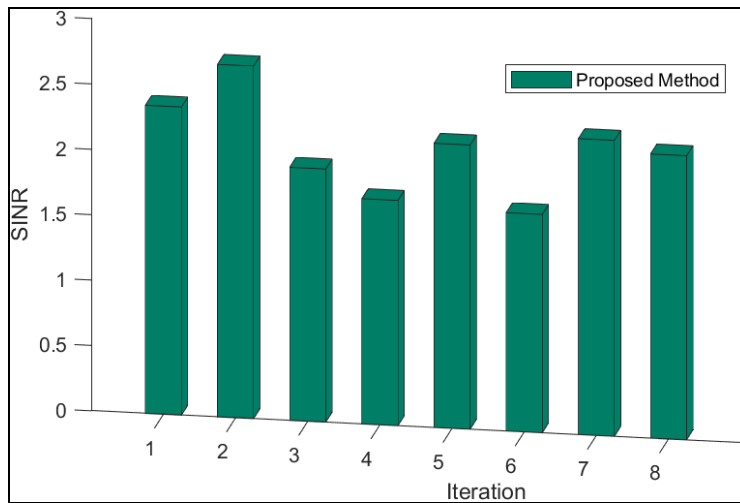
nodes: [1 3 4 7 9 10]

sum_of_SINR: 1.9361

shomare_chanal: [2 5 1 5 5]

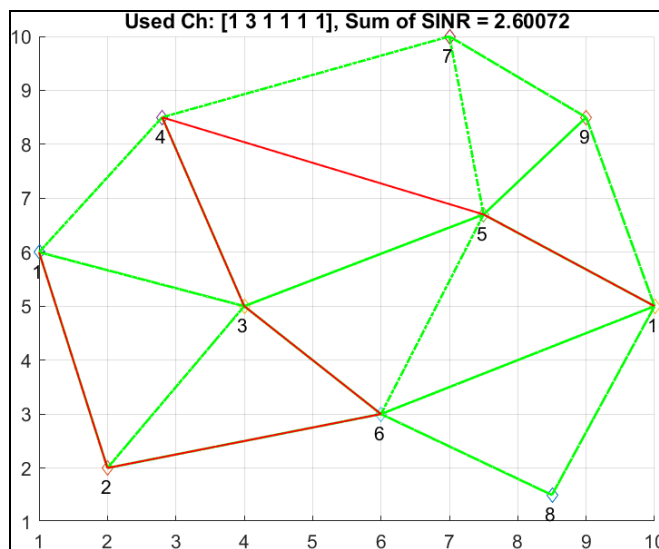
طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۳، ۴، ۷، ۹ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۲، ۵، ۱، ۵ و ۵ هستند. مجموع میزان پارامتر SINR برابر با ۱.۹۳۶۱ دسی بل شده است.

همچنین میزان پارامتر SINR حاصل از این شبیه سازی اندازه گیری شده و در شکل زیر نمایش داده شده است.



شکل (۱۲) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در ۸ اجرای مختلف شبیه سازی

در شبیه سازی دیگر، میزان پارامترهای $\alpha = 0.9$ و $\beta = 0.6$ تنظیم شده و روش پیشنهادی به ازای ۸ بار تکرار مجزا اجرا شده است. نمودار مسیریابی در این شبیه سازی حاصل از اجرای آخر روش پیشنهادی در شکل زیر آمده است.



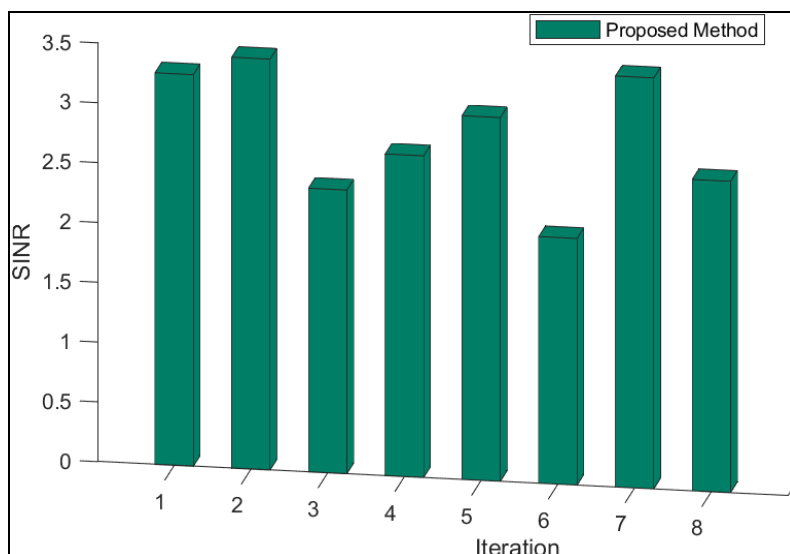
شکل (۱۳) مسیریابی تعیین شده توسط اجرای روش پیشنهادی در شبیه سازی

نتیجه این اجرا بدین صورت شده است:

nodes: [1 2 6 3 4 5 10]
sum_of_SINR: 2.6007
shomare_chanal: [1 3 1 1 1 1]

طبق این اجرا، مشخص شده است که گره های رادیوشناختی استفاده شده در مسیر به ترتیب گره های ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۱۰ هستند و به ترتیب کانال ارتباطی بین دو گره مجاور هم در این مسیر به ترتیب کانالهای شماره ۱، ۳، ۱، ۱، ۱ و ۱ هستند. مجموع میزان پارامتر $SINR$ برابر با ۲.۶۰۰۷ دسی بل شده است.

همچنین میزان پارامتر $SINR$ حاصل از این شبیه سازی اندازه گیری شده و در شکل زیر نمایش داده شده است.



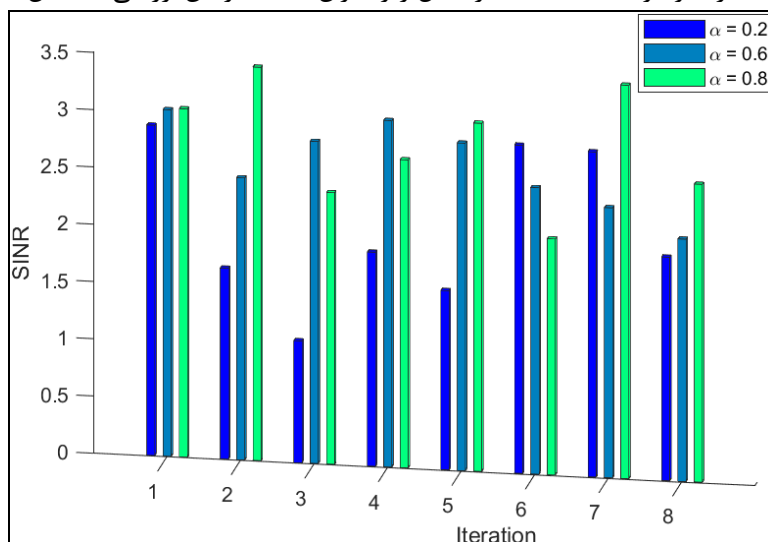
شکل (۱۴) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در اجرای مختلف شبیه سازی

که میزان این نمودار در جدول زیر آمده است.

جدول (۱) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در اجرای مختلف شبیه سازی

شماره تکرار	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
میزان $SINR$	۳.۲۷۳۱	۳.۴۳۴۳	۲.۳۷۱۱	۲.۶۸۸۶	۳.۰۳۹۷	۲.۰۶۰۷	۳.۴۳۴۳	۲.۶۰۰۷

در بررسی دیگر روش پیشنهادی، به میزان تاثیرگذاری پارامتر پاداش α بر میزان $SINR$ پرداخته می شود. برای این منظور روش پیشنهادی به ازای $\alpha = 0.2$ و $\alpha = 0.6$ و $\alpha = 0.8$ اجرا شده است. به ازای هر α مختلف، روش پیشنهادی ۸ بار مجزا اجرا شده و در هر اجرا $\beta = 0.7$ در نظر گرفته شده است. در شکل زیر میزان $SINR$ در این ارزیابی مشخص شده است.



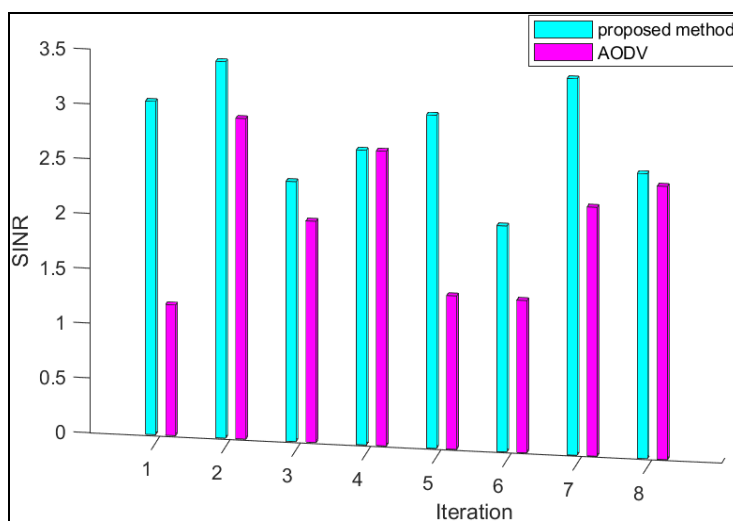
شکل (۱۵) میزان پارامتر $SINR$ به ازای میزان پارامتر α مختلف در چند اجرا

در این ارزیابی مشخص شده است که با افزایش میزان پارامتر پاداش α ، میزان پارامتر سیگنال به نویز $SINR$ نیز افزایش می یابد. که میزان این نمودار در جدول زیر آمده است.

جدول (۲) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در اجرای مختلف شبیه سازی

شماره تکرار	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
آلفا = ۰.۲	۲.۸۸۳۷	۱.۶۶۶۱	۱.۰۶۳۸	۱.۸۶۸۷	۱.۵۶۴۹	۲.۸۶۴۶	۲.۸۳۸۱	۱.۹۵۰۱
آلفا = ۰.۶	۳.۰۲۵۰	۲.۴۶۱۵	۲.۸۱۱۳	۳.۰۲۵۰	۲.۸۵۹۳	۲.۵۰۲۰	۲.۳۵۷۷	۲.۱۱۵۴
آلفا = ۰.۸	۳.۰۳۹۷	۳.۴۳۴۳	۲.۳۷۱۱	۲.۶۸۸۶	۳.۰۳۹۷	۲.۰۶۰۷	۳.۴۳۴۳	۲.۶۰۰۷

در ادامه، روش پیشنهادی با الگوریتم AODV مورد مقایسه قرار گرفته است. برای این منظور، هر دو روش به ازای $\alpha = 0.8$ و به تعداد ۸ بار مجزا اجرا شده و در هر اجرا $\beta = 0.7$ در نظر گرفته شده است و میزان پارامترهای $SINR$ اندازه گرفتیم و در شکل زیر نمایش دادیم.



شکل (۱۶) میزان پارامتر $SINR$ روش پیشنهادی در مقایسه با روش AODV به ازای پاداش های مختلف

مشخص شده است که روش پیشنهادی توانسته است میزان سیگنال به نویز بیشتری نسبت به روش AODV از خود نشان دهد. به عبارت دیگر روش پیشنهادی پارامترهای $SINR$ را نسبت به روش AODV بهبود داده است.

نتیجه گیری

اینترنت اشیا شناختی، یک الگوی شبکه ای جدید است که در آن اشیاء یا موارد (فیزیکی و مجازی) دارای اتصال درونی بوده و به صورت عامل هایی با مینیمم مداخله ای انسانی رفتار می کنند. بنابراین بکارگیری قابلیت شناختی به اینترنت اشیا منجر به افزایش میزان بهره وری اینترنت اشیا خواهد شد. الگوریتم های مختلفی برای بکارگیری و افزودن قابلیت شناختی در اینترنت اشیا وجود دارد که یکی از آنها، یادگیری ماشین است. کاربردهای اینترنت اشیا شناختی شامل نظارت محیطی، نظارت سلامتی، نظارت صنعتی، نظارت ترافیک، برای استفاده در صنعت سرویس های مراقبت بهداشتی، ایمن سازی معدن، حمل و نقل و لجستیک، آتش نشانی، کشاورزی هوشمند، شهر هوشمند و غیره است.

در حوزه اینترنت اشیا چالش های تحقیقاتی بسیاری وجود دارد که عبارتند از: چالش های فنی و چالش هایی مربوط به فناوری، استاندارد سازی و حریم خصوصی که می بایست مطالعات و تحقیقاتی بر روی این موارد صورت گیرد.

از آنجایی که اینترنت اشیا اغلب بر اساس محیط سنتی ICT توسعه یافته و تحت تأثیر هر چیز متصل به شبکه است، نیاز به کار و تحقیق زیاد برای ادغام سازی اینترنت اشیا با دستگاه های IT موجود یا دستگاه های تأخیر در یک زیرساختار اطلاعات یکپارچه است.

علاوه بر این، با تعداد عظیم اشیای متصل به اینترنت، مقادیر جریان داده‌ی بلادرنک عظیمی به صورت خودکار با اشیای متصل تولید می‌شوند. این داده‌ها ممکن است دارای ارزش معنادار زیادی نباشند، مگر آنکه افراد شیوه‌ی مؤثری برای تحلیل و درک آن به دست آورند. تحلیل یا کنکاش مقادیر زیاد داده‌ی تولیدشده از برنامه‌ی اینترنت‌اشیاء و دستگاه‌های IT موجود برای کسب اطلاعات ارزشمند نیاز به مهارت‌های تحلیل داده‌ی قدرتمند دارد که برای بسیاری از کاربران نهایی یک کار چالش‌برانگیز است. علاوه بر این، ادغام‌سازی دستگاه‌های اینترنت‌اشیاء با منابع خارجی مانند دستگاه‌های نرم‌افزاری موجود و وب‌سرویس‌ها نیاز به توسعه‌ی رویکردهای میان‌افزار موجود دارد زیرا برنامه‌ها در صنایع بسیاری باهم متفاوت می‌باشند.

در این تحقیق با توجه به موضوع آن، بر اساس مکانیسم مرتبه‌ای شناختی، یک طرح کنترل توان جدید برای دستگاه‌های اینترنت-اشیاء پیشنهاد خواهد شد. طرح پیشنهادی به صورت پویا استراتژی توان فعلی اشیاء موجود را بازتنظیم کرده و یک رویکرد جدید را در یک روش یادگیری تکراری به دست خواهد آورد.

در این تحقیق، یک طرح کنترل توان تطبیقی جدید برای دستگاه‌های اینترنت‌اشیاء معرفی شده است. بر اساس مکانیسم تفکر مرتبه‌ای شناختی، طرح پیشنهادی به صورت یک مدل بازی رفتاری جدید برای کنترل تطبیقی سطح توان، طراحی شده است. رویکرد مبتنی بر بازی پیشنهادشده در این روش توانست یک توان انتقال مؤثر را کسب کرده و در نتیجه منجر به بیشینه‌سازی نرخ ارتباطات شده است. همچنین ترکیب شناختی در اینترنت اشیاء در روش پیشنهادی باعث شده است که توان مصرفی دستگاه‌ها کاهش یابد و به میزان SINR مناسبی دست یابیم.

پیشنهادهات

در راستای موضوع این تحقیق پیشنهادهاتی بصورت زیر داده می‌شود:

استفاده از سایر روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین در اینترنت اشیاء شناختی
استفاده از منطق فازی برای تصمیم‌گیری بهتر گره‌های موجود در ترکیب با روش پیشنهادی

– منابع:

- [1]. S. Gheisari, M.R. Meybodi, "LA-CWSN: A learning automata-based cognitive wireless sensor network", Computer Communications, (2016).
- [2]. Anand, R., Sindhvani, N. and Juneja, S., 2022. Cognitive Internet of Things, Its Applications, and Its Challenges: A Survey. *Harnessing the Internet of Things (IoT) for a Hyper-Connected Smart World*, pp.91-113.
- [3]. Awin, F.A., Alginahi, Y.M., Abdel-Raheem, E. and Tepe, K., 2019. Technical issues on cognitive radio-based Internet of Things systems: A survey. *IEEE access*, 7, pp.97887-97908.
- [4]. Vermesan, O., Eisenhauer, M., Sundmaeker, H., Guillemin, P., Serrano, M., Tragos, E.Z., Valiño, J., Gluhak, A. and Bahr, R., 2022. Internet of things cognitive transformation technology research trends and applications. *Cognitive Hyperconnected Digital Transformation*, pp.17-95.
- [5]. Jaronde, P.W., Vyas, A. and Gaikwad, M., 2022, January. A Survey on Energy Aware Cognitive Radio Network. In *2022 2nd International Conference on Power Electronics & IoT Applications in Renewable Energy and its Control (PARC)* (pp. 1-6). IEEE.
- [6]. W., Qihui, D., Guoru, X., Yuhua, F., Shuo, D., Zhiyong, W., Jinlon, L., Keping, "Cognitive internet of things: A new paradigm beyond connection," *IEEE Internet of Things*, vol. 1, no. 2, pp. 129-143, 2014.
- [7]. Parvin, S., Hussain, F.K., Hussain, O.K., Han, S., Tian, B. and Chang, E., 2012. Cognitive radio network security: A survey. *Journal of Network and Computer Applications*, 35(6), pp.1691-1708.
- [8]. Wang, B. and Liu, K.R., 2010. Advances in cognitive radio networks: A survey. *IEEE Journal of selected topics in signal processing*, 5(1), pp.5-23.