Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers
Vol. 23 No. 2, 2026
DOI: 10.66224/jiaeee.23.2.3

A Novel Multicast Routing Approach for MRMC Wireless Mesh Networks Using Fuzzy Logic and Reinforcement Learning

Shayesteh Tabatabaei [1]

[1] Associate Professor, Faculty of Multimedia, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran.
shtabatabaey@yahoo.com

Abstract:

In multi-radio multi-channel wireless mesh networks (MR-MC WMNs), the use of multi-radio nodes operating on non-overlapping channels significantly increases network capacity and improves available bandwidth. However, when the number of radios exceeds the number of available channels, channel reuse leads to inevitable link interference, which degrades overall network performance. This study aims to optimize network performance under high traffic conditions and multi-channel environments by proposing a routing algorithm called Reinforcement Learning and Fuzzy Logic-Based Routing Algorithm (RLFLBRA). The algorithm uses three fuzzy input variables interference level, available bandwidth, and hop count to select optimal multicast paths. By incorporating interference awareness into the routing process, the algorithm enables more efficient use of network resources. The effectiveness of the proposed approach is evaluated through simulations using OPNET version 10.5 and compared with benchmark protocols such as CAMF and FB_MR. The results demonstrate significant improvements in key metrics including throughput, packet delivery ratio, and end-to-end delay.

Keywords: Wireless mesh networks, Multicasting, Multi-Radio, Multi-Channel, Fuzzy logic, Reinforcement learning

Article Type: Research

Received: 25. 09. 2025

Revised: 23. 11. 2025

Accepted: 26. 01. 2026

Corresponding author: S.Tabatabaei

Corresponding author's address: Faculty of Multimedia, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran

Copyright © 2026 The Authors. Published by Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

1. Motivation of the work

Wireless mesh networks have become a serious option for building communication infrastructure in places where traditional wired setups are too expensive or simply not practical emergency response systems, smart city projects, industrial sensor deployments, and so on. The multi-radio multi-channel variant of these networks is particularly attractive because putting multiple radios on each node and spreading them across different channels can dramatically improve throughput. On paper it sounds clean. In practice, once the number of active radios starts exceeding the number of truly non-overlapping channels, interference between links creeps in and quietly eats away at performance. The routing protocols that exist today handle this imperfectly. CAMF, for instance, assumes the multicast tree is already built before it starts working which means it has no real mechanism to react when conditions shift under heavy traffic. FB_MR brings fuzzy logic into the picture, which is a step forward, but it only works with orthogonal channels and simply ignores partially overlapped ones. That's a lot of spectral capacity being wasted for no good reason. What's missing is a protocol that treats interference as a first-class concern throughout the routing process, not as an afterthought one that also learns from experience rather than applying fixed rules to a changing environment. That's exactly what motivated this work. By combining reinforcement learning with fuzzy logic, RLFLBRA aims to make routing decisions that are simultaneously interference-aware, bandwidth-conscious, and adaptive without needing centralized control or global network knowledge.

2. Contributions

Currently, the majority of multicast routing protocols for MR-MC wireless mesh networks tend to land in one of two buckets. On one side, you have methods relying on pre-constructed multicast trees, which usually fail to adjust when network dynamics change. On the other, many systems limit channel choices strictly to orthogonal bands, overlooking the extra spectral space that partially overlapped channels could support. RLFLBRA aims to solve this by merging reinforcement learning with a fuzzy inference system. It weighs interference levels, available bandwidth, and hop count together to inform routing choices. Additionally, a path freshness layer ensures routing tables stay accurate without creating too much control overhead. When we tested it, RLFLBRA proved superior to both CAMF and FB_MR. We saw gains in throughput, packet delivery ratios, and end-to-end delay, especially as the network density went up.

3. Procedures

The experimental evaluation was performed using OPNET Modeler 10.5. A wireless mesh network was deployed within a square area of 1000×1000 m², and four network configurations containing 10, 20, 30, and 50 nodes were considered to investigate the impact of network growth. Each mesh node was configured with two radio interfaces and was allowed to operate over 11 available channels. The communication range of each radio was set to 250 m, while the transmission power remained fixed at 20 dB throughout all experiments. For every network configuration, simulations were executed for 600 s. The proposed RLFLBRA routing scheme was evaluated against CAMF and FB_MR. To ensure a fair comparison, the same network topology, channel resources, and traffic parameters were maintained for all protocols. Consequently, any performance differences observed in the results can be associated with the routing strategies rather than variations in the simulation setup. Performance was assessed using three metrics: average end-to-end delay, packet delivery ratio, and throughput. These metrics were collected for each network size and then analyzed collectively to examine how the routing protocols responded to increasing network density. Such an evaluation provides a more comprehensive view of protocol scalability and operational efficiency than an assessment based on a single network configuration.

4. Findings

Across all tested network sizes, RLFLBRA outperformed both CAMF and FB_MR on every measured metric. The most noticeable difference showed up in end-to-end delay as the number of nodes increased, CAMF's delay grew considerably while RLFLBRA kept it relatively stable, largely because the algorithm avoids unstable links before they cause packet loss rather than reacting after the fact. Throughput followed a similar pattern, with RLFLBRA maintaining higher data delivery rates even under dense, high-interference conditions. Packet delivery ratio told the same story more packets reached their destinations successfully, and the gap widened as the network got larger. Much of this came down to two things: the fuzzy inference system's ability to weigh multiple link quality factors at once, and the reinforcement learning component's tendency to steer traffic away from paths that have historically underperformed. FB_MR's exclusion of partially overlapped channels turned out to be a consistent handicap across all scenarios.

5. Conclusion

RLFLBRA demonstrates that combining reinforcement learning with fuzzy logic is a practical and effective approach to multicast routing in MR-MC wireless mesh networks. By evaluating interference, bandwidth, and hop count together and learning from how those evaluations play out over time the algorithm consistently finds better paths than protocols that rely on fixed rules or ignore partially overlapped channels. The performance gains are real and repeatable across different network sizes, becoming more pronounced as density increases. Beyond the immediate results, this work points toward a broader design principle: routing protocols for complex wireless environments probably need to be adaptive by nature, not just reactive. Static decision-making simply doesn't hold up when the network itself keeps changing.

نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران

نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال بیست و سوم، شماره دوم، تابستان ۱۴۰۵، صفحات ۳-۱۵

DOI: 10.66224/jiaeee.23.2.3

روش نوین مسیریابی چندپخشی مبتنی بر منطق فازی و یادگیری تقویتی در شبکه‌های مش بی‌سیم چندرادیویی و چندکاناله

شایسته طباطبائی[۱]

۱- دانشیار- دانشکده چندرسانه‌ای- دانشگاه هنر اسلامی تبریز- تبریز- ایران

shtabatabaey@yahoo.com

چکیده:

در شبکه‌های مش بی‌سیم چندرادیویی و چندکاناله (MR-MC WMNs)، استفاده از گره‌های چند رادیویی که به کانال‌های غیرهمپوشان متصل هستند، موجب افزایش ظرفیت شبکه و بهبود پهنای باند قابل‌دسترس می‌شود؛ با این حال، در شرایطی که تعداد رادیوها بیشتر از تعداد کانال‌ها باشد، تداخل میان لینک‌ها اجتناب‌ناپذیر بوده و عملکرد شبکه را کاهش می‌دهد. این مطالعه با هدف بهینه‌سازی عملکرد شبکه در شرایط ترافیک بالا و محیط‌های چندکاناله، الگوریتمی با عنوان مسیریابی مبتنی بر منطق فازی و یادگیری تقویتی (RLFLBRA) ارائه می‌دهد که با بهره‌گیری از سه ورودی فازی شامل سطح تداخل، پهنای باند در دسترس و تعداد گام‌های مسیر، مسیرهای بهینه برای ارسال چندپخشی را انتخاب می‌کند. این الگوریتم با درنظر گرفتن آگاهی از تداخل، منجر به استفاده مؤثرتر از منابع شبکه می‌شود. کارایی روش پیشنهادی از طریق شبیه‌سازی در نرم‌افزار OPNET نسخه ۱۰.۵ و با مقایسه با پروتکل‌های مرجع نظیر CAMF و FB_MR بررسی شده است. نتایج حاکی از بهبود قابل‌توجه در شاخص‌هایی مانند نرخ گذردهی، نسبت تحویل بسته، و تأخیر انتها به انتها هستند.

کلمات کلیدی: شبکه‌های مش بی‌سیم، چندپخشی، چندرادیویی، چندکاناله، منطق فازی، یادگیری تقویتی

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۰۵

بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۰۲

پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۰۶

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر شایسته طباطبائی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – تبریز – دانشگاه هنر اسلامی تبریز – دانشکده‌ی چندرسانه‌ای

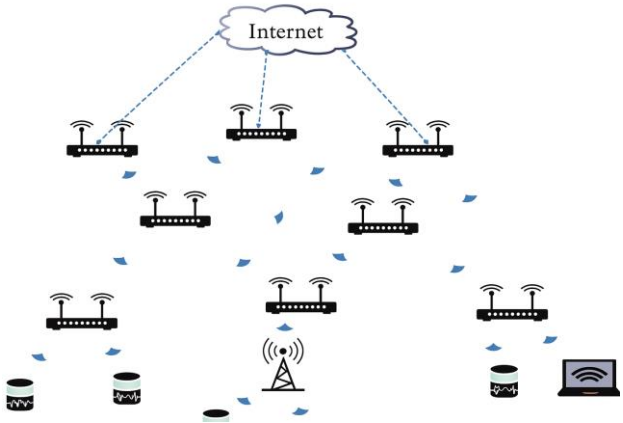
حق انتشار این مستند، متعلق به نویسندگان آن است. ۱۴۰۵ ©. ناشر این مقاله، انجمن مهندسین برق و الکترونیک ایران است.

این مقاله تحت گواهی زیر منتشرشده و هر نوع استفاده غیرتجاری از آن مشروط بر استناد صحیح به مقاله و با رعایت شرایط مندرج در آدرس زیر مجاز است.

Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license
(https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

۱- مقدمه

شبکه‌های مش بی‌سیم (WMNs) در سال‌های اخیر به یکی از فناوری‌های کلیدی در بسیاری از سامانه‌های ارتباطات بی‌سیم تبدیل شده است خصوصاً مش‌های مبتنی بر وای‌فای، موضوعی شناخته‌شده‌اند و مزایا و کاربردهای آن‌ها طیف وسیعی از مطالعات را به خود اختصاص داده است [۱]. این شبکه‌ها از گره‌های مش به‌هم‌پیوسته تشکیل می‌شوند که با همکاری یکدیگر داده‌ها را منتقل کرده و محدوده پوشش شبکه را گسترش می‌دهند [۲]. در این نوع شبکه‌ها، داده‌ها به‌صورت چند گامه (Multi-Hop) از مبدأ به مقصد منتقل می‌شوند که مزایای برجسته‌ای همچون انعطاف‌پذیری بالا، مقرون‌به‌صرفه بودن و پیچیدگی کم را فراهم می‌کند [۳]. این شبکه‌ها به‌طور گسترده در حوزه‌هایی نظیر ارائه خدمات اینترنت پرسرعت در مناطق محروم، پشتیبانی از ارتباطات اضطراری، زیرساخت‌های نظامی و شهری هوشمند، و همچنین در شبکه‌های حسگر و اینترنت اشیا مورد استفاده قرار می‌گیرند WMNها معمولاً از دو نوع گره اصلی تشکیل شده‌اند: روترهای مش (Mesh Routers) و مشتریان مش (Mesh Clients).روترهای مش نقش ستون فقرات شبکه را ایفا کرده و ارتباطات چندگامی را در بستر شبکه تسهیل می‌کنند، در حالی‌که مشتریان مش که معمولاً محدودیت منابع دارند، از طریق این روترها به اینترنت یا دیگر گره‌ها متصل می‌شوند (شکل ۱) [۴].



شکل(۱): ساختار شبکه مش بی‌سیم

یکی از چالش‌های عمده در طراحی و بهره‌برداری از WMNs، کاهش ظرفیت ناشی از تداخل فرکانسی بین گره‌ها می‌باشد. در سناریوهایی که چندین لینک بی‌سیم به‌صورت همزمان در باند فرکانسی مشابهی فعالیت می‌کنند، احتمال بروز تصادم و افت چشمگیر در توان عملیاتی افزایش می‌یابد. به‌منظور کاهش اثرات منفی تداخل، ساختارهای چندرادیویی و چندکاناله (Multi-Radio Multi-Channel - MRMC) پیشنهاد شده‌اند که در آن هر گره به چندین رابط رادیویی مجهز است و می‌تواند از کانال‌های مختلف برای ارتباط استفاده کند. با این وجود، پیاده‌سازی این ساختار با پیچیدگی‌هایی نظیر تخصیص بهینه کانال، هماهنگی میان رادیوها، و جلوگیری از تداخل هم‌کانالی و هم‌پوشانی فرکانسی همراه است [۵]. بر اساس ترکیب‌های موجود از رادیو و کانال، WMNها به سه دسته عمده تقسیم می‌شوند: (۱) شبکه‌های تک‌رادیو تک‌کاناله (SRSC)، که ساده‌ترین نوع هستند ولی عملکرد ضعیفی به دلیل اشتراک کانال دارند؛ (۲) شبکه‌های تک‌رادیو چندکاناله (SRMC)، که امکان تغییر کانال را فراهم می‌کنند اما از تأخیر سوئیچینگ و قطع موقت رنج می‌برند؛ و (۳) شبکه‌های چندرادیو چندکاناله (MRMC)، که با تخصیص همزمان کانال‌های متنوع به رادیوهای متعدد، ظرفیت شبکه را به‌شکل قابل توجهی افزایش می‌دهند. با این حال، طراحی و پیاده‌سازی پروتکل‌های مسیریابی مناسب برای معماری MRMC همچنان به‌عنوان یک چالش مطرح است، چراکه نیازمند هماهنگی میان منابع، سنجش تداخل و پویایی بالای توپولوژی است [۶]. مسیریابی چندپخشی (Multicast Routing) در WMNها به‌ویژه در سناریوهایی که لازم است داده‌ها به‌صورت همزمان به گروهی از گیرندگان ارسال شوند، اهمیت دوچندانی می‌یابد. این نوع مسیریابی می‌تواند بهره‌وری شبکه را افزایش دهد، تأخیر را کاهش داده و تکرار ارسال‌ها را به حداقل برساند. پروتکل‌های مسیریابی چندپخشی به‌طور کلی به دو رویکرد عمده تقسیم می‌شوند: روش‌های مبتنی بر درخت (Tree-Based) و روش‌های مبتنی بر مش (Mesh-Based). رویکردهای درختی نظیر Shortest Path Tree (SPT) و Minimum Cost Tree (MCT) برای سناریوهای پایدار مناسب‌اند؛ در حالی‌که رویکردهای مش به دلیل افزونگی مسیر، برای توپولوژی‌های پویا و متغیر ترجیح داده می‌شوند [۷]. در رویکردSPT، تمرکز بر کاهش طول مسیر بین مبدا و گیرندگان است که معمولاً منجر به تأخیر کمتر می‌شود. این روش اغلب از الگوریتم‌هایی مانند دایکسترا بهره می‌برد. در مقابل، روش‌های MCT با در نظر گرفتن هزینه کلی درخت، سعی در بهینه‌سازی معیارهایی نظیر تأخیر، مصرف انرژی یا تداخل دارند. با این حال، هیچ‌یک از این روش‌ها به‌تنهایی قادر به مدیریت مؤثر پیچیدگی‌های ناشی از تداخل در معماری MRMC نیستند و این امر نیاز به روش‌های هوشمندتر را برجسته می‌کند. با توجه به ماهیت پویا و پیچیده MR-MC WMNs، استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی در طراحی پروتکل‌های مسیریابی، به‌ویژه ترکیب منطق فازی و یادگیری تقویتی، می‌تواند راهکاری مؤثر برای بهبود بهره‌وری شبکه باشد. در این تحقیق، یک پروتکل مسیریابی جدید مبتنی بر یادگیری تقویتی و منطق فازی پیشنهاد شده است. در این روش، سه معیار کلیدی شامل میزان تداخل، پهنای باند در دسترس و تعداد گام‌ها (Hop Count) برای ارزیابی وضعیت گره‌ها استفاده شده و از طریق منطق فازی به پاداش عددی تبدیل می‌شوند. این پاداش سپس در فرایند یادگیری تقویتی برای انتخاب مسیرهای بهینه به کار می‌رود. یکی از نوآوری‌های این پژوهش، معرفی مفهوم "تازگی مسیر" است که از یک رشته عددی برای نمایش میزان به‌روز بودن مسیر بهره می‌برد و در به‌روزرسانی جداول مسیریابی نقش مهمی ایفا می‌کند. همچنین،

برخلاف روش‌های سنتی، الگوریتم پیشنهادی به‌صورت توزیع‌شده عمل کرده و هر گره به‌طور مستقل ارزیابی‌های خود را انجام می‌دهد. این استقلال در پردازش، به افزایش مقیاس‌پذیری و کاهش سربار محاسباتی کمک شایانی می‌کند.

در فرآیند مسیریابی، ابتدا گره‌هایی که بیشترین میزان پاداش را دارند شناسایی می‌شوند و سپس بسته‌ها از طریق این گره‌ها به مقصد هدایت می‌شوند. استفاده از کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی به‌عنوان یک راهکار برای کاهش تداخل نیز در نظر گرفته شده است، چرا که به جای اجتناب کامل از هم‌پوشانی، از ظرفیت موجود به شکلی هوشمندانه استفاده می‌شود. شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در محیط OPNET نسخه ۱۰.۵ و در سناریوهای مختلف، نشان داده‌اند که روش پیشنهادی در مقایسه با پروتکل‌های مرجع نظیر CAMF [۸] و FB_MR [۲۲] عملکرد بهتری از نظر نرخ گذردهی، نسبت تحویل بسته و تأخیر انتها به انتها ارائه می‌دهد. از آنجا که طراحی پروتکل‌های مسیریابی برای شبکه‌های مش بی‌سیم همچنان یکی از چالش‌برانگیزترین حوزه‌های تحقیقاتی محسوب می‌شود، رویکردهای ترکیبی که از چندین تکنیک هوشمند بهره می‌برند، می‌توانند زمینه‌ساز تحول در عملکرد و قابلیت اطمینان این شبکه‌ها باشند.

در این پژوهش، تلاش شده است تا با بهره‌گیری از قدرت تطبیق‌پذیری یادگیری تقویتی و توانایی استدلال منطق فازی، روشی ارائه شود که قادر به انتخاب و نگهداری مسیرهای بهینه در شرایط پویای شبکه، با در نظر گرفتن چندین معیار مهم، باشد.

منطق فازی به دلیل انعطاف‌پذیری بالایی که در مدل‌سازی شرایط مبهم و تصمیم‌گیری چندمعیاره از خود نشان می‌دهد، در حوزه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. برای نمونه، در مسئله‌ی تخصیص منابع رایانش ابری، ترکیب منطق فازی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات موجب بهره‌وری منابع بهبود پاسخ‌گویی به درخواست‌های کاربران شد[۳۱]. در حوزه‌ای کاملاً متفاوت نیز، به‌کارگیری منطق فازی در کنار الگوریتم گرگ خاکستری برای کنترل موتور سنکرون مغناطیس دائم، ردیابی سرعت را دقیق‌تر کرده و نوسانات ناشی از شرایط خطا را کاهش داده است [۳۲]. بنابراین ترکیب قدرت تصمیم‌گیری منطق فازی با روش‌های جست‌وجو و یادگیری، ابزاری کارآمد برای مواجهه با مسائل پیچیده و چندمعیاره فراهم می‌کند. با تکیه بر همین رویکرد، در پژوهش حاضر منطق فازی با یادگیری تقویتی ترکیب شده تا مسیرهای چندپخشی مناسب در شبکه‌های مش بی‌سیم انتخاب شوند.

بخش‌های مقاله به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده‌اند:

بخش ۲ به مرور ادبیات و کارهای مرتبط اختصاص دارد؛ بخش ۳ جزئیات روش پیشنهادی را شرح می‌دهد؛ بخش ۴ عملکرد الگوریتم را ارزیابی می‌کند؛ بخش ۵ نتایج تجربی را ارائه می‌نماید؛ و در نهایت، بخش ۶ به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- کارهای مرتبط

با وجود توسعه پروتکل‌های متعدد برای مسیریابی چندپخشی و تخصیص کانال در WMNs همچنان چالش‌های متعددی در این زمینه به‌طور کامل حل نشده باقی مانده‌اند. مطالعات متعددی با هدف بازنگری در مسائل مربوط به مسیریابی چندپخشی و تخصیص کانال در WMNها انجام شده‌اند. در این بخش، مروری بر مهم‌ترین پژوهش‌ها در حوزه‌های شبکه‌های مش بی‌سیم، تخصیص کانال و مسیریابی چندپخشی ارائه می‌گردد.

در پژوهش ارائه شده در [۸]، یک الگوریتم اکتشافی با عنوان CAMF برای تخصیص کانال و مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های مش بی‌سیم چندرادیویی-چندکاناله ارائه شده است. این الگوریتم به‌منظور بهبود گذردهی شبکه و پشتیبانی از تحرک گره‌ها طراحی شده و از مفهوم «وزن مسیر ارسال» به‌عنوان مبنایی برای اولویت‌بندی گره‌ها در فرآیند تخصیص کانال بهره می‌گیرد. در چارچوب این الگوریتم، فرض بر این است که ساختار درخت چندپخشی از پیش تعیین شده است و به هر گره در درخت، بر اساس تعداد گیرندگان متصل به آن، یک وزن اختصاص می‌یابد.الگوریتم CAMF از ۱۱ کانال موجود استفاده می‌کند و از یک روش ابتکاری برای تخصیص بهینه کانال بهره می‌برد. در این روش، مجموعه‌ای از عوامل شامل وزن مسیر ارسال، فاصله گره‌ها، اندازه پنجره رقابت و میزان جابه‌جایی گیرنده‌ها به‌عنوان معیارهای کلیدی در تصمیم‌گیری برای تخصیص کانال در نظر گرفته می‌شوند. در مرحله ابتدایی، هر گره بر اساس رویه‌ای مشخص، وزن مسیر ارسال و فهرست گره‌های متداخل با خود را محاسبه می‌کند. سپس، با در نظر گرفتن اطلاعات فوق، هر گره موجود در درخت چندپخشی می‌تواند به‌طور مستقل اقدام به انتخاب کانال مناسب برای خود نماید. فرآیند تخصیص کانال به گره‌ها بر اساس ترتیب خاصی انجام می‌شود که هدف آن کاهش تداخل و افزایش بهره‌وری کلی شبکه است. مطالعه‌ای توسط [۹] به‌طور جامع ویژگی‌ها و کاربردهای شبکه‌های مش بی‌سیم را مورد بررسی قرار داده و معماری‌های مختلف و عوامل کلیدی طراحی را تشریح نموده است. همچنین، پژوهش [۱۰] ابعاد مختلف طراحی WMN را بررسی کرده و راهکارهایی را برای ارتقاء عملکرد شبکه‌ها از طریق بهینه‌سازی طرح استقرار ارائه کرده است. در راستای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های مسیریابی چندپخشی، [۱۱] با استفاده از شبیه‌سازی، سه الگوریتم مختلف شامل درخت‌های کوتاه‌ترین مسیر (SPT)، درخت‌های با کمترین هزینه (MCT) و درخت‌های با کمترین تعداد ارسال (MNT) را با استفاده از شاخص‌هایی نظیر توان عملیاتی، نسبت تحویل بسته، تأخیر، نوسان تأخیر و سربار ترافیک چندپخشی مقایسه کرده است.

مطالعه‌ای دیگر در [۱۲] بیان کرده است که گرچه الگوریتم‌های SPT و MCT به‌عنوان رویکردهای بنیادین در مسیریابی چندپخشی شناخته می‌شوند، اما محاسبه درخت‌های MCT در شبکه‌های بزرگ مقیاس مانند اینترنت از پیچیدگی بالایی برخوردار است. در مقابل، در

WMNها که دارای مقیاس کوچکتری هستند، تمامی گره‌ها قادر به دسترسی به اطلاعات توپولوژی شبکه می‌باشند، که این امر محاسبه MCT را به گزینه‌ای قابل اجرا برای این شبکه‌ها تبدیل می‌کند.

در [۱۳] نیز مسیریابی چندپخشی در WMNها با تمرکز بر مدل‌سازی تداخل، کنترل توان، کنترل توپولوژی، زمان‌بندی پیوند و مسیریابی مورد بررسی قرار گرفته و روش‌های طراحی مشترک در این حوزه مرور شده‌اند. مطالعه [۱۴] به بررسی جامع روش‌های تخصیص کانال در WMNها پرداخته و با طبقه‌بندی این روش‌ها، مزایا و معایب هریک را تحلیل کرده است. همچنین، [۱۵] چالش‌های مرتبط با پیاده‌سازی استراتژی‌های تخصیص کانال در WMNها را مرور کرده و راهکارهای ارائه‌شده در این زمینه را تحلیل نموده است. در ادامه، [۱۶] با تمرکز بر شبکه‌های چندکاناله، پیشرفت‌های اخیر در مدل‌های تداخل بی‌سیم و الگوریتم‌های تخصیص کانال با هدف بهبود عملکرد شبکه را مورد توجه قرار داده است. پژوهش [۱۷] نیز مروری جامع بر تکنیک‌های تخصیص کانال ارائه داده و مسائل طراحی مرتبط، رویکردهای رایج و دسته‌بندی این تکنیک‌ها را تبیین کرده است. مقاله‌ای مرجع [۴] نیز با تمرکز ویژه بر مسیریابی چندپخشی و تخصیص کانال در WMNها، پروتکل‌های چندپخشی را بر اساس ساختارهای مختلف کانال-رادیو SRSC، SRMC و MRMC بررسی و یک طبقه‌بندی از الگوریتم‌های چندپخشی مبتنی بر راه‌حل‌های بهینه ارائه کرده است. همچنین، مطالعه [۱۸] مرور جامعی از طرح‌های تخصیص کانال برای مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های MRMC ارائه داده و طبقه‌بندی دقیقی از جدیدترین طرح‌ها ارائه نموده است. در [۱۹]، رویکردی لایه‌ای برای افزایش توان عملیاتی سرویس‌های چندپخشی پیشنهاد شده است. در این مطالعه، معیاری جدید تحت عنوان تعداد انتظار ارسال چندپخشی (EMTX) معرفی شده که سه پارامتر شامل ارسال مجدد در لایه MAC، مزیت پخش بی‌سیم (WBA) و کیفیت پیوند را در نظر می‌گیرد. هدف اصلی، کاهش مجموع مقدار EMTX در گره‌های میانی و در نتیجه کاهش مصرف پهنای باند شبکه با حفظ نسبت بالای تحویل بسته‌های چندپخشی است. نویسندگان با ارائه فرمول‌بندی‌های دقیق ریاضی، دو الگوریتم مرکزی و توزیع‌شده برای ساخت درخت مبتنی بر EMTX معرفی کرده‌اند. در پژوهش [۲۰] نیز برای حل مسئله ساختار مسیریابی چندپخشی با در نظر گرفتن تداخل، گره‌ها بر اساس نقش آن‌ها در ساختار چندپخشی به دسته‌های مختلف تقسیم شده‌اند و با استفاده از مدل تداخل دقیق، راهبردهای بهینه‌ای برای هر دسته استخراج شده است. در مطالعه [۲۱]، یک مدل بهینه لایه‌ای برای مسیریابی چندپخشی و تخصیص کانال به گیرنده‌هایی با پهنای باند ناهمگون ارائه شده است. این مدل با بهره‌گیری از رمزگذاری شبکه‌ای، ظرفیت انتقال را در انتقال‌های چندپخشی افزایش داده است. در نهایت، در [۲۲]، رویکردی مبتنی بر منطق فازی برای انتخاب مسیرهای بهینه در محیط‌های چندکاناله پیشنهاد شده است. در این روش، انتخاب مسیر با استفاده از سه متغیر فازی شامل میزان تداخل، پهنای باند موجود و تعداد پرش‌ها انجام می‌گیرد. همچنین، تأثیر استفاده از کانال‌های نیمه‌همپوشان در کاهش تداخل نیز بررسی شده و نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های CAMF و LC-MRMC عملکرد بهتری در معیارهایی مانند تأخیر انتها به انتها و توان عملیاتی میانگین دارد. در مطالعه [۲۳]، چارچوبی نوآورانه به نام MeshChain برای بهبود امنیت، اعتماد و تمرکززدایی در شبکه‌های مش بی‌سیم ارائه شده است. این چارچوب با ترکیب فناوری بلاک‌چین و شبکه‌های مش، امکان برقراری ارتباط غیرقابل‌تحریف و تصمیم‌گیری امن در مسیریابی را بدون نیاز به مراجع متمرکز فراهم می‌سازد. در MeshChain از قراردادهای هوشمند و سازوکار دفترکل توزیع‌شده برای ایجاد تعاملات شفاف و قابل‌راستی‌آزمایی بین گره‌ها استفاده شده است. این چارچوب پیاده‌سازی و از طریق شبیه‌سازی ارزیابی شده که نتایج آن نشان‌دهنده مقاومت بالا در برابر تهدیدات امنیتی رایج، قابلیت مقیاس‌پذیری مناسب و تحمل سربار قابل قبول در زمینه تأخیر و مصرف منابع است. یافته‌ها حاکی از آن است که MeshChain می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی تمامیت داده‌ها و پاسخ‌گویی گره‌ها را در شبکه‌های مش بهبود بخشد و راه‌حلی امیدوارکننده برای محیط‌های شبکه‌ای امن و غیرمتمرکز محسوب می‌شود. در مطالعه [۲۴]، یک پروتکل مسیریابی جغرافیایی ترکیبی و چندهدفه برای شبکه‌های مش اینترنت اشیاء ارائه شده است که با بهره‌گیری از رایانش لبه‌ای و الگوریتم بهبود یافته گرگ خاکستری چندهدفه (IMOGWO) عمل می‌کند. این روش پیشنهادی، قابلیت‌های رایانش لبه‌ای را با استراتژی‌های مسیریابی جغرافیایی تلفیق می‌کند تا به‌صورت همزمان چندین معیار عملکردی از جمله مصرف انرژی، تأخیر انتها به انتها و طول عمر شبکه را بهینه‌سازی کند. الگوریتم IMOGWO برای انتخاب بهینه مسیرها به کار گرفته شده است تا توازن مناسبی میان اهداف متضاد در شرایط پویای شبکه برقرار شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش مسیریابی پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به پروتکل‌های پیشرفته موجود دارد و در بهبود بهره‌وری انرژی، نسبت تحویل بسته و کاهش سربار محاسباتی مؤثر است. یافته‌ها نشان می‌دهد که تلفیق هوش لبه‌ای با بهینه‌سازی تکاملی می‌تواند به مسیریابی هوشمندتر و آگاه از زمینه در سیستم‌های آینده اینترنت اشیاء منجر شود. در مطالعه [۲۵]، یک سیستم شبیه‌سازی هوشمند مبتنی بر الگوریتم جستجوی کوکو برای حل مسئله جای‌گذاری گره‌ها در شبکه‌های مش بی‌سیم پیاده‌سازی شده است. این روش با هدف بهینه‌سازی جایگاه گره‌ها برای افزایش کارایی شبکه، پارامترهای کلیدی الگوریتم شامل نرخ کشف آشیانه جدید (Pa) و ضریب گام پرش (γ) را مورد ارزیابی و تنظیم قرار داده است. با استفاده از این سیستم شبیه‌سازی، عملکرد الگوریتم جستجوی کوکو در یافتن پیکربندی‌های بهینه برای استقرار گره‌ها در شبکه بررسی شده و نتایج حاصل نشان داده‌اند که انتخاب مناسب پارامترها می‌تواند منجر به

بهبود چشمگیر در پوشش شبکه، کاهش تداخل و افزایش کارایی کلی شبکه شود. این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری به همراه تنظیم دقیق پارامترها، رویکردی مؤثر برای طراحی ساختار بهینه در شبکه‌های مش بی‌سیم است.

در مطالعه [۲۶]، یک رویکرد ژنتیکی از پیش‌هیبریدشده و الهام‌گرفته از رفتار سگ شکاری برای بهینه‌سازی جای‌گذاری روترها در شبکه‌های مش بی‌سیم ارائه شده است. این روش با هدف بهبود پوشش شبکه، کاهش تأخیر، و افزایش قابلیت اطمینان ارتباطات در محیط‌های پیچیده طراحی شده است. در این الگوریتم، فرایندهای انتخاب، ترکیب، و جهش ژنتیکی با منطق جستجوی سگ شکاری ترکیب شده‌اند تا فضای جستجوی راه‌حل‌های ممکن به‌صورت کارآمدتر کاوش شود. نتایج شبیه‌سازی نشان داده‌اند که رویکرد پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های سنتی جای‌گذاری، عملکرد بهتری از نظر کیفیت سرویس (QoS) و بهره‌وری شبکه ارائه می‌دهد. در مطالعه [۲۷]، نویسندگان پروتکل (GAR) مسیریابی کمکی با گرادیان را برای حل چالش‌های مسیریابی در شبکه‌های مش با تغییرات توپولوژی بالا و تحرک مداوم پیشنهاد می‌دهند. روش‌شناسی این پروتکل یک رویکرد مبتنی بر گرادیان را در نظر می‌گیرد که در آن تصمیمات مسیریابی با استفاده از میادین گرادیان هدایت می‌شوند که جهت بهینه به سمت مقصد را نشان می‌دهند و این امر منجر به تشکیل مسیرهای تطبیقی و غیرمتمرکز می‌شود. این پروتکل از طریق شبیه‌سازی‌های گسترده ارزیابی شده و اثربخشی آن در حفظ مسیرهای پایدار، بهبود نسبت تحویل بسته‌ها و کاهش سربار در مقایسه با پروتکل‌های مسیریابی سنتی نشان داده شده است. با این حال، یک نقطه ضعف کلیدی پروتکل GAR وابستگی آن به به‌روزرسانی‌های مداوم گرادیان است که ممکن است سربار کنترل اضافی در محیط‌های با تغییرات سریع ایجاد کند. در مطالعه‌ی [۲۸]، نویسندگان یک طرح مسیریابی مبتنی بر یادگیری تقویتی را پیشنهاد می‌دهند که هدف آن تضمین QoS در شبکه‌های مش بی‌سیم تحت شرایط بار ترافیکی سنگین است. روش‌شناسی این پروتکل از یادگیری تقویتی برای انطباق دینامیک تصمیمات مسیریابی بر اساس شرایط شبکه در زمان واقعی استفاده می‌کند و به‌منظور بهینه‌سازی توان عملیاتی، تأخیر و از دست رفتن بسته‌ها، در عین حفظ تضمین‌های QoS طراحی شده است. سیستم پیشنهادی از طریق شبیه‌سازی‌هایی ارزیابی شده که برتری آن را نسبت به پروتکل‌های مسیریابی سنتی از نظر حفظ معیارهای QoS مانند تأخیر و نسبت تحویل بسته‌ها، حتی تحت بار ترافیکی بالا، نشان می‌دهد. با این حال، یک نقطه ضعف احتمالی این روش پیچیدگی محاسباتی فرآیند یادگیری تقویتی است که ممکن است به منابع قابل توجهی به‌ویژه در شبکه‌های بزرگ مقیاس با شرایط نوسانی نیاز داشته باشد. در مطالعه‌ی [۲۹]، نویسندگان پروتکلی ترکیبی برای مسیریابی پیشنهاد می‌دهند که یادگیری Q و بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها را برای بهبود کارایی انرژی در شبکه‌های مش بی‌سیم با استفاده از آنتن‌های جهت‌دار ترکیب می‌کند. روش‌شناسی این پروتکل یادگیری تقویتی یا یادگیری Q را برای بهینه‌سازی تصمیمات مسیریابی به‌کار می‌گیرد و در عین حال از قابلیت‌های اکتشافی سیستم‌های مورچه‌ای برای کشف مسیرهای کارآمد از نظر انرژی استفاده می‌کند. این پروتکل از طریق شبیه‌سازی‌ها ارزیابی شده و توانایی آن را در کاهش مصرف انرژی در حالی که عملکرد شبکه از نظر توان عملیاتی و اتصال حفظ می‌شود، نشان می‌دهد. با این حال، یک نقطه ضعف قابل توجه پیچیدگی محاسباتی روش ترکیبی است که ممکن است باعث افزایش زمان پردازش شود.

۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش، سه سناریوی مختلف برای ارزیابی عملکرد پروتکل پیشنهادی در نظر گرفته شده است. در سناریوی نخست، گره‌های مش با بهره‌گیری از الگوریتم یادگیری تقویتی همراه با منطق فازی و از طریق فرآیند پاداش‌دهی یا تنبیه، آموزش داده می‌شوند تا بر اساس سه معیار کلیدی شامل تعداد گام‌ها، پهنای باند در دسترس و نرخ تداخل، پایداری مسیرها را تخمین بزنند. شایان ذکر است که جهت تعیین امتیاز اختصاص‌یافته به هر گره، از سیستم استنتاج مبتنی بر منطق فازی استفاده شده است.

در سناریوی دوم، مطابق با روش ارائه‌شده در مرجع [۸]، فرآیند مسیریابی در یک شبکه مش چندرادیویی-چندکاناله انجام می‌پذیرد و در سناریوی سوم، مطابق با روش ارائه‌شده در مرجع [۲۲]، فرآیند مسیریابی در یک شبکه مش چندرادیویی-چندکاناله بر حسب منطق فازی انجام می‌پذیرد. در ادامه، جزئیات مربوط به روش پیشنهادی ارائه می‌گردد. معیارهای درنظرگرفته‌شده در چارچوب یادگیری تقویتی برای حل مسئله مسیریابی در شبکه‌های مش به شرح زیر هستند:

- حالت‌ها(States): نمایانگر گره‌های موجود در شبکه مش هستند.
- کنش‌ها (Actions): شامل انتخاب گره مقصد بعدی برای ارسال داده می‌باشند.
- پاداش (Reward): برای انتقال بین حالت‌ها تعریف می‌شود و نشان‌دهنده کیفیت گره منتخب در فرآیند ارسال داده است در واقع شامل مجموعه ای از معیارهای کیفی مسیر، نظیر پایداری مسیراست.

همچنین برای ارزیابی مقدار پاداش یا جریمه هر گره، از سیستم استنتاج فازی مطابق شکل ۲ استفاده می‌شود. معادله (۱) برای محاسبه‌ی پاداش در فرآیند یادگیری تقویتی به کار می‌رود؛ در این معادله، rt نمایانگر پاداش یا جریمه در زمان t و γ نرخ تنزیل است که در الگوریتم پیشنهادی مقدار آن برابر با ۰.۹ در نظر گرفته شده است. مقدار پاداش و جریمه در بازه [1,+1-] می باشد. به عنوان مثال، اگر آستانه‌ی انرژی باقی‌مانده ۵۰ ژول باشد و گره‌ای تنها ۲۰ ژول انرژی داشته باشد، انرژی باقی‌مانده‌ی آن در محدوده‌ی "کم" قرار می‌گیرد و

در نتیجه جریمه‌ای به آن اختصاص داده می‌شود که جریمه و پاداش توسط منطق فازی محاسبه خواهد شد.

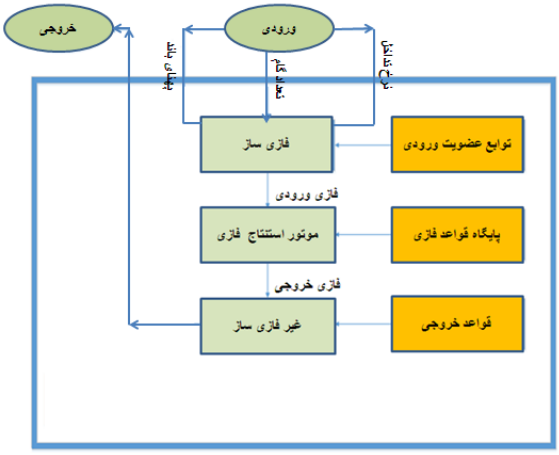
(۱)

$$V^{\pi}(s_t) = r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \gamma^n r_{n+2} + \ldots + \gamma^n r_{n+2} = r_t + \gamma\left[V^{\pi}(s_{t+1})\right]$$

مسیرهای ناپایدار معمولاً دارای ویژگی‌هایی مانند پهنای باند کم، گره‌هایی با تحرک بالا، انرژی باقی‌مانده پایین، یا تعداد گام زیاد بین مبدا و مقصد هستند. از این رو، یک روش بهینه باید از چنین مسیرهایی اجتناب کرده و مسیرهایی را برگزیند که مجموع پاداش بیشتری داشته باشند. پروتکل RLFLBRA (Reinforcement Learning Fuzzy Logic-Based Routing Algorithm) بر پایه‌ی الگوریتم بردار فاصله بلمن-فورد طراحی شده و برای محیط‌های سیار سازگار شده است. برای شناسایی لینک‌های مناسب جهت به‌روزرسانی جدول مسیریابی گره‌ها، از یک سیستم مبتنی بر یادگیری تقویتی بهره گرفته می‌شود. در صورتی که یک گره به عنوان لینک مناسب شناسایی گردد، به جدول مسیریابی اضافه شده و پایداری آن لینک تقویت می‌گردد.

تفاوت اصلی الگوریتم پیشنهادی با نسخه سنتی بلمن-فورد در این است که در این روش، گره‌ها نیازی به ارسال مکرر کل جدول مسیریابی خود ندارند، بلکه تنها در مواقع لازم، بخشی از جدول را ارسال می‌کنند. این امر موجب کاهش مصرف پهنای باند و حفظ انرژی باقی‌مانده‌ی گره‌ها می‌گردد. الگوریتم به‌صورت درخواستی (On-demand) عمل می‌کند، به این معنا که مسیرها تنها در صورت نیاز و درخواست گره، کشف می‌شوند.

برخلاف مجموعه‌های کلاسیک که در آن عناصر یا کاملاً عضو مجموعه هستند یا خیر، در مجموعه‌های فازی عناصر می‌توانند دارای درجات مختلفی از عضویت باشند. در این سناریو، سیستم فازی طراحی‌شده به عنوان یک کنترل‌کننده تطبیقی مبتنی بر منطق فازی عمل می‌کند. این کنترل‌کننده، با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از قواعد کنترل فازی و پایگاه دانش، امتیاز معیارهای ارزیابی (تعداد گام، پهنای باند در دسترس، و نرخ تداخل) را تخمین می‌زند.

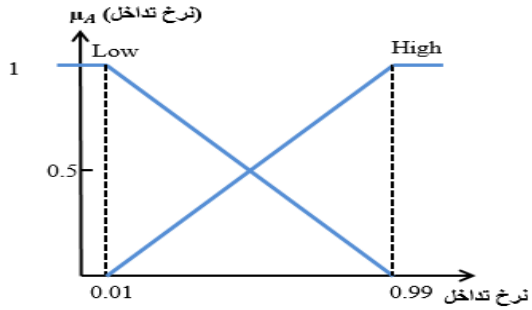


شکل(۲): ساختار یک سیستم فازی

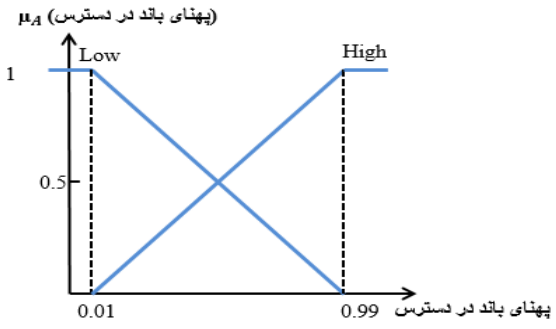
یک سیستم فازی از سه بخش اصلی تشکیل شده است: فازی‌ساز، موتور استنتاج فازی و غیرفازی‌ساز، که در ادامه به تشریح آن‌ها پرداخته می‌شود.

۱.فازی‌ساز (Fuzzifier): وظیفه فازی‌ساز، تبدیل ورودی‌های عددی (حقیقی) به مقادیر فازی قابل استفاده توسط موتور استنتاج فازی است. این فرآیند به عنوان فازی‌سازی (Fuzzification) شناخته می‌شود و در واقع نگاشت یک مقدار حقیقی به مجموعه‌ای فازی است. در روش پیشنهادی، سه پارامتر تعداد گام‌ها (Hop Count)، پهنای باند در دسترس (Available Bandwidth) و نرخ تداخل (Interference Rate) به عنوان ورودی‌های سیستم فازی در نظر گرفته شده‌اند. برای هر یک از این متغیرهای ورودی، دو مجموعه فازی با توابع عضویت ذوزنقه‌ای تعریف شده است (که در آن‌ها از نماد H برای حد بالا و L برای حد پایین استفاده شده است). این توابع عضویت در اشکال ۳، ۴ و ۵ نمایش داده شده‌اند. دلیل انتخاب توابع عضویت ذوزنقه‌ای، دقت بالای آن‌ها در بازنمایی محدوده‌های ورودی است.

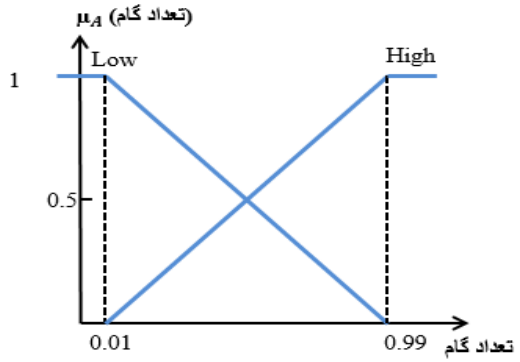
برای متغیر خروجی سیستم که پاداش لینک (Link Reward) نام دارد، پنج مجموعه فازی با توابع عضویت مثلثی تعریف شده‌اند که شامل: VL (Very Low) بسیار کم، L (Low) کم، M (Medium) میانه، H (High)زیاد و VH (Very High) بسیار زیاد این مجموعه‌های فازی در شکل ۶ قابل مشاهده هستند.



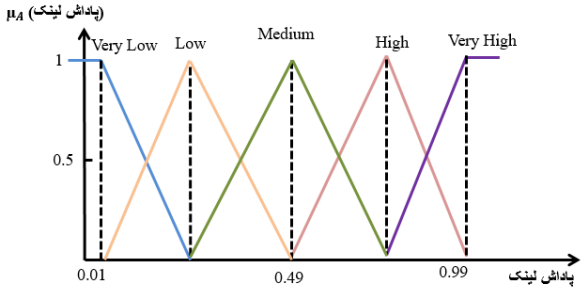
شکل (۳): توابع عضویت برای متغیرهای ورودی نرخ تداخل



شکل (۴): توابع عضویت برای متغیرهای ورودی پهنای باند



شکل (۵): توابع عضویت برای متغیرهای ورودی تعداد گام



شکل(۶): توابع عضویت برای متغیر خروجی پاداش لینک

در ابتدای فرآیند مسیریابی، گره منبع (S) اقدام به تولید بسته درخواست مسیر (RREQ) می‌نماید و مقدار فیلدهای تعداد گام و مجموع پاداش (Cumulative Reward) را برابر صفر قرار می‌دهد. سپس، شماره کانال و پهنای باند در دسترس خود را به بسته RREQ اضافه کرده و آن را در محدوده ارتباطی خود به‌صورت چندپخشی (Broadcast) ارسال می‌کند. گره‌های همسایه که این بسته را دریافت می‌کنند، شماره کانال موجود در بسته را با کانال مورد استفاده خود برای ارسال داده‌ها مقایسه کرده و اختلاف بین این دو مقدار را محاسبه می‌نمایند. در صورتی که این اختلاف بیشتر از مقدار آستانه (در این تحقیق مقدار آستانه برابر با ۵ در نظر گرفته شده است) باشد، این به معنای سطح پایین تداخل بین کانال‌ها تفسیر می‌شود. پس از محاسبه نرخ تداخل (Interference Rate)، این مقدار به همراه سایر معیارها شامل تعداد گام و پهنای باند موجود، به عنوان ورودی به سیستم فازی داده می‌شود تا امتیاز تعلق‌گرفته به هر معیار محاسبه شده و به فیلد مجموع پاداش افزوده شود. در صورتی که امتیاز حاصل مثبت باشد، نشان‌دهنده‌ی تشویق گره و مطلوبیت لینک ارزیابی‌شده خواهد بود. در این حالت، جدول مسیریابی گره به‌روزرسانی می‌شود.

۲. موتور استنتاج فازی:(Fuzzy Inference Engine)

قوانین فازی در قالب جملات شرطی در پایگاه دانش (Knowledge Base) سیستم تعریف می‌شوند. بخش کلیدی در پیاده‌سازی این قوانین، موتور استنتاج فازی است که نحوه‌ی پردازش قوانین را با استفاده از ورودی‌های فازی (تولیدشده در مرحله‌ی فازی‌سازی) تعیین می‌نماید. موتور استنتاج، با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از قواعد فازی، مقدار پاداش لینک را تخمین می‌زند. برای نمونه، یک قاعده فازی ممکن است به صورت زیر تعریف شود: اگر "پهنای باند در دسترس" کم باشد، "تداخل" پایین باشد و "تعداد گام" زیاد باشد، آنگاه "پاداش لینک" کم خواهد بود، و نتیجه آن‌که "پایداری لینک" در سطح پایینی قرار دارد. در این پژوهش، از موتور استنتاج ممدانی استفاده شده است، چرا که ساختار ساده و کارآمدی برای چنین سیستم‌هایی دارد [۸]. برای هر یک از سه پارامتر ورودی (تعداد گام، پهنای باند در دسترس، و نرخ تداخل)، دو مجموعه فازی Low و High تعریف شده‌اند که در مجموع، هشت قاعده فازی به دست می‌آید. این هشت قاعده به شرح زیر هستند:

Rule (1). If (BW is Low & HC is Low & IN is Low) Then Node Chance is High
Rule (2). If (BW is Low & HC is Low & IN is High) Then Node Chance is Low
Rule (3). If (BW is Low & HC is High & IN is Low) Then Node Chance is Low
Rule (4). If (BW is Low & HC is High & IN is High) Then Node Chance is Very Low
Rule (5). If (BW is High & HC is Low & IN is Low) Then Node Chance is Very High
Rule (6). If (BW is High & HC is Low & IN is High) Then Node Chance is Medium
Rule (7). If (BW is High & HC is High & IN is Low) Then Node Chance is Medium
Rule (8). If (BW is High & HC is High & IN is High) Then Node Chance is Low

۳. غیرفازی‌ساز(Defuzzifier)

برای تبدیل خروجی فازی به یک مقدار عددی قابل استفاده در تصمیم‌گیری نهایی، از غیرفازی‌ساز استفاده می‌شود. ورودی فرآیند غیرفازی‌سازی، یک مجموعه فازی ترکیبی است که از اجتماع مجموعه‌های فازی خروجی حاصل شده و خروجی آن، یک مقدار عددی قطعی است. با وجود آنکه فازی‌سازی نقش مهمی در ارزیابی و پردازش اطلاعات در مراحل میانی سیستم ایفا می‌کند، اما برای استفاده عملی، خروجی نهایی هر متغیر باید به صورت عددی دقیق ارائه گردد. از آنجا که اجتماع مجموعه‌های فازی شامل طیفی از مقادیر ممکن است، باید فرآیند غیرفازی‌سازی به گونه‌ای انجام شود که یک مقدار عددی واحد از این طیف استخراج شود .در روش پیشنهادی، برای انجام غیرفازی‌سازی، از روش میانگین مراکز (Center of Average method) استفاده شده است. این روش بر اساس رابطه (۲) محاسبه می‌شود و به دلیل سادگی محاسبات و دقت مناسب، در بسیاری از سامانه‌های فازی کاربرد دارد.

$$\text{Reward node} = \frac{\sum_{l=1}^{m} y^{-l} \prod_{i=1}^{n} \mu A_i^l(X_i)}{\sum_{l=1}^{m} \prod_{i=1}^{n} \mu A_i^l(X_i)} \quad (۲)$$

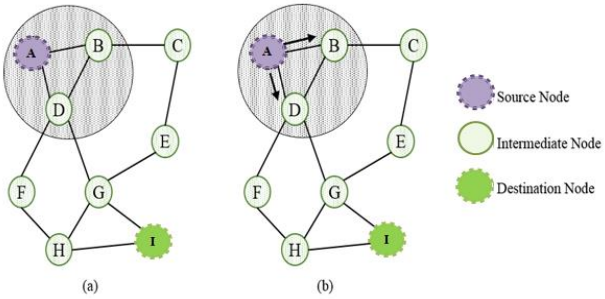
که پارامترهای این فرمول عبارتند از:

: تعداد n : تعداد قواعد فازی(در اینجا ۸ می‌باشد) ،m: اندیس مسیر، i توابع عضویت متغیرهای ورودی (در اینجا برابر ۳ می‌باشد)،

$\mu A_i^l(X_i)$ مقدار فازی توابع عضویت و y^{-l} نیز مراکز خروجی می باشد.

در روش پیشنهادی گونه‌ای قصد داریم با استفاده ازسیستم مبتنی بر یادگیری تقویتی مناسب بودن یک مسیر را برای ارسال اطلاعات به مقصد تشخیص دهیم تا در صورتی‌که مسیر مناسب تشخیص داده شود (بالاترین امتیاز را کسب کند) گره، رکود مسیر را استخراج و ذخیره کند و با این کار پایداری مسیرها را افزایش دهیم. در ادامه با یک مثال به توضیح نحوه عملکرد پروتکل پیشنهادی می‌پردازیم.

یک شبکه مش را می‌توان با گرافی متشکل از گره‌ها مدل‌سازی کرد، که در این گراف، گره‌ها نشان‌دهنده مسیریاب‌های مش هستند. برای توضیح نحوه عملکرد پروتکل پیشنهادی، گراف ارائه‌شده در شکل ۶ در نظر گرفته می‌شود که در آن، یک فرآیند در گره منبع A قصد دارد بسته‌ای را به گره مقصد I ارسال نماید. در روش پیشنهادی، هر گره دارای یک جدول مسیریابی است که در آن، کلید جدول آدرس مقصد و هر رکورد شامل اطلاعات مربوط به آن مقصد است؛ از جمله اینکه برای رساندن بسته به مقصد مشخص، باید آن را به کدام‌یک از گره‌های همسایه ارسال کرد. گره منبعA، ابتدا جدول مسیریابی خود را برای یافتن مسیر مناسب به مقصد I بررسی می‌کند. اگر مسیر معتبری در جدول یافت شود، بسته از طریق آن مسیر ارسال می‌گردد. اما اگر گره A در جدول مسیریابی خود، رکوردی مرتبط با مقصد I نیابد، باید فرآیند کشف مسیر را آغاز کند. این ویژگی که مسیرها تنها در صورت نیاز کشف می‌شوند، به پروتکل پیشنهادی ماهیت مبتنی بر تقاضا(on-demand) می‌بخشد.



شکل (۷): (a) محدوده پوشش پخش همگانی A و (b) پخش همگانی A به گره های B,D

به‌منظور یافتن موقعیت گره مقصد (در این مثال I) ، گره مبدأ (A) یک بسته‌ی درخواست مسیر ایجاد می‌کند که شامل آدرس مقصد (I) و پارامترهای اولیه همچون شمارنده گام و مجموع پاداش، هر دو مقداردهی اولیه برابر صفر دارند. سپس این بسته به‌صورت فراگیر در شبکه پخش می‌شود، به‌گونه‌ای که در شکل ۷-ب مشاهده می‌شود این بسته به گره‌های B و D می‌رسد. دلیل نمایش یال بین A با B و D این است که این گره‌ها در محدوده‌ی دریافت سیگنال رادیویی A قرار دارند؛ برای مثال بین گره F و A هیچ یالی وجود ندارد زیرا F قادر به دریافت سیگنال A نیست و بنابراین ارتباط مستقیمی میان آن‌ها وجود ندارد .بسته درخواست مسیر شامل فیلدهایی برای آدرس مبدأ، آدرس مقصد و یک شناسه تقاضا است. این شناسه یک شمارنده محلی در هر گره است که با ارسال هر بسته‌ی جدید یک واحد افزایش می‌یابد. ترکیب آدرس مبدأ و شناسه تقاضا، یک شناسه یکتا برای بسته تولید می‌کند که از پردازش تکراری بسته‌ها جلوگیری کرده و از ایجاد حلقه در فرآیند مسیریابی ممانعت می‌کند. علاوه بر این، هر گره یک شمارنده محلی دیگر نیز دارد که با ارسال یا دریافت پاسخ به بسته درخواست مسیر به‌روزرسانی می‌شود. این شمارنده برای تشخیص جدید یا قدیمی بودن مسیرها به کار می‌رود. سایر فیلدهای بسته شامل: شماره آخرین بسته دریافت‌شده از مقصد (در ابتدا صفر)، شمارنده گام (افزایش یک واحد به ازای عبور از هر گره)، میزان پهنای باند در دسترس، شماره کانال، و مجموع پاداش دریافت‌شده هستند. هنگامی که بسته درخواست مسیر به گره‌های میانی مانند B یا D می‌رسد، مطابق مراحل زیر پردازش می‌شود:

۱.در ابتدا، جفت مشخصه (آدرس مبدأ، شناسه تقاضا) در جدول محلی سوابق بررسی می‌شود. در صورت تکراری بودن، بسته حذف می‌شود. در غیر این صورت، مشخصه در جدول ثبت شده و پردازش ادامه می‌یابد.

۲.گره میانی میزان تداخل بسته را با مقایسه شماره کانال خود با کانال ارسالی محاسبه می‌کند. اگر تفاضل کانال‌ها بیشتر از ۵ باشد، تداخل ناچیز است. هر چه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد، نرخ تداخل بیشتر خواهد بود.

سپس، گره میانی ارزیابی می‌کند که آیا لینک دریافت‌شده مناسب است یا خیر. این ارزیابی بر اساس پارامترهای پایداری شامل نرخ تداخل، پهنای باند و تعداد گام انجام می‌شود. به هر پارامتر، بر اساس منطق فازی امتیاز مثبت یا منفی اختصاص می‌یابد. در ادامه، مجموع امتیازها محاسبه شده، در ضریب $\gamma=$ ۰.۹ ضرب و به فیلد مجموع پاداش در بسته افزوده می‌شود. اگر مجموع پاداش محاسبه‌شده مثبت باشد، جدول اتصال همسایه در گره میانی به‌روزرسانی می‌گردد. برای مثال، اگر پهنای باند High، تعداد گام Low و نرخ تداخل High باشد، امتیازهای به‌ترتیب ۰.۴+، ۰.۲+ و ۰.۳- تخصیص داده می‌شوند. در نتیجه مجموع پاداش برابر ۰.۳+ بوده و جدول اتصال همسایه به‌روزرسانی می‌شود. در غیر این صورت، به‌روزرسانی انجام نمی‌گیرد. پس از آن، گره دریافت‌کننده بسته بررسی می‌کند که آیا مسیر جدیدی به مقصد در اختیار دارد یا خیر. در صورتی‌که اطلاعات قبلی قدیمی باشند، شمارنده گام یک واحد افزایش یافته و بسته درخواست مسیر با افزودن پارامترهای جدید، مجدداً پخش می‌شود. در این حالت، مسیرهای معکوس نیز در جدول مربوطه ذخیره شده و برای هر مسیر تایمری تعیین می‌گردد. در صورت عدم دریافت پاسخ تا پایان زمان مشخص، مسیر معکوس حذف خواهد شد. برای نمونه، اگر گره‌های B و D مقصد را نشناسند، پس از ایجاد مسیر معکوس، بسته را با گام جدید و پارامترهای خود مجدداً پخش می‌کنند. بسته پخش‌شده توسط

Bبه گره‌های C و D نیز می‌رسد. در این میان، D آن را به‌دلیل تکراری بودن حذف می‌کند. در نهایت، بسته از طریق گره‌هایی مانند F و G به گره مقصد یا گرهی که از موقعیت مقصد آگاه است I می‌رسد. در گره مقصد، مانند سایر گره‌ها، در صورت مناسب بودن لینک، بسته ثبت می‌شود و مجموع پاداش نیز محاسبه و در γ ضرب می‌شود. سپس، با توجه به مقدار پاداش، بهترین مسیر (با بیشترین پاداش) انتخاب می‌شود که به‌عنوان مسیری پایدار تلقی می‌گردد.

در ادامه، گره مقصد I بسته پاسخ مسیر را فقط به گرهی که بسته از آن دریافت شده مثلاً G ارسال می‌کند. این بسته از طریق مسیر معکوس به D و سپس A باز می‌گردد. در هر گره، شمارنده گام یک واحد افزایش می‌یابد تا فاصله هر گره از مقصد مشخص گردد. هر گره میانی در مسیر بازگشت بسته، شرایط زیر را بررسی می‌کند و در صورت برقراری هر یک از آن‌ها، اطلاعات مربوط به مسیر رسیدن به گره مقصد I را در جدول مسیریابی خود ذخیره می‌نماید:

اگر هیچ مسیری به گره I در جدول مسیریابی آن گره موجود نباشد.

اگر شماره ترتیب (Sequence Number) مقصد I که در فیلد مربوطه بسته قرار دارد، بزرگ‌تر از شماره ترتیب موجود در جدول مسیریابی باشد.

اگر شماره ترتیب مقصد با مقدار ذخیره‌شده برابر باشد، اما مسیر جدید دارای طول کوتاه‌تری باشد (که با استفاده از مقدار موجود در فیلد شمارنده گام یا Hop Count قابل تشخیص است.)

در این روش، تمام گره‌هایی که در مسیر معکوس قرار دارند، از مسیر رسیدن به I مطلع می‌شوند. از سوی دیگر، گره‌هایی که بسته درخواست مسیر را تنها در مسیر رفت دریافت کرده‌اند، ولی در مسیر معکوس حضور ندارند (مانند گره‌های F, E, C, B و H در این مثال)، پس از انقضای زمان‌سنج مسیر، ورودی مربوط به مسیر بازگشت به A را از جدول مسیریابی خود حذف خواهند کرد.

۴- نتایج شبیه‌سازی

۴-۱- محیط شبیه‌سازی

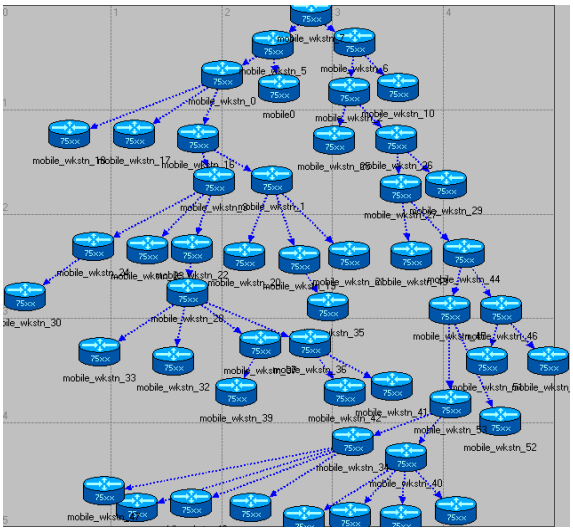
برای در این پژوهش، جهت شبیه‌سازی روش پیشنهادی و مقایسه عملکرد آن با پروتکل‌های مسیریابی CAMF معرفی‌شده در مقاله [۸] و پروتکل مسیریابی FB-MR معرفی شده در [۲۲]، از نرم‌افزار شبیه‌سازی Opnet Modeler نسخه ۱۰.۵ Opnet استفاده شده است. جدول (۱) مدل‌های مورد استفاده در لایه‌های مختلف شبکه که توسط این شبیه‌ساز پیاده‌سازی شده‌اند را نشان می‌دهد. همچنین پارامترهای شبیه‌سازی در جدول (۲) ارائه شده‌اند. توپولوژی شبکه مش در این مطالعه شامل ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۵۰ گره مش در نظر گرفته شده است که برای ۵۰ گره توپولوژی در شکل ۸ نمایش داده شده است. برای ارزیابی عملکرد، سه سناریو تعریف شده است: در سناریوی اول، مسیریابی گره‌ها بر اساس روش پیشنهادی انجام می‌شود، در سناریوی دوم، مسیریابی بر اساس الگوریتم معرفی‌شده در مقاله [۸] و در سناریوی سوم، مسیریابی بر اساس الگوریتم معرفی‌شده در مقاله [۲۲] صورت می‌گیرد. در ادامه، نتایج حاصل از شبیه‌سازی پروتکل پیشنهادی در قالب این سه سناریو مورد بررسی قرار می‌گیرد.

جدول (۱): مدل‌های پیاده‌سازی شده برای هر لایه

Layer	Models
Physical	Free space
Data Link	802.11
Network	AODV
Transport	TCP
Application	HTTP،FTP

جدول (۲): پارامترهای شبیه سازی بکار گرفته شده در پروتکل پیشنهادی

مشخصات محیط شبیه سازی	مقادیر
تعداد گرههای سیار	۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۵۰
مدت زمان شبیه سازی	۶۰۰ ثانیه
فضای شبیه سازی شده	۱۰۰۰×۱۰۰۰ مترمربع
شعاع انتقال هر یک از گره ها	۲۵۰ متر
تعداد مکالمات جهت ارسال داده	۲۰ مکالمه
تعداد بسته های داده تولید شده در هر مکالمه	۵۰۰ بسته
اندازه هر بسته داده	۱۰۲۴ بایت
نرخ ارسال بسته در شبکه	۲۵ بسته در هر ثانیه



شکل(۸): نمایی از توپولوژی شبکه

۴-۲- معیارهای بررسی کارایی

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفته است. شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار OPNET [۳۰] انجام شده‌اند. به منظور بررسی اثربخشی و قابلیت کاربرد الگوریتم پیشنهادی، چندین آزمایش مختلف طراحی و اجرا گردید. برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی، از شاخص‌های زیر استفاده شده است:

میانگین نسبت تحویل بسته‌های چندپخشی: نسبت تحویل بسته (PDR) برای هر گیرنده، از نسبت تعداد بسته‌های داده‌ای که به‌طور واقعی به گیرنده تحویل داده شده‌اند به تعداد بسته‌هایی که باید دریافت می‌شدند، محاسبه می‌شود.

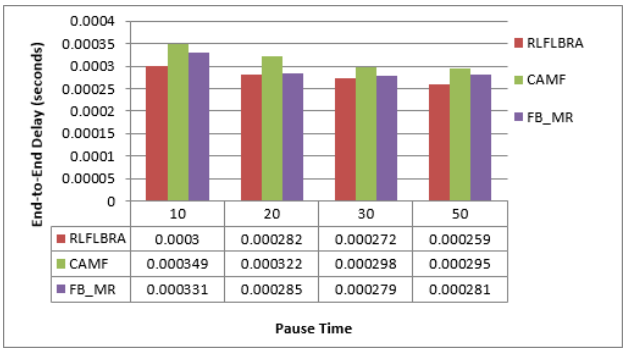
میانگین تأخیر سرتاسری: تأخیر سرتاسری برای هر بسته دریافتی در هر گیرنده ثبت شده و میانگین این مقادیر برای همه بسته‌های دریافتی محاسبه می‌گردد.

میانگین توان عملیاتی: توان عملیاتی به عنوان مجموع داده‌های دریافتی تقسیم بر مدت زمان بین دریافت اولین و آخرین بسته تعریف می‌شود.

شبیه‌سازی‌ها بر اساس استاندارد IEEE 802.11b و مکانیزم دسترسی به رسانه CSMA/CA انجام شده‌اند، چرا که این فناوری به‌طور گسترده در شبکه‌های WMNs پذیرفته شده است. هر روتر مش دارای دو رادیو بوده و ۱۱ کانال در دسترس هستند. توان انتقال برای تمام گره‌ها مقدار ثابت ۲۰ دسی‌بل در نظر گرفته شده است. همچنین برد انتقال و برد تداخل به ترتیب برابر با ۲۵۰ متر و ۵۰۰ متر می‌باشند.

۴-۳- نتایج شبیه‌سازی

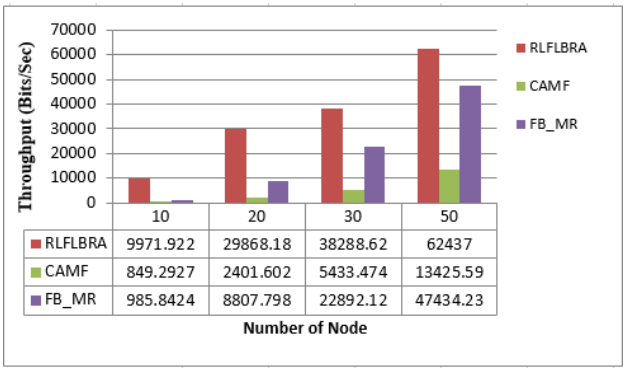
شکل ۹ به مقایسه تأخیر انتها به انتهای بسته‌ها در سه سناریوی مختلف، شامل الگوریتم پیشنهادی، پروتکل FB-MR و پروتکل مسیریابی CAMF می‌پردازد. در این نمودار، محور افقی نشان‌دهنده تعداد گره‌های موجود در شبکه مش بی‌سیم و محور عمودی بیانگر مقدار میانگین تأخیر انتها به انتها است. مطابق نتایج به‌دست‌آمده، با افزایش تعداد گره‌ها، در سناریوی مبتنی بر پروتکل CAMF، میزان تأخیر به صورت محسوسی افزایش می‌یابد. این افزایش ناشی از ضعف پروتکل CAMF در انتخاب مسیرهای پایدار در حضور تداخلات بین گره‌ها است؛ به‌طوری‌که برخی گره‌ها ممکن است بخشی از داده را ارسال کنند اما به دلیل کاهش پایداری لینک‌ها و افزایش نرخ خطا، موفق به تکمیل فرآیند انتقال نشوند. در نتیجه، بسته‌های داده نیازمند کشف مجدد مسیر بوده و این فرآیند منجر به افزایش زمان کلی تحویل بسته‌ها می‌گردد. در مقابل، الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر منطق فازی و یادگیری تقویتی با بهره‌گیری از ارزیابی پیوسته پارامترهای پایداری لینک‌ها، مسیرهایی را انتخاب می‌کند که از لحاظ کیفیت کانال، تأخیر کمتر و نرخ تحویل بالاتری برخوردار هستند. فرآیند یادگیری در این الگوریتم باعث می‌شود که مسیرهایی با احتمال موفقیت بالای تحویل بسته به مقصد انتخاب شده و از نیاز به بازکشف مسیر جلوگیری شود. بنابراین، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با روش مرجع، کاهش قابل توجهی در میزان تأخیر انتها به انتها نشان می‌دهد که نشان‌دهنده اثربخشی آن در بهبود عملکرد شبکه‌های مش بی‌سیم چندرادیویی و چندکاناله است. این مزیت، به‌ویژه در سناریوهایی با تعداد گره بالا و محیط‌های پرتداخل، نقش مهمی در ارتقاء کیفیت خدمات شبکه ایفا می‌کند. دلیل عملکرد نامناسب پروتکل FB-MR نسبت به روش پیشنهادی در این آزمایشات ناشی از عدم توانایی این الگوریتم در بهره‌برداری مؤثر از کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی است. پروتکل FB-MR به طور کامل از کانال‌های غیرهمپوشان استفاده نمی‌کند و از ظرفیت موجود در کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی بهره نمی‌برد، که منجر به عدم بهینه‌سازی استفاده از منابع شبکه و کاهش بهره‌وری کلی می‌شود. این محدودیت در استفاده از کانال‌ها باعث افزایش تداخل میان لینک‌ها و در نتیجه افزایش تأخیر و کاهش نرخ تحویل بسته‌ها می‌شود. از سوی دیگر، الگوریتم پیشنهادی با استفاده از ارزیابی مداوم وضعیت لینک‌ها و به‌کارگیری مسیرهای با کیفیت بالا و قابلیت اطمینان بیشتر، قادر است تا از ظرفیت موجود به‌طور بهینه استفاده کند و عملکرد شبکه را در محیط‌های پرتداخل بهبود بخشد. الگوریتم RLFLBRA با طراحی هوشمندانه و درنظر گرفتن همزمان سه معیار کلیدی (پایداری، پهنای باند و تداخل) موفق به کاهش چشمگیر تأخیر و افزایش کیفیت خدمات در شبکه‌های بی‌سیم می‌شود.



	10	20	30	50
RLFLBRA	0.0003	0.000282	0.000272	0.000259
CAMF	0.000349	0.000322	0.000298	0.000295
FB_MR	0.000331	0.000285	0.000279	0.000281

شکل (۹): تأخیر انتها به انتها

شکل ۱۰ به مقایسه نرخ گذردهی در سه سناریو، شامل پروتکل مسیریابی CAMF، پروتکل FB-MR و الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر منطق فازی و یادگیری تقویتی، می‌پردازد. در این نمودار، محور افقی نشان‌دهنده تعداد گره‌های موجود در شبکه مش و محور عمودی بیانگر میزان نرخ گذردهی بر حسب بیت بر ثانیه (bps) است. نرخ گذردهی به‌عنوان یکی از شاخص‌های کلیدی عملکرد شبکه، نشان‌دهنده حجم داده‌ای است که با موفقیت از گره‌های مبدأ به گره‌های مقصد تحویل داده می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها بیانگر آن است که در شرایط مختلف، الگوریتم پیشنهادی نرخ گذردهی بالاتری نسبت به پروتکل CAMF ارائه می‌دهد. در پروتکل CAMF به دلیل عدم ارزیابی دقیق پایداری لینک‌ها، بخشی از بسته‌های داده در مسیر انتقال دچار از دست رفتن می‌شوند یا نیاز به ارسال مجدد دارند که این امر باعث کاهش نرخ کلی گذردهی می‌گردد. در مقابل، الگوریتم پیشنهادی با بهره‌گیری از قابلیت‌های منطق فازی در ارزیابی کیفی لینک‌ها و بهره‌گیری از یادگیری تقویتی برای انتخاب بهینه مسیرهای انتقال، قادر است لینک‌هایی با سطح بالای پایداری و کیفیت ارتباطی را شناسایی کرده و بسته‌ها را از این مسیرها ارسال نماید. این سازوکار موجب کاهش ازدست‌رفتگی بسته‌ها و افزایش بهره‌وری شبکه می‌شود. علاوه بر این، در روش پیشنهادی، پایداری مسیرها تا پایان فاز انتقال حفظ می‌شود که نقش مؤثری در بهبود نرخ گذردهی ایفا می‌کند. همچنین در مقایسه با الگوریتم FB-MR، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در دستیابی به نرخ گذردهی بالاتر، به‌ویژه در سناریوهایی با تراکم بالای گره‌ها و گیرنده‌های چندپخشی، به‌وضوح نمایان است. یکی از ضعف‌های اصلی الگوریتمFB-MR، عدم بهره‌گیری مؤثر از کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی است. این الگوریتم به‌جای استفاده بهینه از ظرفیت کانال‌های هم‌پوشان، آن‌ها را نادیده گرفته یا حذف می‌کند، که منجر به استفاده ناکارآمد از منابع فرکانسی می‌گردد و در نهایت نرخ گذردهی را کاهش می‌دهد. علاوه بر این، FB-MR فاقد مکانیزم تصمیم‌گیری تطبیقی در مواجهه با شرایط پویا و پیچیده شبکه است، به‌طوری‌که ارزیابی وضعیت گره‌ها و انتخاب مسیرها به‌صورت ایستا یا نیمه‌پویا انجام می‌شود. این محدودیت منجر به انتخاب مسیرهایی با تداخل بالا یا ظرفیت پایین می‌شود که تأثیر منفی مستقیمی بر کارایی انتقال داده‌ها دارد. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی با تلفیق هوشمندانه منطق فازی و یادگیری تقویتی، بر محدودیت‌های الگوریتم‌های مرجع از جمله CAMF و FB-MR فائق آمده و در بهبود نرخ گذردهی شبکه‌های مش بی‌سیم چندکاناله عملکرد مؤثرتری از خود نشان داده است.



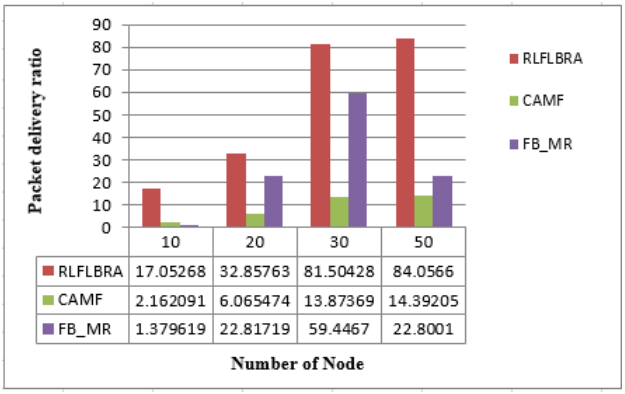
	10	20	30	50
RLFLBRA	9971.922	29868.18	38288.62	62437
CAMF	849.2927	2401.602	5433.474	13425.59
FB_MR	985.8424	8807.798	22892.12	47434.23

شکل (۱۰): نرخ گذردهی

شکل ۱۱ به مقایسه نرخ تحویل بسته‌ها در سه سناریو، شامل الگوریتم پیشنهادی، پروتکل FB-MR و پروتکل مسیریابیCAMF می‌پردازد. نرخ تحویل بسته‌ها به‌عنوان یکی از شاخص‌های کلیدی در ارزیابی عملکرد شبکه‌های مش، نسبت تعداد بسته‌های داده‌ای که به‌طور موفقیت‌آمیز به مقصد تحویل داده شده‌اند به کل بسته‌های ارسالی را نشان می‌دهد. همان‌طور که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی نرخ تحویل بالاتری را نسبت به CAMF ارائه می‌دهد. این برتری عمدتاً ناشی از توانایی روش پیشنهادی در شناسایی و انتخاب مسیرهای پایدار و با ازدحام کمتر است. در الگوریتم پیشنهادی، با بهره‌گیری از منطق فازی برای ارزیابی پایداری لینک‌ها و استفاده از یادگیری تقویتی برای به‌روزرسانی سیاست‌های مسیریابی، مسیرهایی انتخاب می‌شوند که احتمال بروز خطا در آن‌ها به‌دلیل تداخل بالا یا کاهش پهنای باند، حداقل باشد. در نتیجه، در مواقعی که احتمال شکست مسیر افزایش می‌یابد، الگوریتم پیشنهادی قادر است پیش از وقوع اختلال، مسیر جایگزینی مناسب را تعیین نماید. این ویژگی موجب کاهش تعداد بسته‌های ازدست‌رفته و افزایش نرخ کلی تحویل داده‌ها در سطح شبکه می‌شود. بنابراین، روش پیشنهادی نسبت به پروتکل CAMF از قابلیت اطمینان بالاتری در رساندن داده‌ها به مقصد برخوردار است.

از سوی دیگر، عملکرد ضعیف الگوریتم FB-MR در نرخ تحویل بسته‌ها را می‌توان به عدم استفاده مؤثر از کانال‌های دارای هم‌پوشانی جزئی (Partially Overlapped Channels) نسبت داد. بسیاری از تحقیقات، نشان می‌دهند که در شبکه‌های مش چندکاناله، بهره‌برداری هوشمندانه از این نوع کانال‌ها می‌تواند ظرفیت شبکه را به طور چشم‌گیری افزایش داده و احتمال بروز تداخل را کاهش دهد. با این حال، الگوریتم FB-MR تنها به کانال‌های غیرهم‌پوشان (orthogonal) محدود بوده و از ظرفیت بالقوه کانال‌های هم‌پوشان غافل می‌ماند. همچنین، این الگوریتم فاقد مکانیسم‌هایی برای ارزیابی هم‌زمان پارامترهایی چون تعداد گام‌ها و پهنای باند باقی‌مانده است؛ عواملی که برای تضمین موفقیت انتقال بسته‌ها ضروری هستند. در

نتیجه، مسیرهای انتخاب‌شده توسط FB-MR ممکن است دچار تداخلات شدید یا ازدست‌رفتگی بسته‌ها شوند، که این مسئله موجب کاهش نرخ تحویل نهایی می‌گردد.



	10	20	30	50
RLFLBRA	17.05268	32.85763	81.50428	84.0566
CAMF	2.162091	6.065474	13.87369	14.39205
FB_MR	1.379619	22.81719	59.4467	22.8001

شکل (۱۱): نرخ تحویل بسته‌های داده در مقصد

۵- نتیجه‌گیری

این مقاله به بررسی چالش‌های مربوط به مسیریابی چندپخشی آگاه از تداخل در شبکه‌های MR-MC WMNs پرداخته و الگوریتمی نوآورانه با عنوان RLFLBRA را پیشنهاد می‌دهد که با بهره‌گیری از منطق فازی و یادگیری تقویتی، سه پارامتر کلیدی شامل تداخل، پهنای باند در دسترس و تعداد گام را در فرآیند تصمیم‌گیری مسیریابی در نظر می‌گیرد. یکی از نوآوری‌های اصلی این الگوریتم، توجه به بهره‌برداری از کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی است، که در الگوریتم‌هایی مانند FB-MR نادیده گرفته شده و همین امر موجب کاهش کارایی آن‌ها در محیط‌های پرتداخل می‌شود. نتایج شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در سناریوهای مختلف با تعداد گره‌های ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۵۰ نشان داد که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با دو الگوریتم مرجع CAMF وFB-MR ، بهبودهای قابل توجهی در سه معیار اصلی عملکردی شامل تأخیر انتها به انتها، نرخ تحویل بسته و گذردهی داشته است. الگوریتم RLFLBRA با کاهش میزان تداخل و انتخاب مسیرهای کم ازدحام، نه تنها تأخیر را کاهش داده، بلکه از منابع شبکه نیز به شکل بهینه‌تری استفاده کرده و موجب افزایش نرخ موفقیت انتقال داده‌ها شده است. همچنین، برخلاف FB-MR که تنها از کانال‌های غیرهمپوشان بهره می‌گیرد و در بهره‌برداری از ظرفیت کانال‌های با هم‌پوشانی جزئی ناکارآمد است، RLFLBRA قادر است با ارزیابی هوشمندانه کیفیت لینک‌ها و شرایط ترافیکی، از تمام ظرفیت طیف فرکانسی موجود استفاده کرده و عملکرد شبکه را در محیط‌های پرتداخل به‌طور چشمگیری ارتقاء دهد. این مزیت به‌ویژه در سناریوهایی با تعداد زیاد گره و کاربران چندپخشی برجسته‌تر است، جایی که کارایی الگوریتم‌های سنتی به‌طور محسوسی افت می‌کند. در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی نه‌تنها در حل چالش‌های سنتی مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های MR-MC موفق عمل کرده، بلکه با معرفی رویکردی هوشمندانه مبتنی بر ترکیب منطق فازی و یادگیری تقویتی، مسیر را برای طراحی نسل جدیدی از الگوریتم‌های بهینه در شبکه‌های مش بی‌سیم هموار ساخته است.

مراجع

[1] R. Sanchez-Vital, C. Gomez, and E. Garcia-Villegas, "Exploring the boundaries of energy-efficient Wireless Mesh Networks with IEEE 802.11 ba", Internet of Things, vol. 28, p. 101366, 2024.

[2] H. Abdulrab et al., "Energy efficient optimal deployment of industrial wireless mesh networks using transient trigonometric Harris Hawks optimizer", Heliyon, vol. 10, no. 7, 2024.

[3] L. Lei, A. Tang, and X. Wang, "Achieving scalable capacity in wireless mesh networks", Computer Networks, vol. 253, p. 110696, 2024.

[4] M. Jahanshahi and A. Talebi Barmi, "Multicast routing protocols in wireless mesh networks: a survey", Computing, vol. 96, no. 11, pp. 1029-1057, 2014.

[5] W. Si, S. Selvakennedy, and A. Y. Zomaya, "An overview of channel assignment methods for multi-radio multi-channel wireless mesh networks", Journal of Parallel and Distributed Computing, vol. 70, no. 5, pp. 505-524, 2010.

[6] S. Skiena, "Dijkstra's algorithm", Implementing discrete mathematics: combinatorics and graph theory with mathematica, pp. 225-227, 1990.

[7] M. Jahanshahi, M. Dehghan, and M. R. Meybodi, "A mathematical formulation for joint channel assignment and multicast routing in multi-channel multi-radio wireless mesh networks", Journal of Network and Computer Applications, vol. 34, no. 6, pp. 1869-1882, 2011.

[8] J.-W. Lin and S.-M. Lin, "A weight-aware channel assignment algorithm for mobile multicast in wireless mesh networks", Journal of Systems and Software, vol. 94, pp. 98-107, 2014.

[9] I. Akyildiz, "Wireless mesh networks: a survey", IEEE Commun. Mag., vol. 43, no. 9, pp. 23-30, 2006.

[10] D. Benyamina, A. Hafid, N. Hallam, M. Gendreau, and J. Maureira, "A hybrid nature-inspired optimizer for wireless mesh networks design", Computer Communications, vol. 35, no. 10, pp. 1231-1246, 2012.

[11] U. T. Nguyen, "On multicast routing in wireless mesh networks", Computer Communications, vol. 31, no. 7, pp. 1385-1399, 2008.

[12] U. T. Nguyen and J. Xu, "Multicast routing in wireless mesh networks: Minimum cost trees or shortest path trees?", IEEE Communications Magazine, vol. 45, no. 11, pp. 72-77, 2007.

[13] P. H. Pathak and R. Dutta, "A survey of network design problems and joint design approaches in wireless mesh networks", IEEE Communications surveys & tutorials, vol. 13, no. 3, pp. 396-428, 2010.

[14] W. Si, S. Selvakennedy, and A. Y. Zomaya, "An overview of channel assignment methods for multi-radio multi-channel wireless mesh networks", Journal of Parallel and Distributed Computing, vol. 70, no. 5, pp. 505-524, 2010.

[15] G. K. Audhya, K. Sinha, S. C. Ghosh, and B. P. Sinha, "A survey on the channel assignment problem in wireless networks", Wireless Communications and Mobile Computing, vol. 11, no. 5, pp. 583-609, 2011.

[16] Y. Ding and L. Xiao, "Channel allocation in multi-channel wireless mesh networks", Computer Communications, vol. 34, no. 7, pp. 803-815, 2011.
[17] A. A. Al Islam, M. J. Islam, N. Nurain, and V. Raghunathan, "Channel assignment techniques for multi-radio wireless mesh networks: A survey", IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 18, no. 2, pp. 988-1017, 2015.
[18] J. Wang, W. Shi, and F. Jin, "On channel assignment for multicast in multi-radio multi-channel wireless mesh networks: A survey", China Communications, vol. 12, no. 1, pp. 122-135, 2015.
[19] X. Zhao, J. Guo, C. T. Chou, A. Misra, and S. K. Jha, "High-throughput reliable multicast in multi-hop wireless mesh networks," IEEE Transactions on mobile computing, vol. 14, no. 4, pp. 728-741, 2014.
[20] D. Lertpratchya and D. M. Blough, "Interference-aware multicast trees and meshes for wireless multihop networks", Ad Hoc Networks, vol. 47, pp. 99-113, 2016.
[21] L. Farzinvash and M. Dehghan, "A cross-layer approach for multi-layer multicast routing in multi-channel multi-radio wireless mesh networks", International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing, vol. 21, no. 1, pp. 26-40, 2016.
[22] S. Tabatabaei and R. Behravesh, "Fuzzy logic-based multicast routing in multiradio multichannel wireless mesh networks", Cybernetics and Systems, vol. 48, no. 1, pp. 13-28, 2017.
[23] H. Abualola, R. Mizouni, S. Singh, and H. Otrok, "MeshChain: A comprehensive blockchain-based framework for mesh networks", Ad Hoc Networks, p. 103860, 2025.
[24] S. Tlili, S. Mnasri, and T. Val, "Edge-computing-enabled hybrid and multi-objective geographic routing for mesh IoT networks: An IMOGWO-based approach", Simulation Modelling Practice and Theory, vol. 140, p. 103093, 2025.
[25] S. Sakamoto, "Implementation of a cuckoo search intelligent simulation system for node placement problem in wireless mesh networks: Performance evaluation for tuning hyperparameters Pa and γ", Internet of Things, vol. 27, p. 101288, 2024.
[26] G. D'Angelo and F. Palmieri, "A hound-inspired pre-hybridized genetic approach for router placement in wireless mesh networks", Applied Soft Computing, vol. 166, p. 112159, 2024.
[27] A. Samuylov, D. Moltchanov, R. Kovalchukov, A. Gaydamaka, A. Pyattaev, and Y. Koucheryavy, "GAR: Gradient assisted routing for topology self-organization in dynamic mesh networks", Computer Communications, vol. 190, pp. 10-23, 2022.
[28] T.-V. T. Duong and V. M. Ngo, "Reinforcement learning for QoS-guaranteed intelligent routing in Wireless Mesh Networks with heavy traffic load", ICT Express, vol. 8, no. 1, pp. 18-24, 2022.
[29] I. Lahsen-Cherif, L. Zitoune, and V. Vèque, "Energy efficient routing for wireless mesh networks with directional antennas: When Q-learning meets ant systems", Ad Hoc Networks, vol. 121, p. 102589, 2021.
[30] O. Modeler, "OPNET Technologies, Inc., 2000", ed, 2009.
[31] M. Vakilifard, A. Sahafi, A. M. Rahmani, and P. Sheikholharam Mashhadi, "FRA-PSO: A two-stage Resource Allocation Algorithm in Cloud Computing," (in eng), Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Research vol. 20, no. 1, pp. 43-49, 2023.
[32] m. d. kheiri and a. tavakoli, "Adaptive and intelligent control of permanent magnet synchronous motor (PMSM) using a combination of fuzzy logic and gray wolf algorithm under fault condition," (in eng), Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Research vol. 19, no. 4, pp. 105-116, 2022.