

تخصیص توزیع شده فرسو و فراسوی منابع در ارتباط دستگاه به دستگاه

مهسا محمدرضائی^۱، کارشناسی ارشد، احسان سلیمانی نسب^۲، دانشیار، عصمت راشدی^۳، دانشیار،

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته - کرمان - ایران - mahsamrezaei@yahoo.com

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته - کرمان - ایران - ehsan.soleimani@kgut.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته - کرمان - ایران - e.rashedi@kgut.ac.ir

چکیده: در سامانه‌های سلولی کنونی، عملکرد دستگاه کاربران موجود در مرز سلول به دلیل کیفیت ضعیف ارتباط، آسیب می‌بیند. حال آنکه این ارتباطات به تعداد بیشتری بلوک منابع و توان انتقالی نیز نیاز دارد. برای کاهش تعداد بلوک‌های فرکانسی و توان انتقالی، این مقاله به بررسی ارتباط دستگاه به دستگاه در حالت‌های فرسو و فراسوی سامانه‌های مخابرات سلولی می‌پردازد. به‌منظور بهینه‌سازی اتصال کاربران مختلف در شبکه به معنای یافتن بهترین ارتباط (کم‌ترین میزان توان مصرفی) یک کاربر با ایستگاه پایه که ممکن است از طریق ارتباط با کاربران دیگر و یا ارتباط مستقیم با ایستگاه پایه برقرار شود و با هدف کمینه کردن کل توان انتقال یافته، از روش‌های بهینه‌سازی متفاوتی مانند بهینه‌سازی جستجوی گرانشی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، بهینه‌سازی وراثتی و راهبرد توزیع شده مبتنی بر یادگیری Q با استفاده از تصمیم‌گیری پیشینه هموار بهره گرفته می‌شود. نتایج عددی کاهش توان حدود ۳۰ درصد را برای این ارتباطات با پیچیدگی محاسباتی کمتر با استفاده از روش یادگیری Q نسبت به حالتی که به‌طور مرسوم تمام کاربران اتصال خود را از طریق ایستگاه پایه و به‌صورت متمرکز با پیچیدگی محاسباتی بالا برقرار می‌سازند، بیان می‌دارد.

واژه‌های کلیدی: تخصیص توزیع شده منابع، ارتباطات فرسو و فراسو، ارتباط دستگاه به دستگاه، الگوریتم جستجوی گرانشی، یادگیری Q.

Distributed Downlink and Uplink Resource Allocation in D2D Communication

Mahsa Mohammadrezaei, M.Sc.¹, Ehsan Soleimani-Nasab, Associate Professor², Esmat Rashedi, Associate Professor³

1- Department of Electrical and Computer Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran, Email: ehsan.soleimani@kgut.ac.ir

2- Department of Electrical and Computer Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran, Email: e.rashedi@kgut.ac.ir

3- Department of Electrical and Computer Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran, Email: mahsamrezaei@yahoo.com

Abstract: In current cellular systems, the performance of active users' devices at the cell edge suffers from the poor link quality. However, these connections also requires more resource blocks and transmission power. In order to reduce the number of resource blocks and transmission power, this paper discusses device to device communication in downlink and uplink cases of cellular communication systems. In order to optimize the connections of different network users, which means finding the best user's connection to a base station (minimum power consumption), which may be established through communication with other users or direct connection with the base station, and to minimize the total transmission power, different optimization methods such as gravitational search optimization, particle swarm optimization, genetic optimization algorithm and distributed strategy based on Q learning and softmax decision making methods are used. The numerical results show a power reduction of around 30 percent for these distributed communications with less computational complexity using the Q learning method compared to the case in which all users traditionally connect through the base station in a centralized way with high computational complexity.

Keywords: Distributed resource allocation, downlink and uplink, device-to-device communication, gravitational search algorithm, Q learning.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۲۸

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۱۸

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۱۹

نام نویسنده مسئول: احسان سلیمانی نسب

نشانی نویسنده مسئول: ایران - کرمان - دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.



۱- مقدمه

رویکرد توزیع شده، ایستگاه پایه را در مدیریت منابع درگیر نمی کند. در این رویکرد، دستگاه‌ها وظیفه تخصیص و مدیریت منابع را بر عهده دارند. همچنین این نوع رویکرد برای شبکه‌های بزرگ‌تر با تعداد دستگاه‌های بیشتر نیز مناسب است. دستگاه‌ها اطلاعات دستگاه‌های همسایه را بیشتر با تبادل پیام جمع‌آوری می‌کنند. دستگاه‌هایی که قصد برقراری ارتباط در حالت دستگاه به دستگاه را دارند، منابع سلولی را رصد و به منابع مجاز ارتباطات سلولی دسترسی پیدا می‌کنند. این دستگاه‌ها بر ارتباطات سلولی برای جمع‌آوری اطلاعات در مورد کیفیت کانال، SINR و همچنین در مورد در دسترس بودن منابع سلولی، نظارت می‌کنند [۹].

تخصیص منابع به‌عنوان راه‌حلی برای جلوگیری از تداخل نامطلوب در یک شبکه ارتباطی به شمار می‌رود. به حداقل رساندن تداخل با تخصیص کارآمد منابعی مانند طیف و توان انجام می‌گیرد [۱۰]. به‌طور کلی تخصیص ضعیف منابع می‌تواند منجر به تداخل در ارتباطات بی‌سیم شود.

موارد استفاده ارتباطات دستگاه به دستگاه به‌صورت ارتباطات دستگاه به دستگاه درون باند^۴ که در آن ارتباط دستگاه به دستگاه و ارتباط سلولی از طیف یکسان و ارتباطات دستگاه به دستگاه خارج از باند^۵ که در آن ارتباط دستگاه به دستگاه و ارتباطات سلولی از باندهای فرکانس مختلف و یا حتی فناوری متفاوت استفاده می‌کنند، طبقه‌بندی می‌شوند. به‌عنوان مثال LTE برای ارتباط سلولی و IEEE 802.11 برای ارتباط دستگاه به دستگاه بکار می‌رود که اولی در فرکانس ۱۹۰۰ مگاهرتز و دومی در ۲۵۰۰ مگاهرتز کار می‌کند. در این مقاله به دلیل اینکه اکثریت دستگاه‌های تلفن همراه فعلی به بیش از یک رابط بی‌سیم مجهز هستند (به‌عنوان مثال، Wi-Fi و LTE) بر روی ارتباطات دستگاه به دستگاه خارج از باند تمرکز می‌شود. در نتیجه ارتباطات دستگاه به دستگاه خارج از باند امکان ارتباط هم‌زمان را در مقایسه با ارتباطات دستگاه به دستگاه درون باند فراهم می‌کند.

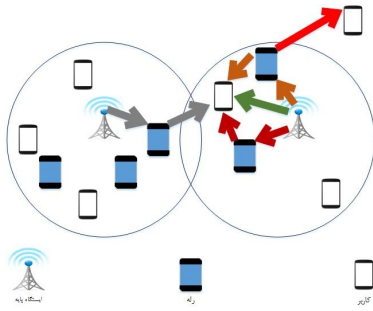
تاکنون الگوریتم‌های مختلف تخصیص منابع مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم‌های متمرکز و الگوریتم‌های توزیع شده اشاره کرد. در الگوریتم‌های متمرکز ایستگاه‌های پایه، منابع سامانه را مدیریت می‌کنند. ویژگی الگوریتم متمرکز لزوم دستیابی به اطلاعات کل شبکه سلولی است. در نتیجه، تبادل این اطلاعات، می‌تواند به‌طور جدی اثر الگوریتم تخصیص منابع را به دلیل پیچیدگی محاسباتی بالا، کاهش دهد بنابراین، ممکن است به‌کارگیری این نوع از الگوریتم‌ها، در شبکه‌ای با مقیاس بزرگ غیرممکن باشد. در الگوریتم‌های توزیع شده، دستگاه‌ها می‌توانند تنها با اطلاعات خود به فرآیند تخصیص منابع دست یابند، در این صورت نیازی به تجهیزات پردازش مرکزی برای مقابله با هماهنگی و تعامل اطلاعات مانند آنچه در الگوریتم‌های متمرکز صورت می‌گیرد، وجود ندارد. به‌علاوه این رویکرد می‌تواند محاسبات صورت گرفته در ایستگاه‌های پایه را کاهش دهد [۱۱]. به همین منظور مقایسه‌ای از

با توجه به افزایش تقاضا در ارتباطات برای کاربردهایی مانند ارتباطات ماشین به ماشین، واقعیت مجازی و سلامت الکترونیک، کاربران به پهنای باند بیشتری از اپراتورهای مخابراتی خود نیاز دارند. سامانه سلولی موجود به دلیل محدودیت‌های خاصی از جمله پهنای باند محدود، تعداد محدود ایستگاه پایه و استفاده از چندین فناوری جدید مانند خدمات مجاورت (به‌موجب این خدمات ساختاری برای دستگاه‌ها فراهم خواهد شد تا بدین‌وسیله دستگاه‌های دیگر در نزدیکی خود را کشف نموده و مستقیماً با آن‌ها ارتباط یابند)، قادر به ارائه پهنای باند اضافی نیست [۱]؛ بنابراین، نسل بعدی ارتباطات بی‌سیم باید تعداد بسیار زیادی از کاربران را پشتیبانی نماید. لذا باید یک شبکه مخابراتی ایجاد کنیم که بتواند گروه زیادی از کاربران را تحت پوشش قرار دهد و به دنبال آن برخی نیازها نظیر افزایش نرخ داده، کاهش تأخیر، افزایش ظرفیت شبکه، گسترش شبکه و ... را برآورده کند [۲].

در راستای برطرف نمودن مشکل محدودیت پهنای باند، ارتباط دستگاه به دستگاه^۱ در نسل چهارم (4G) به‌صورت محدود بیان گردید؛ اما در نهایت به‌کارگیری این ارتباط با توجه به گسترش ارتباطات در فضای سرپوشیده^۲ و معرفی چندین خدمات مجاورتی مانند مبحث ایمنی عمومی [۳]، خدمات مبتنی بر مکان [۴] و ارتباطات نزدیک، در شبکه‌های نسل پنجم تحقق یافت [۵].

مزیت اصلی دیگر ارتباطات دستگاه به دستگاه توانایی تخلیه ترافیک شبکه از ایستگاه پایه است. در ارتباطات دستگاه به دستگاه نسل پنجم، دستگاه‌ها یا کاربران با دستگاه‌های مجاور خود، بدون کنترل یا با کنترل کمی از سوی ایستگاه پایه، ارتباط برقرار می‌کنند [۶]؛ بنابراین، حداقل مقدار داده از طریق ایستگاه پایه هدایت می‌شود که در نتیجه آن بار در ایستگاه پایه و تأخیر بین دستگاه‌های ارتباطی کاهش می‌یابد. به‌طور کلی، ارتباط دستگاه به دستگاه به‌عنوان یکی از فناوری‌های شبکه‌های نسل پنجم، افزایش نرخ داده، افزایش کارایی طیفی و انرژی و کاهش تأخیر و توان انتقالی را موجب می‌شود [۷].

رویکردهای تخصیص منابع می‌تواند متمرکز، توزیع شده یا نیمه توزیع شده باشد [۸]. در رویکرد متمرکز، ایستگاه پایه وظیفه تخصیص و مدیریت منابع را بر عهده دارد. ایستگاه پایه در رویکرد متمرکز علاوه بر وظیفه نظارت بر عملکرد سامانه، محاسبه کیفیت کانال و نسبت سیگنال به تداخل و نویز (SINR^۳)، برقراری اتصال و تنظیم تماس، بایستی منابع را تخصیص داده و تداخل در سامانه را کنترل نماید. به‌موجب این وظایف پیچیدگی رویکرد متمرکز افزایش می‌یابد. این پیچیدگی با افزایش تعداد کاربران در شبکه افزایش می‌یابد زیرا ایستگاه پایه بدون هیچ کمکی مجبور است اطلاعات لازم را از دستگاه‌ها جمع‌آوری و کیفیت کانال و عملکرد شبکه را اندازه‌گیری نماید؛ بنابراین، رویکرد متمرکز تنها برای شبکه‌های سلولی کوچک مناسب بوده و برای شبکه‌های بزرگ‌تر پیچیده‌تر خواهد شد.



شکل ۱: شبکه‌ی ناهمگن با قابلیت ارتباطات دستگاه به دستگاه در ارتباط فروسو.

بیان می‌شود [۷]:

$$(1) \quad M_{req,j} = \sum_{n=1}^N c_{n,j} \cdot \frac{R_n}{r_{U,n,j}} + \sum_{k=1}^K a_{k,j} \cdot \frac{R_{A,k} + \sum_{n=1}^N b_{k,n} \cdot R_n}{r_{A,k,j}}$$

نرخ بیت موردنیاز هر رله، برابر با $R_{A,k}$ در نظر گرفته می‌شود. در صورتی که کاربر u_n به ایستگاه پایه S_j متصل باشد، شاخص باینری $c_{n,j}$ برابر با مقدار ۱ خواهد شد و در غیر این صورت برابر با مقدار صفر می‌شود. همچنین اگر رله A_k به ایستگاه پایه S_j متصل باشد، مقدار ۱ را می‌گیرد و در غیر این صورت مقدار صفر را برمی‌گزیند. $b_{k,n}$ نیز در صورت اتصال کاربر u_n به رله A_k برابر با مقدار ۱ خواهد شد و در غیر این صورت برابر با مقدار صفر می‌شود. $r_{U,n,j}$ و $r_{A,k,j}$ به ترتیب ظرفیتی هستند که در زمان تخصیص کاربر u_n و رله A_k به یک بلوک فرکانسی از ایستگاه پایه S_j به دست می‌آیند. بخش اول از رابطه (۱) مربوط به تعداد میانگین بلوک‌های فرکانسی موردنیاز کاربرانی است که مستقیماً به ایستگاه پایه S_j متصل می‌شوند تا از این طریق به نرخ بیت موردنیاز خود یعنی R_n دست یابند. بخش دوم مربوط به تعداد بلوک‌های فرکانسی موردنیاز رله‌های متصل به ایستگاه پایه S_j برای رسیدن به $R_{A,k}$ است. لازم به ذکر است که در این بخش کاربران متصل به این رله‌ها نیز در نظر گرفته می‌شوند.

با توجه به رابطه «شانون»، ظرفیت $r_{U,n,j}$ را می‌توان به صورت زیر تخمین زد:

$$(2) \quad r_{U,n,j} = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{RB,j}}{P_N + I_{U,n,j}} \right)$$

$P_{RB,j}$ توان انتقالی هر بلوک فرکانسی در ایستگاه پایه S_j است. P_N توان نویز بر روی پهنای باند B با چگالی طیف توان نویز N_o است که به صورت $P_N = N_o \cdot B$ محاسبه می‌شود. $L_{U,n,j}$ تلفات مسیر و شامل تلفات وابسته به فاصله و «اثر سایه» است. $I_{U,n,j}$ تداخل در هر بلوک فرکانسی و در صورت اتصال کاربر u_n به ایستگاه پایه S_j ، در کاربر u_n ایجاد می‌شود.

$$(3) \quad I_{U,n,j} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq j}}^J \frac{P_{RB,j}}{L_{U,n,j}} \cdot \frac{M_{req,j}}{M}$$

یک روش متمرکز و توزیع شده در ارتباط فروسو ارائه گردیده است [۷]. در انجام این تجزیه و تحلیل مراجع بسیار محدودی در تخصیص بلوک فرکانسی برای ارتباط فروسو وجود دارد. در مرجع [۱۲]، ترکیبی از تخصیص منابع و یک طرح کنترل توان برای ارتباطات دستگاه به دستگاه با استفاده از ارتباط فروسو در نسل چهارم پیشنهاد شده است که تداخل بین کاربران سلولی و کاربران در ارتباط دستگاه به دستگاه را کاهش می‌دهد. در مرجع [۱۳]، مفهوم مدیریت کارآمد طیف برای کاهش تعداد بلوک‌های فرکانسی بررسی شده است.

در این مقاله، با به کارگیری روش‌های بهینه‌سازی جستجوی گرانشی^۶، بهینه‌سازی وراثتی^۷، بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۸ و روش توزیع شده مبتنی بر یادگیری Q و تصمیم‌گیری بیشینه هموار، مسئله بهینه‌سازی نا محذب برای مسئله کاهش توان کل انتقال یافته با در نظر گرفتن تخصیص منابع در ارتباطات فروسو و فراسو بیان و حل می‌شود. در ادامه، در بخش دوم مدل و معادلات مسئله، مسئله بهینه‌سازی در ارتباط فروسو و همچنین روش توزیع شده مبتنی بر روش یادگیری Q در این ارتباط بیان می‌شود. در بخش سوم مدل و معادلات مسئله در ارتباط فروسو بیان می‌شود. در بخش چهارم نتایج شبیه‌سازی و روش‌های بهینه‌سازی مورد استفاده به تفصیل بیان می‌گردد و در نهایت در بخش پنجم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری کلی از مبحث آورده شده است.

۲- مدل و معادلات مسئله در ارتباط فروسو

۲-۱- مدل مسئله

حالت در نظر گرفته شده در این مبحث در شکل ۱ نشان داده شده است. فرض بر این است که در یک شبکه سلولی هر کاربر را می‌توان به یک رله تبدیل کرده تا با سایر کاربرها اتصال بی‌سیم برقرار سازد. در این حالت تعداد J ایستگاه پایه به صورت $\beta = \{S_1, \dots, S_J\}$ ، تعداد K کاربر که به عنوان رله عمل می‌کنند به صورت $\Lambda = \{A_1, \dots, A_K\}$ و تعداد N کاربر به صورت $U = \{u_1, \dots, u_N\}$ نمایش داده می‌شوند. نرخ بیت موردنیاز کاربر u_n برابر R_n است. برای رسیدن به این نرخ بیت، کاربر باید به یک ایستگاه پایه یا یکی از رله‌ها متصل شود. از همین رو، هدف انتخاب رله یا ایستگاه پایه برای هر کاربر است زیرا این انتخاب بر مصرف منابع رادیویی شبکه اثر می‌گذارد. در این بخش ارتباط در جهت فروسو یعنی از ایستگاه‌های پایه یا رله‌ها تا کاربرها در نظر گرفته شده است.

۲-۲- ارتباط در سلول‌های بزرگ

تعداد ایستگاه‌های پایه با J نشان داده خواهد شد. این ایستگاه‌های پایه شامل تعدادی بلوک فرکانسی با پهنای باندی برابر با B هستند. تعداد این بلوک‌های فرکانسی برابر با M در نظر گرفته می‌شود. تعداد میانگین بلوک‌های فرکانسی موردنیاز در هر ایستگاه پایه متناسب با ارتباطات انجام گرفته در سلول حاوی این ایستگاه پایه، به صورت زیر

$L_{D,k,n}$ میانگین تلفات مسیر است. $P_{N,A} = N_o \cdot B_A$ توان نویز در کاربر و $I_{D,k,n}$ تداخلی است که از طرف دیگر رله‌هایی که در فرکانس یکسان با رله A_k فعالیت می‌کنند در کاربر u_n ایجاد و به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$I_{D,k,n} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq k}}^K \frac{P_A}{L_{D,k,n}} \cdot \Theta_k \cdot F_{k,k} \quad (9)$$

در صورتی که رله A_k در یک فرکانس مشابه با A_k عمل کند شاخص $F_{k,k}$ مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار صفر را می‌گیرد.

۲-۴- مسئله بهینه‌سازی در ارتباط فروسو

هدف از استفاده رله، کاهش توان انتقال کلی و استفاده کارآمدتر از منابع در مقایسه با حالتی است که کاربرها مستقیماً به ایستگاه‌های پایه متصل می‌شوند. کاربران با نرخ بیت بالا در مرز سلول اگر مستقیماً به ایستگاه پایه متصل شوند به مقدار زیادی از بلوک فرکانسی و توان نیازمند خواهند شد؛ اما ممکن است اتصال این کاربران به ایستگاه پایه از طریق رله‌ای با شرایط انتشاری بهتر، توان کم‌تری ایجاد کند؛ از این رو، توزیعی بین استفاده منابع در ارتباط دستگاه به دستگاه و سلول‌های بزرگ به وجود می‌آید و به‌موجب آن، یک مسئله بهینه‌سازی به‌منظور یافتن بهترین راه برای ارتباط کاربرها با ایستگاه‌های پایه و یا رله‌ها یعنی یافتن مقادیر بهینه شاخص‌های دودویی $c_{n,j}$ و $b_{k,n}$ مطرح می‌شود.

تمرکز این مبحث بر روی انتخاب ایستگاه پایه و یا رله توسط کاربرها و هدف از بهینه‌سازی، به حداقل رساندن کل توان انتقال یافته در شبکه است. توان انتقال کلی به‌صورت رابطه زیر بیان می‌شود:

$$P_{TOT} = \sum_{j=1}^J P_{RB,j} \cdot M_{req,j} + \sum_{k=1}^K P_A \cdot \Theta_k \quad (10)$$

بخش اول و دوم در رابطه (۱۰) به ترتیب کل توان منتقل شده توسط ایستگاه‌های پایه و رله‌ها را نشان می‌دهد؛ بنابراین مسئله بهینه‌سازی به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\min_{b_{k,n}, c_{n,j}} P_{TOT} = \min_{b_{k,n}, c_{n,j}} \left(\sum_{j=1}^J P_{RB,j} \cdot M_{req,j}(b_{k,n}, c_{n,j}) + \sum_{k=1}^K P_A \cdot \Theta_k(b_{k,n}) \right) \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^K b_{k,n} + \sum_{j=1}^J c_{n,j} \leq 1, \quad n = 1, \dots, N \quad (12)$$

$$M_{req,j} \leq M, \quad j = 1, \dots, J \quad (13)$$

$$r_{D,k,n} \geq b_{k,n} R_n, \quad n = 1, \dots, N; \quad k = 1, \dots, K \quad (14)$$

$$\Theta_k = \sum_{n=1}^N b_{k,n} \theta_{k,n} \leq 1, \quad k = 1, \dots, K \quad (15)$$

توان متوسطی که توسط رله A_k برای ارائه سرویس به کاربر u_n منتقل می‌شود برابر $P_A \cdot \theta_{k,n}$ است. P_A توان انتقالی رله A_k است که ثابت فرض می‌شود. شرط بیان شده در رابطه (۱۲) نشان می‌دهد کاربر u_n تنها می‌تواند به یک رله و یا ایستگاه پایه متصل شود. به‌طور کلی

$M_{req,j} / M$ کسری از زمان است که یک بلوک فرکانسی به‌طور متوسط توسط ایستگاه پایه S_j استفاده خواهد شد.

به‌طور مشابه، ظرفیت هر بلوک فرکانسی در ارتباط بین رله A_k و S_j یعنی $r_{A,k,j}$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$r_{A,k,j} = B \log_2 \left(1 + \frac{\frac{P_{RB,j}}{L_{A,k,j}}}{P_N + I_{A,k,j}} \right) \quad (4)$$

$L_{A,k,j}$ تلفات مسیر بین رله A_k و ایستگاه پایه S_j است. S_j تداخل در رله‌ای که به ایستگاه پایه S_j متصل شده است، خواهد بود که به‌صورت رابطه زیر بیان می‌شود:

$$I_{A,k,j} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq j}}^J \frac{P_{RB,j}}{L_{A,k,j}} \cdot \frac{M_{req,j}}{M} \quad (5)$$

۲-۳- ارتباط دستگاه به دستگاه

ارتباطات دستگاه به دستگاه، ارتباط بین یک رله و یک کاربر را فراهم می‌سازد. فرض بر آن است که این ارتباط دارای پهنای باند B_A است. همچنین فرض بر این است که رله‌ها می‌توانند به‌طور هم‌زمان از ارتباط سلولی و ارتباط دستگاه به دستگاه به ترتیب برای اتصال به زیرساخت و کاربران دیگر استفاده نمایند و رله به‌صورت کاملاً دوطرفه (رله‌های کاملاً دوطرفه دارای قابلیت دریافت و ارسال هم‌زمان اطلاعات می‌باشند و از این رو بهره‌وری طیفی را به‌صورت تئوریک تا دو برابر به نسبت رله‌های کاملاً یک‌طرفه افزایش می‌دهند [۱۴]) است. این ارتباطات در باندهای فرکانسی متفاوت فعالیت می‌کنند، در نتیجه تداخل متقابلی ایجاد نخواهد شد. در ادامه، اگر نرخ بیت در ارتباطات دستگاه به دستگاه $(r_{D,k,n})$ بالاتر از مقدار R_n باشد، رله موردنظر تنها برای این کاربر در طول زمان $\theta_{k,n}$ مطابق با رابطه زیر، ارسال اطلاعات را انجام می‌دهد.

$$\theta_{k,n} = \min \left(1, \frac{R_n}{r_{D,k,n}} \right) \quad (6)$$

در حالتی که $r_{D,k,n} < R_n$ باشد، کاربر u_n قادر به تأمین نرخ بیت موردنیاز خود از طریق این رله نخواهد بود.

به‌طور کلی، مجموع مدت‌زمانی که این رله فعال است برابر با Θ_k و به‌صورت رابطه زیر بیان می‌شود

$$\Theta_k = \sum_{n=1}^N b_{k,n} \theta_{k,n} \quad (7)$$

حال برای اینکه تمامی کاربران متصل به این رله بتوانند نرخ بیت موردنیاز خود را به دست آورند بایستی شرط $\Theta_k \leq 1$ محقق شود.

نرخ بیت به‌دست آمده $r_{D,k,n}$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$r_{D,k,n} = B_A \log_2 \left(1 + \frac{\frac{P_A}{L_{D,k,n}}}{P_{N,A} + I_{D,k,n}} \right) \quad (8)$$

با توجه به آنچه گفته شد، تابع پاداش در اتصال کاربر از طریق رله به صورت زیر تعریف می شود:

$$W_{AP,n}(k) = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{r}_n < R_n \\ 1 - \frac{P_A \cdot \theta_{k,n} + P_{k,n,j}}{P_A + P_{\max,j}}, & \text{OW} \end{cases} \quad (20)$$

$P_{\max,j}$ حداکثر توان ایستگاه پایه S_j است و به صورت $P_{\max,j} = M \cdot P_{RB,j}$ محاسبه می شود. رابطه (۲۰) مقدار صفر را زمانی بازمی گرداند که نرخ بیت به دست آمده (نرخ بیت اندازه گیری شده) در طول اتصال، یعنی \hat{r}_n ، کم تر از R_n باشد. در مقابل، اگر شرایط با موفقیت برآورده شده باشند، پاداش مقداری بین صفر و یک را بازمی گرداند که با افزایش مصرف توان، مقدار این پاداش کاهش می یابد.

توان انتقالی ایستگاه پایه S_j برای کاربر u_n به صورت زیر محاسبه می شود.

$$P_{n,j} = P_{RB,j} \cdot M_{n,j} \quad (21)$$

$M_{n,j}$ تعداد بلوک های فرکانسی مورد نیاز ایستگاه پایه S_j در این ارتباط است.

$$M_{n,j} = \frac{R_n}{r_{U,n,j}} \quad (22)$$

بر این اساس، در زمان اتصال کاربر به ایستگاه پایه تابع پاداش به صورت زیر تعریف می شود:

$$W_{BS,n}(j) = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{r}_n < R_n \\ 1 - \frac{P_{n,j}}{P_{\max,j}}, & \text{OW} \end{cases} \quad (23)$$

۲-۵-۲- معیار انتخاب

کاربر برای انتخاب رله و یا ایستگاه پایه و در نتیجه دریافت سرویس، از مقادیر در دسترس $Q_{AP,n}(k)$ و $Q_{BS,n}(j)$ برای اعمال یک سیاست انتخاب با نام بیشینه هموار^۳ استفاده می کند. در این سیاست رله A_k یا ایستگاه پایه S_j به صورت تصادفی و به ترتیب با احتمالات $\text{Pr}_{AP}(k,n)$ و $\text{Pr}_{BS}(j,n)$ انتخاب می شوند.

$$\text{Pr}_{AP}(k,n) = \frac{e^{-\frac{Q_{AP,n}(k)}{\tau}}}{\sum_{k=1}^K e^{-\frac{Q_{AP,n}(k)}{\tau}} + \sum_{j=1}^J e^{-\frac{Q_{BS,n}(j)}{\tau}}} \quad (24)$$

$$\text{Pr}_{BS}(j,n) = \frac{e^{-\frac{Q_{BS,n}(j)}{\tau}}}{\sum_{k=1}^K e^{-\frac{Q_{AP,n}(k)}{\tau}} + \sum_{j=1}^J e^{-\frac{Q_{BS,n}(j)}{\tau}}} \quad (25)$$

τ پارامتر دما نامیده می شود. مقدار بالای این پارامتر تقریباً موجب هم احتمال شدن انتخاب های مختلف می شود. در مقابل، مقدار پایین پارامتر مذکور منجر به تفاوت بیشتر در احتمالات انتخاب رله ها یا ایستگاه های پایه می شود. تصمیم گیری بیشینه هموار ابزاری رایج برای متعادل کردن میزان بهره برداری و اکتشاف در طرح های مبتنی بر یادگیری تقویتی است. تصمیم گیری بیشینه هموار از آنچه کاربر از قبل

همان طور که در رابطه (۱۳) بیان شده است تعداد کل بلوک های فرکانسی مورد نیاز یک ایستگاه پایه بایستی کم تر از تعداد بلوک های فرکانسی موجود یا M باشد. همچنین مسئله بیان شده یک مسئله بهینه سازی غیرخطی و دودویی است.

۲-۵-۲- روش توزیع شده برای انتخاب رله و یا ایستگاه پایه در ارتباط فروسو

مسئله بیان شده می تواند با الگوریتم های مختلف بهینه سازی حل شود اما استفاده از این الگوریتم ها نیازمند در نظر گرفتن تمام کاربران، رله ها و ایستگاه های پایه به صورت هم زمان و یا همان روش متمرکز است. در این روش ها، پیچیدگی محاسباتی مسئله با افزایش تعداد کاربران، رله ها و ایستگاه های پایه افزایش می یابد.

در ادامه برای حل مسئله روش توزیع شده بیان می شود. مزیت اصلی استفاده از این روش، کاهش پیچیدگی مسئله خواهد بود. این مهم به این دلیل که هر کاربر تنها امکانات انتخابی مختص خود را در نظر می گیرد، رخ می دهد. به طور کلی، روش های توزیع شده برای جلوگیری از پیچیدگی اضافی ذکر شده در محاسبه توان بر اساس اندازه گیری های انجام گرفته توسط کاربران در هنگام اتصال آن ها، صورت می گیرند.

روش توزیع شده مبتنی بر روش یادگیری Q است [۱۵]. هر کاربر یک رکورد از تجربه خود را در هنگام اتصال به هر کدام از رله ها و ایستگاه های پایه به ترتیب در مقدار $Q_{AP,n}(k)$ و $Q_{BS,n}(j)$ ذخیره می نماید. هر زمان که یک رله یا ایستگاه پایه توسط کاربر انتخاب می شود، این مقادیر با استفاده از روش یادگیری Q و با توجه به روابط زیر به روزرسانی می شود.

$$Q_{AP,n}(k) \leftarrow (1-\alpha)Q_{AP,n}(k) + \alpha \cdot W_{AP,n}(k) \quad (16)$$

$$Q_{BS,n}(j) \leftarrow (1-\alpha)Q_{BS,n}(j) + \alpha \cdot W_{BS,n}(j) \quad (17)$$

$W_{AP,n}(k)$ و $W_{BS,n}(j)$ به ترتیب پاداش های ناشی از اتصال به رله A_k یا ایستگاه پایه S_j هستند. $\alpha \in (0,1)$ نرخ یادگیری است. پاداش های $W_{AP,n}(k)$ و $W_{BS,n}(j)$ میزان تحقق هدف بهینه سازی و محدودیت های آن را نشان می دهند. از این رو، ایستگاه های پایه یا رله هایی که سطوح پایین تری از مصرف توان را موجب می شوند، پاداش های بیشتر و مقادیر بزرگ تری از $Q_{AP,n}(k)$ یا $Q_{BS,n}(j)$ ارائه می دهند.

۲-۵-۲-۱- محاسبه پاداش در ارتباط فروسو

$P_{k,n,j}$ ، توان ایستگاه پایه S_j برای تحویل ترافیک کاربر u_n توسط رله A_k است.

$$P_{k,n,j} = P_{RB,j} \cdot M_{k,n,j} \quad (18)$$

تعداد بلوک های فرکانسی مورد نیاز کاربر u_n در ایستگاه پایه S_j در هنگام اتصال این کاربر از طریق رله A_k است.

$$M_{k,n,j} = \frac{R_n}{r_{A,k,j}} \quad (19)$$

ظرفیت هر بلوک فرکانسی در ارتباط بین کاربر u_n و ایستگاه پایه S_j ، یعنی $r'_{U,n,j}$ را می توان مانند قبل با در نظر گرفتن رابطه «شانون» به صورت زیر تخمین زد:

$$r'_{U,n,j} = B \log_2 \left(1 + \frac{P_n}{P_N + I'_{U,n,j}} \right) \quad (28)$$

P_n توان انتقالی کاربر u_n است. $L'_{U,n,j}$ تلفات مسیر بین کاربر u_n و ایستگاه پایه S_j است. $I'_{U,n,j}$ تداخلی است که در هر بلوک فرکانسی و در صورت اتصال کاربر u_n به ایستگاه پایه S_j در ایستگاه پایه حاصل می شود که به صورت زیر تعریف می شود

$$I'_{U,n,j} = \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \frac{P_{n'}}{L'_{U,n',j}} \cdot \frac{RB_{\text{req},n'}}{M} \quad (29)$$

به طور مشابه، نرخ بیت $r'_{D,k,n}$ در ارتباط بین رله A_k و کاربر u_n به صورت زیر محاسبه می شود:

$$r'_{D,k,n} = B_A \log_2 \left(1 + \frac{P_n}{P_{N,A} + I'_{D,k,n}} \right) \quad (30)$$

$L'_{D,k,n}$ تلفات مسیر بین کاربر u_n و رله A_k است. $I'_{D,k,n}$ تداخلی است که از طرف سایر کاربران در رله A_k ایجاد و به صورت زیر محاسبه می شود:

$$I'_{D,k,n} = \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N \frac{P_{n'}}{L'_{D,k,n'}} \cdot \frac{RB_{\text{req},n'}}{M} \quad (31)$$

اگر نرخ بیت $r'_{D,k,n}$ بالاتر از مقدار R_n باشد، کاربر مورد نظر داده ها را تنها برای این رله در طول زمان $t_{k,n}$ که به صورت رابطه زیر بیان می شود، ارسال خواهد کرد.

$$t_{k,n} = \min \left(1, \frac{R_n}{r'_{D,k,n}} \right) \quad (32)$$

در حالتی که $r'_{D,k,n} < R_n$ باشد، کاربر قادر به تأمین نرخ بیت مورد نیاز خود از طریق رله نخواهد بود.

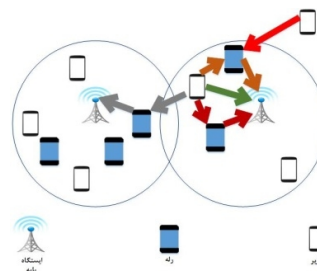
از این رو، مجموع مدت زمانی که رله A_k فعال است با T_k و به صورت رابطه زیر بیان می شود.

$$T_k = \sum_{n=1}^N b_{k,n} t_{k,n} \quad (33)$$

برای اینکه تمامی کاربران متصل به رله A_k بتوانند به نرخ بیت مورد نیاز خود دست یابند بایستی شرط $T_k \leq 1$ برآورده شود.

ظرفیت هر بلوک فرکانسی در ارتباط بین رله A_k و ایستگاه پایه S_j ، یعنی $r'_{A,k,j}$ به صورت زیر محاسبه می شود:

$$r'_{A,k,j} = B \log_2 \left(1 + \frac{P_k}{P_N + I'_{A,k,j}} \right) \quad (34)$$



شکل ۲: شبکه‌ی ناهمگن با قابلیت ارتباطات دستگاه به دستگاه در ارتباط فراسو.

برای به دست آوردن یک پاداش می شناسد، استفاده می کند (به عنوان مثال، انتخاب ایستگاه‌ها و یا رله‌هایی که نتایج خوبی را در گذشته فراهم کرده‌اند) [۱۵].

برای تسهیل همگرایی الگوریتم در این مبحث از تابع به اصطلاح «خنک کننده» به صورت رابطه زیر استفاده می شود تا بدین وسیله مقدار پارامتر τ در گذر زمان کاهش یابد.

$$\tau = \frac{\tau_0}{\log_2(1+t)} \quad (26)$$

τ_0 دمای اولیه و t زمان سپری شده از اولین انتخابی است که توسط کاربر انجام می گیرد.

ارتباط دستگاه به دستگاه، ارتباط سلولی مرسوم را با یک ارتباط با برد کوتاه و توان پایین جایگزین می کند که در نتیجه آن تأخیر و مصرف توان بهبود می یابد. در قسمت پیشرو ارتباط در جهت فراسو یعنی از کاربرها تا ایستگاه‌های پایه و یا رله‌ها در نظر گرفته می شود.

۳- مدل و معادلات مسئله در ارتباط فراسو

حالت در نظر گرفته شده در این مبحث در شکل ۲ نشان داده شده است.

تعداد میانگین بلوک‌های فرکانسی مورد نیاز هر کاربر یا رله برای رسیدن به نرخ بیت مورد نظرشان در یک ایستگاه پایه خاص به صورت زیر بیان می شود:

$$RB_{\text{req},n} = \sum_{j=1}^J c_{n,j} \cdot \frac{R_n}{r'_{U,n,j}} + \sum_{k=1}^K b_{k,n} \cdot \frac{R_n + \sum_{j=1}^J a_{k,j} \cdot R_{A,k}}{r'_{D,k,n}} \quad (27)$$

اگر رله A_k به ایستگاه پایه S_j متصل باشد، مقدار $a_{k,j}$ را به خود اختصاص می دهد. $b_{k,n}$ نیز در صورت اتصال کاربر u_n به رله A_k برابر مقدار یک و در غیر این صورت برابر با مقدار صفر می شود. $r'_{U,n,j}$ و $r'_{A,k,j}$ ظرفیتی هستند که در زمان تخصیص کاربر u_n و رله A_k به یک بلوک فرکانسی از ایستگاه پایه S_j به دست می آیند. بخش اول از این رابطه مربوط به تعداد میانگین بلوک‌های فرکانسی مورد نیاز کاربری است که مستقیماً به ایستگاه‌های پایه متصل می شود تا از این طریق به نرخ بیت مورد نیاز خود یعنی R_n دست یابد. بخش دوم مربوط به تعداد بلوک‌های فرکانسی مورد نیاز کاربر و رله‌های متصل به ایستگاه‌های پایه است.

$P_{\max,n} = M \cdot P_n$ حداکثر توان کاربر u_n است که به صورت محاسبه می‌شود. $P_{k,n,j}$ توان کاربر u_n برای تحویل ترافیک ایستگاه پایه S_j از طریق ارتباط رله A_k است.

پاداش $W_{BS,n}(j)$ هنگام اتصال یک کاربر به ایستگاه پایه محاسبه می‌شود.

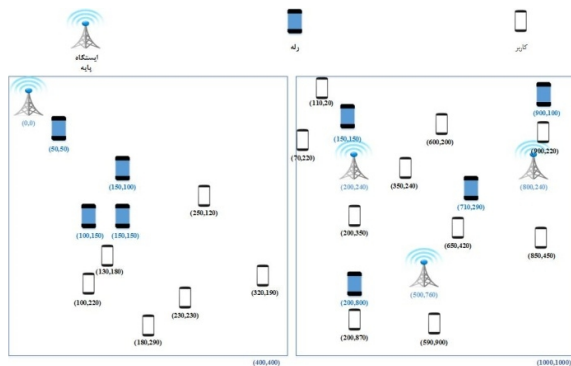
$$W_{BS,n}(j) = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{r}_n < R_n \\ 1 - \frac{P_{n,j}}{P_{\max,n}}, & \text{OW} \end{cases} \quad (43)$$

$P_{n,j}$ توان انتقالی کاربر u_n اختصاص داده شده به ایستگاه پایه S_j است.

۴- ارزیابی عملکرد سامانه

عملکرد روش یادگیری Q با استفاده از شبیه‌سازی در دو طرح که در شکل ۳ نشان داده شده است، ارزیابی می‌شود. در طرح ۱ در شکل ۳ (الف) یک ایستگاه پایه در گوشه سمت چپ بالایی یک ناحیه مربعی به ابعاد 400×400 متر واقع شده است. در مقابل، طرح ۲ در شکل ۳ (ب) یک طرح چند سلولی با ۳ ایستگاه پایه در ناحیه‌ای به ابعاد 1000×1000 متر است. طرح ۱ امکان محاسبه راه‌حل بهینه را با انجام یک جستجوی جامع در میان تمام ترکیبات ممکن از $b_{k,n}$ و $c_{n,j}$ فراهم می‌آورد. در طرح ۲ تعداد ۳ ایستگاه پایه به‌عنوان تعداد معقولی از ایستگاه‌های پایه که یک کاربر می‌تواند به‌عنوان سلول‌های داوطلب تشخیص دهد، انتخاب شده است. باین‌حال، در این طرح تعداد کل ترکیبات ممکن به‌طور چشمگیری افزایش می‌یابد. از این‌رو، امکان آزمون همه این ترکیبات برای به دست آوردن جواب بهینه وجود نخواهد داشت. به همین دلیل، الگوریتم یادگیری Q در برابر الگوریتم وراثتی مقایسه می‌شود. الگوریتم وراثتی با دانشی کامل از همه ایستگاه‌های پایه، رله‌ها و کاربران در هر لحظه عمل می‌کند و به‌عنوان یک محدوده عملکرد تقریباً بهینه برای رویکرد غیرمتمرکز است.

مقادیر اولیه موردنیاز در جدول ۱ بیان شده است. به‌علاوه هر آزمایش شبیه‌سازی برای مجموعاً ۱۰۰۰۰ مرحله اجرا می‌شود.



شکل ۳: موقعیت‌های رله‌ها، ایستگاه‌های پایه و کاربران برحسب متر در (الف) طرح ۱ و (ب) طرح ۲ [۷].

$L'_{A,k,j}$ تلفات مسیر بین رله A_k و ایستگاه پایه S_j است. تداخلی است که از طرف سایر رله‌هایی که در فرکانس یکسان با رله A_k فعالیت می‌کنند در ایستگاه پایه S_j ایجاد می‌شود. این تداخل به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$I'_{A,k,j} = \sum_{\substack{k'=1 \\ k' \neq k}}^K \frac{P_{k'}}{L'_{A,k',j}} \cdot \Theta_{k'} \cdot F_{k,k'} \quad (35)$$

۳-۱- مسئله بهینه‌سازی در ارتباط فراسو

به‌منظور به حداقل رساندن میانگین کل توان انتقالی در ارتباط فراسو نیز از بهینه‌سازی صورت گرفته در حالت فروسو استفاده خواهد شد. در همین راستا، کل توان انتقالی به‌صورت رابطه زیر بیان می‌شود:

$$P_{TOT} = \sum_{n=1}^N P_n \cdot RB_{req,n} + \sum_{k=1}^K P_k \cdot T_k \quad (36)$$

بخش اول از این رابطه کل توان منتقل شده توسط کاربران و بخش دوم کل توان منتقل شده توسط تمامی رله‌ها را نشان می‌دهد؛ بنابراین مسئله بهینه‌سازی و محدودیت‌های در نظر گرفته شده برای آن بدین صورت بیان می‌شود:

$$\min_{b_{k,n}, c_{n,j}} P_{TOT} = \min_{b_{k,n}, c_{n,j}} \left(\sum_{n=1}^N P_n \cdot RB_{req,n}(b_{k,n}, c_{n,j}) + \sum_{k=1}^K P_k \cdot T_k(b_{k,n}) \right) \quad (37)$$

$$\sum_{k=1}^K b_{k,n} + \sum_{j=1}^J c_{n,j} \leq 1, \quad n=1, \dots, N \quad (38)$$

$$RB_{req,n} \leq M, \quad n=1, \dots, N \quad (39)$$

$$r'_{D,k,n} \geq b_{k,n} R_n, \quad n=1, \dots, N; \quad k=1, \dots, K \quad (40)$$

$$T_k = \sum_{n=1}^N b_{k,n} t_{k,n} \leq 1, \quad k=1, \dots, K \quad (41)$$

P_k توان انتقالی رله A_k است که ثابت فرض می‌شود. همان‌طور که در شرط بیان شده در رابطه (۳۹) نشان داده شده است تعداد کل بلوک‌های فرکانسی موردنیاز یک کاربر یا $RB_{req,n}$ باید کم‌تر از تعداد بلوک‌های فرکانسی موجود یا M باشد.

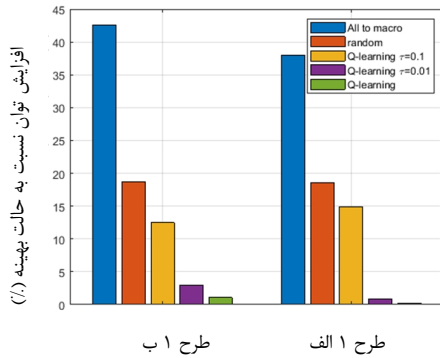
۳-۲- روش توزیع شده برای انتخاب رله و یا ایستگاه پایه در ارتباط فراسو

مانند آنچه پیش‌تر برای ارتباط فروسو بیان شد در ارتباط فراسو نیز هر کاربر u_n یک رکورد از تجربه خود را در هنگام استفاده از هر یک از رله‌های A_k و ایستگاه‌های پایه S_j به ترتیب در مقدار $Q_{AP,n}(k)$ و $Q_{BS,n}(j)$ ذخیره می‌نماید.

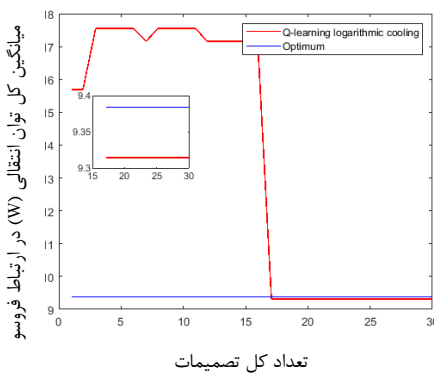
۳-۲-۱- محاسبه پاداش در ارتباط فراسو

پاداش $W_{AP,n}(k)$ هنگام اتصال کاربر از طریق یک رله بیان می‌شود.

$$W_{AP,n}(k) = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{r}_n < R_n \\ 1 - \frac{P_k \cdot t_{k,n} + P_{k,n,j}}{P_k + P_{\max,n}}, & \text{OW} \end{cases} \quad (42)$$



شکل ۴: افزایش کل توان انتقالی نسبت به روش توزیع شده در ارتباط فرسو.



شکل ۵: میانگین کل توان انتقالی به عنوان تابعی از تعداد کل تصمیمات اتخاذ شده توسط کاربران در طرح ۱ الف و در حالت فرسو.

تمامی کاربرها، نشان می‌دهد. تعداد کل تصمیمات نشان‌دهنده معیار همگرایی است زیرا الگوریتم به تدریج راه حل بهینه را همان طور که تصمیمات جدید توسط کاربرهای مختلف گرفته می‌شوند، یاد می‌گیرد.

۴-۳- الگوریتم‌های متمرکز در طرح چند سلولی

۴-۳-۱- الگوریتم بهینه‌سازی وراثتی

الگوریتم وراثتی به صورت تکراری و با ارزیابی در هر تکرار جمعیت (نسل) افراد یا کروموزوم‌ها عمل می‌کند [۱۶]. کروموزوم‌ها در هر نسل متناظر با راه‌حل‌هایی هستند که محدودیت‌های مسئله بهینه‌سازی در رابطه (۱۱) در حالت فرسو و رابطه (۳۷) در حالت فراسو را برآورده می‌سازند. هر کروموزوم از نظر هزینه یا «تابع برازندگی» که کل توان انتقالی مربوط به راه‌حل ارائه شده توسط این کروموزوم را می‌گیرد، ارزیابی می‌شود.

بنابراین، عملکرد الگوریتم وراثتی بدین صورت بیان می‌شود:

- (۱) ابتدا، مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها که محدودیت‌های مسئله بهینه‌سازی را برآورده می‌سازند، به طور تصادفی تولید می‌شوند.
- (۲) تابع هزینه برای هر کروموزوم ارزیابی می‌شود.

جدول ۱: مقادیر اولیه

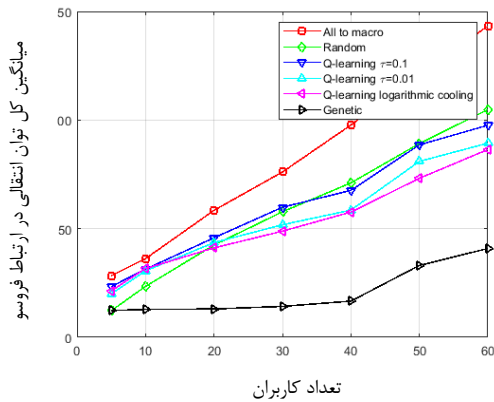
$M = 25$	تعداد بلوک فرکانسی ایستگاه‌های پایه
$B = 180\text{kHz}$	پهنای باند
$P_{RB,j} = 29\text{dBm}$	توان ارسالی هر بلوک فرکانسی
$B_A = 20\text{MHz}$	پهنای باند در ارتباط دستگاه به دستگاه
$P_A = 20\text{dBm}$	توان ارسالی رله‌ها
$N_o = -164\text{dBm / Hz}$	چگالی طیف توان نویز
$R_n = 5\text{Mb / s}$	نرخ بیت مورد نیاز کاربر
$R_{A,k} = 5\text{Mb / s}$	نرخ بیت‌های مورد نیاز رله
$\alpha = 0.1$	نرخ یادگیری
$\tau_0 = 0.1$	دمای اولیه
r_2 و r_1	اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت

۴-۱- عملکرد شبکه از نظر مصرف توان انتقالی

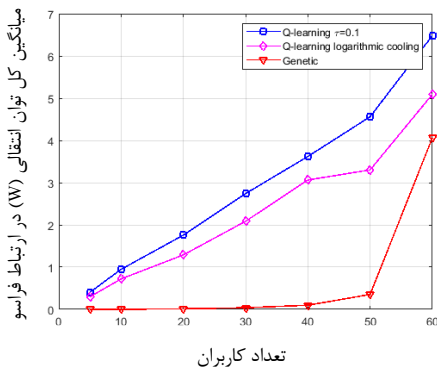
در این قسمت دو طرح (طرح ۱ الف و طرح ۱ ب) در نظر گرفته شده است. در طرح ۱ الف، رله‌ها و کاربران ساکن هستند و در موقعیت‌های نشان داده شده در شکل ۳ (الف) واقع شده‌اند. در عوض، برای به دست آوردن عملکرد کلی از موقعیت‌های مختلف کاربران، طرح ۱ ب حالتی را در نظر می‌گیرد که در آن موقعیت‌های این کاربران به طور تصادفی تغییر می‌کند. شکل ۴ یک ارزیابی از حل مسئله به روش یادگیری Q را برای دو طرح ۱ الف و ۱ ب ارائه می‌دهد. در این شکل، دو مقدار ثابت $\tau = 0.01$ و $\tau = 0.1$ با تابع لگاریتمی (رابطه (۲۶)) با مقدار $\tau_0 = 0.1$ مقایسه شده‌اند. به عنوان مقایسه، شکل ۴ همچنین شامل نتایج دو راهبرد ساده‌تر است. حالت اول حالتی است که در آن تمامی کاربران به ایستگاه پایه متصل می‌شوند. دومین حالت، حالت تصادفی است که در آن هر کاربر به طور تصادفی، با احتمال یکسان، ایستگاه پایه و یا رله متصل به این ایستگاه پایه را انتخاب می‌نماید. در شکل ۴ می‌توان مشاهده کرد که کاهش توان انتقالی قابل توجهی با استفاده از روش یادگیری Q در مقایسه با روشی که در آن تمامی کاربران به ایستگاه پایه متصل می‌شوند، به دست می‌آید. در واقع روشی که در آن تمامی کاربران به ایستگاه پایه متصل می‌شوند به توان انتقالی بالاتری (حدود ۴۰ درصد) نسبت به حالتی که در آن کاربران با کمک رله و به صورت توزیع شده به ایستگاه پایه متصل می‌شوند، نیاز دارد.

۴-۲- بررسی همگرایی

در این قسمت، همگرایی روش یادگیری Q به جواب بهینه بررسی می‌گردد. شکل ۵ کل توان منتقل شده را به عنوان تابعی از تعداد کل تصمیمات (یعنی انتخاب‌های رله یا ایستگاه پایه) گرفته شده توسط



شکل ۶: میانگین توان انتقالی کلی به ازای تعداد متفاوت کاربران و تعداد $K = 12$ رله در ارتباط فروسو.



شکل ۷: میانگین کل توان انتقالی به ازای تعداد کاربران متفاوت با $K = 12$ رله در حالت فراسو.

۴-۳-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تعدادی از موجودات با موقعیت‌هایشان در فضای جستجو حضور دارند. هرکدام از این موجودات پیشنهادی یکنواخت و مختلف از موقعیت‌های کاربران و رله‌ها، ۲۰ بار اجرا می‌شوند. کاربرها به‌طور تصادفی در کل ناحیه توزیع شده‌اند، درحالی‌که رله‌ها به‌طور تصادفی در نواحی مربعی با ابعاد ۱۰۰ متر از مرکز هر یک از ایستگاه‌های پایه توزیع یافته‌اند. هر الگوریتم وراثتی شامل $N_{pop} = 30$ فرد است.

شکل ۶ راهبردهای در نظر گرفته شده را از نظر توان انتقال کلی و به‌عنوان تابعی از تعداد کاربران، مقایسه می‌کند. نتایج مشاهده شده با روش یادگیری Q با $\tau = 0.01$ و با استفاده از تابع لگاریتمی نسبت به روش‌هایی که در آن‌ها تمام کاربران به سلول بزرگ متصل می‌شوند و یا انتخاب رله و یا ایستگاه پایه به‌صورت تصادفی رخ می‌دهد، کاهش قابل‌توجه کل توان انتقالی را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که روش توزیع شده با یادگیری Q قادر به دستیابی به عملکردی بسیار نزدیک به یک روش بهینه‌سازی باوجود پیچیدگی بسیار کم‌تر است.

(۳) اپراتورهای زیر به کروموزوم‌ها اعمال می‌شوند تا مجموعه جدیدی از کروموزوم‌ها که نسل بعدی را تشکیل می‌دهند، به دست آیند:

(۱) انتخاب: الگوریتم دو کروموزوم (والدین) را برای به دست آوردن دو کروموزوم جدید (فرزندان) برای نسل بعدی انتخاب می‌کند. والدین بر اساس «فرآیند چرخه رولت» انتخاب می‌شوند. از این رو احتمال انتخاب کروموزوم i به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$P_{Sel}(i) = \frac{C(i)}{\sum_{h=1}^{N_{pop}} C(h)} \quad (44)$$

N_{pop} تعداد کروموزوم و $C(i)$ تابع هزینه است.

(۲) «باز ترکیب»: دو کروموزوم انتخاب شده برای به دست آوردن یک کروموزوم جدید با استفاده از روش «تقاطع تک نقطه‌ای»، با یکدیگر ترکیب می‌شوند.

(۳) جهش: این گزینه شامل تغییر مقدار یک ژن متعلق به کروموزوم‌های جدید ناشی از مرحله باز ترکیب است. احتمال جهش یک ژن به‌صورت $P_{mut} = 1/N_{ACT}$ بیان می‌شود. N_{ACT} تعداد ژن‌های هر کروموزوم است.

(۴) بررسی می‌شود که آیا کروموزوم حاصل محدودیت‌های مسئله بهینه‌سازی را برآورده می‌سازد. اگر این محدودیت‌ها برآورده شوند، کروموزوم حفظ و در غیر این صورت، دور انداخته خواهد شد.

(۴) مراحل ۲ و ۳ تا زمانی که حداکثر تعداد تکرار یا نسل‌ها حاصل شوند، تکرار می‌شوند. راه‌حل الگوریتم به کروموزوم با حداقل هزینه تعلق دارد.

سه نوع «توده» در این الگوریتم بیان می‌شود. «جرم گرانشی فعال» M_a قدرت میدان گرانش را نشان می‌دهد، «جرم گرانشی منفعل» M_p مربوط به قدرت فعل و انفعال یک جسم با میدان گرانش و «جرم اینرسی» M_i مربوط به مقاومت جسم در برابر تغییر حالت حرکت آن هنگام اعمال نیرو خواهد بود. «عوامل» با «جرم اینرسی» بزرگ‌تر در فضای جستجو حرکت کند تر و جستجوی دقیق‌تری دارند درحالی‌که جرم گرانشی بزرگ‌تر به دلیل داشتن جاذبه بالاتر، همگرایی سریع‌تری دارد.

در این میان، مراحل الگوریتم جستجوی گرانشی بدین صورت انجام می‌گیرد:

(۱) «عوامل» تصادفی تولید می‌شود.

(۲) تابع هزینه برای هر عامل ارزیابی می‌شود.

(۳) به‌روزرسانی $G(t)$ ، $best(t)$ ، $worst(t)$ و $M_i(t)$ برای $i = 1, 2, \dots, N$ عامل (جرم) انجام می‌گیرد.

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (۴۹)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (۵۰)$$

$fit_i(t)$ مقدار تابع هزینه عامل i در زمان t و $worst(t)$ و $best(t)$ به‌صورت زیر بیان می‌شوند:

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (۵۱)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (۵۲)$$

(۴) محاسبه کل نیرو در جهات مختلف: در زمان t ، نیروی وارد بر جرم i از جرم j به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) \times M_{aj}(t)}{R_{ij}^d(t) + \epsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (۵۳)$$

x_i^d موقعیت عامل i ام را در بعد d ام نشان می‌دهد. G ثابت گرانشی، ϵ یک ثابت کوچک و $R_{ij}(t)$ فاصله اقلیدسی بین دو عامل i و j است.

(۵) شتاب و سرعت محاسبه می‌شوند.

(۶) به‌روزرسانی موقعیت و سرعت عوامل: سرعت بعدی یک عامل، کسری از سرعت فعلی آن است که به شتاب آن اضافه می‌شود. بدین ترتیب، موقعیت و سرعت عامل به‌صورت زیر به‌روزرسانی می‌شوند:

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (۵۴)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (۵۵)$$

شکل ۸ راهبردهای در نظر گرفته‌شده را از نظر مدت‌زمان اجرای برنامه و به‌عنوان تابعی از تعداد کاربران برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی متفاوت مقایسه می‌کند. نتایج مشاهده‌شده با روش یادگیری Q نسبت به روش بهینه‌سازی جستجوی گرانشی کاهش قابل‌توجه مدت‌زمان اجرای برنامه را با هم‌گرایی به جواب مشابه نشان می‌دهد. در ادامه از میان الگوریتم‌های بهینه‌سازی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با

در حالت دودویی این الگوریتم، به دلیل صفر و یک بودن بردار موقعیت نمی‌توان در فضا آزادانه حرکت کرد. به همین منظور احتمال یک شدن یک بیت (بیت λ ام) از بردار موقعیت ذره λ ام به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\Pr\{x_j^i[t+1]=1\} = \pi(x_j^i[t], v_j^i[t+1], x_j^{i, best}[t], x_j^{gbest}[t]) \quad (۴۵)$$

یک انتخاب برای تابع π ، «تابع سیگموئید» با یک آرگومان است. تنها آرگومان این ذره سرعت جدید ($v_j^i[t+1]$) ذره است و به‌صورت زیر بیان می‌شود.

$$\pi = s(v_j^i[t+1]) \quad (۴۶)$$

به‌روزرسانی سرعت و موقعیت در این الگوریتم به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$v^i[t+1] = wv^i[t] + c_1r_1(x^{i, best}[t] - x^i[t]) + \quad (۴۷)$$

$$c_2r_2(x^{gbest}[t] - x^i[t])$$

$$x^i[t+1] = x^i[t] + v^i[t+1] \quad (۴۸)$$

$v^i[t]$ سرعت قبلی ذره، $x^{i, best}[t]$ بهترین موقعیتی که ذره تجربه کرده، $x^i[t]$ موقعیت ذره، $x^{gbest}[t]$ بهترین موقعیت جمعی است. w «ضریب اینرسی»، r_1 و r_2 اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت، c_1 «ضریب یادگیری شخصی» و c_2 «ضریب یادگیری جمعی» است.

بنابراین، مراحل الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بدین صورت بیان می‌شود:

(۱) ایجاد جمعیت اولیه: در این مرحله موقعیت و سرعت هر ذره به‌صورت تصادفی تعیین می‌شود.

(۲) تابع هزینه برای هر ذره ارزیابی می‌شود.

(۳) تعیین بهترین تجربه‌های شخصی: اگر هزینه ذره از هزینه بهترین تجربه‌ای که آن ذره به دست آورده است بهتر نباشد سرعت و موقعیت بهترین تجربه شخصی آن ذره حفظ می‌شود در غیر این صورت سرعت و موقعیت ذره فعلی حفظ خواهد شد.

(۴) تعیین بهترین تجربه جمعی: اگر هزینه ذره از هزینه بهترین تجربه‌ای که تمام ذرات به دست آورده‌اند بهتر نباشد سرعت و موقعیت بهترین تجربه جمعی حفظ می‌شود در غیر این صورت سرعت و موقعیت ذره فعلی حفظ خواهد شد.

(۵) در این مرحله به‌روزرسانی سرعت و موقعیت به کمک روابط (۴۷) و (۴۸) صورت می‌گیرد.

۴-۳-۳- الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی گرانشی

طبق قانون نیوتن، هر ذره‌ای ذرات دیگر را به خود جلب می‌کند. این قانون اساس الگوریتم جستجوی گرانشی را تشکیل می‌دهد [۱۸]. در این الگوریتم، «عوامل» به‌عنوان اشیا بیان می‌شوند و از جرم آن‌ها برای بررسی عملکرد آن‌ها استفاده می‌شود. تمامی اشیا به سمت اشیا با «توده» سنگین‌تر که به‌عنوان راه‌حل‌های خوب شناخته می‌شوند، حرکت می‌کنند.

ایستگاه پایه و $K=21$ رله در ناحیه‌ای به ابعاد 1700×1540 متر را به ترتیب برای حالات ارتباطی فروسو و فراسو در نظر می‌گیرد. این شکل‌ها کل توان منتقل شده توسط تمام گره‌ها را برای روش یادگیری Q و برای حالتی که کاربران تنها به سلول‌های بزرگ متصل می‌شوند، ترسیم می‌کنند. نتایج مشابه قبل نشان می‌دهد که روش یادگیری Q به میزان قابل توجهی توان مصرفی را کاهش می‌دهد. با توجه به شکل ۱۰ در حالت فراسو به‌عنوان مثال برای تعداد ۲۰ کاربر به میزان ۵۰ درصد کاهش توان ایجاد می‌شود.

۵- نتیجه‌گیری

شبکه‌های سلولی اغلب بر اساس انتقال فروسو طراحی شده‌اند. این در حالی است که ترافیک شبکه عمدتاً نامتقارن است. با این حال، با رشد شبکه‌های حسگر و ارتباطات نوع ماشین^۱ که در آن ترافیک غالباً در ارتباط فراسو در نظر گرفته می‌شود و همچنین محبوبیت روزافزون برنامه‌های ترافیک متقارن مانند شبکه‌های اجتماعی و تماس‌های ویدئویی، بهینه‌سازی در انتقال فراسو به‌طور فزاینده‌ای اهمیت یافته است.

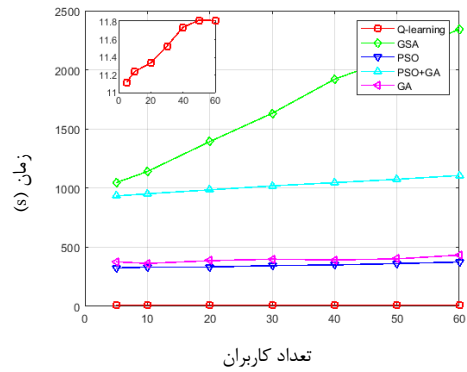
در این مقاله یک طرح توزیع شده مبتنی بر یادگیری Q و تصمیم‌گیری پیشینه هموار به‌عنوان ابزاری برای اجرای چارچوب موردنظر پیشنهاد شد. با توجه به ماهیت توزیع شده و به دلیل اینکه هر کاربر تنها برای تصمیم‌گیری به تجربه خود متکی است، رویکرد پیشنهادی نسبت به رویکردهای متمرکز که بهینه‌سازی سراسری را با در نظر گرفتن همه رله‌ها، ایستگاه‌های پایه و کاربرها موردتوجه قرار می‌دهد، پیچیده‌تر نیست.

ارزیابی‌ها نشان داد که رویکرد پیشنهادی می‌تواند با توجه به روشی که در آن کاربرها همیشه به ایستگاه‌های پایه متصل هستند، تقریباً ۳۰ درصد از توان انتقال یافته را کاهش دهد. علاوه بر این، پارامتر دما در تصمیم‌گیری پیشینه هموار نقش مهمی را برای روش پیشنهادی ایفا می‌کند. عملکرد رویکرد پیشنهادی در طرح تک‌سلولی، بسیار نزدیک به حالت بهینه است.

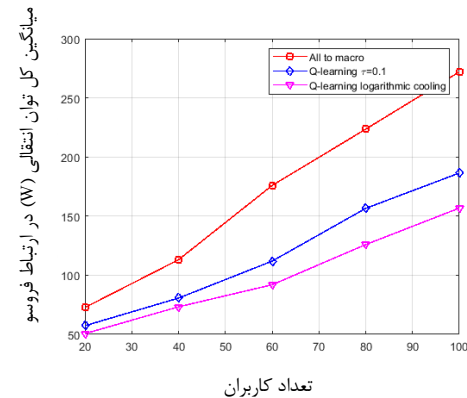
برای طرح‌های چند سلولی با تعداد زیادی از کاربرها و رله‌ها که در آن‌ها راه‌حل‌های بهینه به‌مانند قبل و به‌سادگی قابل تشخیص نیستند، رویکرد پیشنهادی بر اساس الگوریتم‌های متمرکز مقایسه و نشان می‌دهد که این رویکرد از نظر کل توان منتقل شده عملکرد مشابهی را با پیچیدگی محاسباتی کمتر به دست می‌آورد.

مراجع

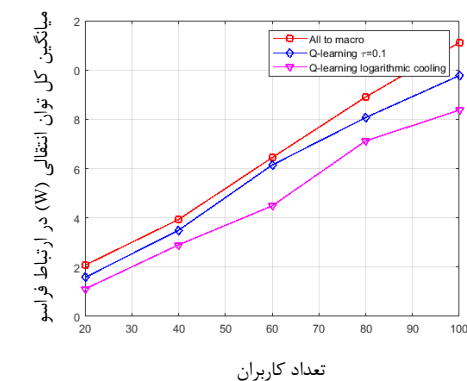
- [1] B. Bangerter, S. Talwar, R. Arefi, and K. Stewart, "Networks and devices for the 5G era," *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, pp. 90-96, February 2014.
- [2] A. Torabzadeh, M. Majidi, and M. Baghani, "Energy efficiency improvement in dynamic orthogonal and non-orthogonal multiple access uplink networks," *Journal of Advanced Signal Processing*, vol. 4, no. 1, pp. 17-27, 2020.



شکل ۸: زمان اجرای برنامه به ازای تعداد کاربران متفاوت.



شکل ۹: میانگین کل توان انتقالی در طرحی با $J=7$ ایستگاه پایه و $K=21$ رله در حالت فروسو.



شکل ۱۰: میانگین کل توان انتقالی در طرحی با $J=7$ ایستگاه پایه و $K=21$ رله در حالت فراسو.

تعداد تکرار یکسان و جواب مشابه مدت‌زمان کمتری را در اجرای برنامه به دست می‌آورد. این در حالی است که ترکیب این الگوریتم با الگوریتم وراثتی [۱۹] می‌تواند در تعداد تکرارهای کمتری نسبت به الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به جواب بهینه دست یابد.

در نهایت، برای آزمودن رفتار شبکه در هنگام افزایش تعداد ایستگاه‌های پایه، شکل ۹ و ۱۰ یک طرح چند سلولی با $J=7$

- [11] Y. Xu, G. Gui, H. Gacanin, and F. Adachi, "A survey on resource allocation for 5G heterogeneous networks: Current research, future trends and challenges," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, February 2021.
- [12] S. T. Shah, J. Gu, S. F. Hasan, and M. Y. Chung, "SC-FDMA-based resource allocation and power control scheme for D2D communication using LTE-A uplink resource," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2015, no. 1, pp. 1-15, May 2015.
- [13] L. Militano, A. Orsino, G. Araniti, A. Molinaro, A. Iera, and L. Wang, "Efficient spectrum management exploiting D2D communication in 5G systems," in *2015 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting*, August 2015: IEEE, pp. 1-5.
- [14] A. Bagheri and M. Mohammadi, "Optimal power allocation in multipair full-duplex relaying massive MIMO networks in presence of eavesdropper," *Journal of Advanced Signal Processing*, vol. 4, no. 1, pp. 1-15, 2020.
- [15] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press, November 2018.
- [16] L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms. VNR Computer Library*. Stamford, CT, ed: USA: Thomson Publishing Group, Inc. and New York, NY, USA: Van Nostrand ..., 1991.
- [17] Y. Zhang, S. Wang, and G. Ji, "A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications," *Mathematical problems in engineering*, vol. 2015, February 2015.
- [18] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm," *Information sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232-2248, June 2009.
- [19] R. Kuo and Y. Han, "A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for solving bi-level linear programming problem—A case study on supply chain model," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 35, no. 8, pp. 3905-3917, August 2011.
- [3] G. Fodor, S. Parkvall, S. Sorrentino, P. Wallentin, Q. Lu, and N. Brahmi, "Device-to-device communications for national security and public safety," *IEEE Access*, vol. 2, pp. 1510-1520, 2014.
- [4] J. P. Munson and V. K. Gupta, "Location-based notification as a general-purpose service," in *Proceedings of the 2nd international workshop on Mobile commerce*, September 2002, pp. 40-44.
- [5] P. K. Mishra, S. Pandey, and S. K. Biswash, "Efficient resource management by exploiting D2D communication for 5G networks," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 9910-9922, 2016.
- [6] L. Wei, R. Q. Hu, Y. Qian, and G. Wu, "Enable device-to-device communications underlying cellular networks: challenges and research aspects," *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 6, pp. 90-96, June 2014.
- [7] J. Pérez-Romero, J. Sánchez-González, R. Agustí, B. Lorenzo, and S. Glisic, "Power-efficient resource allocation in a heterogeneous network with cellular and D2D capabilities," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 11, pp. 9272-9286, November 2016.
- [8] P. Phunchongharn, E. Hossain, and D. I. Kim, "Resource allocation for device-to-device communications underlying LTE-advanced networks," *IEEE wireless communications*, vol. 20, no. 4, pp. 91-100, September 2013.
- [9] S. Jayakumar and S. Nandakumar, "A review on resource allocation techniques in D2D communication for 5G and B5G technology," *Peer-to-Peer Networking and Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 243-269, 2021.
- [10] C.H. Yu, K. Doppler, C. B. Ribeiro, and O. Tirkkonen, "Resource sharing optimization for device-to-device communication underlying cellular networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 10, no. 8, pp. 2752-2763, June 2011.

زیر نویس ها

-
- ¹ Device-to-Device
² Indoor position
³ Signal to Interference plus Noise Ratio
⁴ In-band D2D
⁵ Out-of-band D2D
⁶ Gravitational Search Algorithm
⁷ Genetic algorithm
⁸ Particle Swarm Optimization
⁹ Softmax
¹⁰ Machine-Type Communication