

ORIGINAL ARTICLE

A Deep Learning Assisted Heuristic Algorithm to Solve Handover Problem in Heterogeneous RF-VLC Network

Hamed Alizadeh Ghazijahani^{1*}, Mohammad Mofarreh²

1 Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran.

2 Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, University of Bonab, Bonab, Iran.

Correspondence

Hamed Alizadeh Ghazijahani
Email: hag@azaruniv.ac.ir

How to cite

Alizadeh Ghazijahani, H. Mofarreh, M. (2025). A Deep Learning Assisted Heuristic Algorithm to Solve Handover Problem in Heterogeneous RF-VLC Network, Optoelectronic, 8(1), 39-48.

ABSTRACT

In heterogeneous networks that Radio Frequency (RF) communication technologies and Visible Light Communication (VLC) operate integrately, the handover process is critical for maintaining connectivity and Quality-of-Service (QoS) in dynamic indoor environments. This paper proposes a novel deep learning assisted heuristic algorithm (DLHA) that predicts, optimizes, and executes handover decisions in an RF-VLC integrated network. By leveraging a gated recurrent unit (GRU)-based deep neural network (DNN) to forecast channel conditions and user mobility, and coupling these predictions with a heuristic decision framework. The algorithm aims to minimize handover latency, reduces packet loss, and balances network load. The problem is further refined using optimization principles and Markov decision processes (MDPs). Simulation results, validated on realistic indoor channel models and mobility scenarios, demonstrate that the proposed DLHA significantly outperforms conventional threshold-based methods.

KEY WORDS

Handover, RF-VLC, Deep Learning, Optimization, Heterogeneous Networks.

فصلنامه علمی
اپتوالکترونیک

«مقاله پژوهشی»

یک الگوریتم ابتکاری مبتنی بر یادگیری عمیق برای حل مسئله واگذاری ارتباط در شبکه ناهمگن RF-VLC

حامد علیزاده قاضی جهانی^{۱*}، محمد مفرح^۲

چکیده

در شبکه‌های ناهمگن که فناوری‌های ارتباطی فرکانس رادیویی (RF) و نور مرئی (VLC) به صورت یکپارچه عمل می‌کنند، فرآیند واگذاری ارتباط برای تضمین اتصال و کیفیت خدمات (QoS) به‌ویژه در محیط‌های داخلی پویا اهمیت بسیاری دارد. این مقاله یک الگوریتم ابتکاری جدید به نام DLHA را معرفی می‌کند که با بهره‌گیری از یادگیری عمیق، فرایند پیش‌بینی، بهینه‌سازی و اجرای تصمیمات واگذاری ارتباط را در شبکه‌های تلفیقی RF-VLC مدیریت می‌کند. الگوریتم مذکور از یک شبکه عصبی عمیق (DNN) مبتنی بر واحد بازگشتی دروازه‌دار (GRU) برای پیش‌بینی شرایط کانال و الگوهای تحرک کاربران استفاده کرده و این پیش‌بینی‌ها را با یک چارچوب تصمیم‌گیری هوشمند ترکیب می‌کند. هدف این ترکیب کاهش تأخیر در واگذاری ارتباط، کاهش نرخ از دست دادن بسته‌ها و ایجاد توازن در بار شبکه است. مسئله اصلی به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه در نظر گرفته شده است، به طوری که محدودیت‌هایی نظیر تأخیر، مصرف انرژی و تداخل را شامل می‌شود. این مسئله با استفاده از اصول بهینه‌سازی و اصلاح فرآیندهای تصمیم‌گیری مارکوف (MDP) حل شده است. نتایج شبیه‌سازی که مبتنی بر مدل‌های کانال داخلی واقعی و سناریوهای معتبر تحرک هستند، نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی DLHA در مقایسه با روش‌های سنتی مبتنی بر آستانه، عملکرد بهتری دارد.

واژه‌های کلیدی

واگذاری ارتباط، RF-VLC، یادگیری عمیق، بهینه‌سازی، شبکه‌های ناهمگن.

۱ استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران.
۲ استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه بناب، بناب، ایران.

نویسنده مسئول:

مرحانه جعفری فشارکی
رایانامه:

m.jafari.fesharaki@pnu.ac.ir

استناد به این مقاله:

حامد علیزاده قاضی جهانی، محمد مفرح (۱۴۰۴). یک الگوریتم ابتکاری مبتنی بر یادگیری عمیق برای حل مسئله واگذاری ارتباط در شبکه ناهمگن RF-VLC. فصلنامه علمی اپتوالکترونیک، ۸(۱)، ۳۹-۴۸.

مقدمه

در عصر تحول سریع ارتباطات بی‌سیم، رشد روزافزون اپلیکیشن‌های پرمصرف داده و تقاضا برای اتصال دائمی، چالش‌های بزرگی را پیش روی پژوهشگران دانشگاهی و صنعت قرار داده است. شبکه‌های سنتی مبتنی بر یک فناوری ارتباطی به دلیل محدودیت‌هایی در دسترسی به طیف، بهره‌وری انرژی و کیفیت خدمات، دیگر قادر به پاسخگویی مناسب به این نیازها نیستند. برای غلبه بر این محدودیت‌ها، شبکه‌های ناهمگن که چندین فناوری دسترسی را در خود ادغام می‌کنند، به عنوان راهکاری امیدبخش مطرح شده‌اند. در این میان، ترکیب ارتباطات فرکانس رادیویی (RF) با سیستم‌های ارتباط نور مرئی (VLC^۱) توجه قابل توجهی را در تحقیقات به خود جلب کرده است. سیستم VLC با ارائه پهنای باند وسیع، امنیت بالا و مقاومت در برابر تداخل الکترومغناطیسی، قابلیت‌های خاص خود را دارد؛ این در حالی است که RF حتی در شرایط بدون خط دید (NLOS^۲) نیز اتصال مطمئن را تضمین می‌کند و محدودیت‌های VLC را از نظر پوشش و نیازمندی خط دید (LOS^۳) مرتفع می‌سازد [۱-۳]. سیستم RF-VLC کاربردهای متنوعی در محیط‌های عمومی از جمله فرودگاه، کتابخانه، بیمارستان، مجموعه‌های خرید و... به کاربران ارایه می‌دهد.

ترکیب RF و VLC در قالب یک زیرساخت شبکه یکپارچه، چالش‌های پیچیده‌ای مانند تخصیص منابع، مدیریت تداخل و فرآیند انتقال بین نقاط دسترسی (AP^۴) ایجاد می‌کند. انتقال صحیح ارتباط فعال میان نقاط دسترسی برای اتصال بدون وقفه، به خصوص در محیط‌هایی دارای کاربران با حرکت پویا یا شرایط کانال متغیر، بسیار اهمیت دارد. اگرچه مکانیسم‌های انتقال رایج برای شبکه‌های مبتنی بر RF موفقیت‌هایی داشته‌اند، در محیط‌های ناهمگن مشکلات متعددی را تجربه می‌کنند. به عنوان مثال، لینک‌های VLC نسبت به تغییرات روشنایی محیط یا انسداد مسیر خط دید حساس بوده و نوسانات سریع در کیفیت کانال را موجب می‌شوند [۴]. چنین وضعیت‌هایی نیازمند یک استراتژی انتقال هوشمند و سازگار هستند که بتواند تفاوت‌های پویا میان کانال‌های RF و VLC را مدیریت کند [۵-۷].

تحقیقات اخیر نشان داده است که استفاده از تکنیک‌های

یادگیری ماشین می‌تواند عدم قطعیت‌های موجود در شبکه‌های بی‌سیم را کاهش دهد. مدل‌های یادگیری عمیق (DL^۵)، مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی و بازگشتی، توان بالایی در پیش‌بینی وضعیت کانال، تحرک کاربران و الگوهای تداخل ارائه کرده‌اند [۸-۱۰]. با این حال، روش‌های مبتنی بر داده صرفاً DL معمولاً نیازمند مجموعه داده‌های حجیم آموزشی هستند و در مواجهه با سناریوهای ناشناخته ممکن است عملکرد مطلوبی نداشته باشند.

روش‌های ابتکاری سبک‌تر از منظر محاسباتی هستند؛ اما اغلب فاقد قابلیت پیش‌بینی کافی برای مقابله با تغییرات سریع کانال هستند. در این راستا، ادغام یادگیری عمیق با استراتژی‌های ابتکاری راهکاری نویدبخش محسوب می‌شود؛ ترکیبی که قابلیت پیش‌بینی دقیق DL را با انعطاف‌پذیری و استحکام تصمیم‌گیری ابتکاری تلفیق می‌کند [۱۱].

این مقاله یک الگوریتم جدید با نام روش ابتکاری مبتنی بر یادگیری عمیق (DLHA^۶) را برای شبکه‌های ناهمگن RF-VLC معرفی می‌کند، محیطی که خصوصیات متضاد کانال‌ها در آن همزمان حضور دارند. نوآوری اصلی این الگوریتم در معماری دولایه‌ای آن نهفته است: یک شبکه عصبی بازگشتی (RNN^۷) مبتنی بر GRU وظیفه پیش‌بینی شرایط کانال آینده و الگوهای تحرک کاربران را بر عهده دارد و الگوریتم ابتکاری بر اساس داده‌های پیش‌بینی‌شده تصمیمات بهینه برای انتقال جلسات اتخاذ می‌کند. مسئله انتقال به صورت یک چالش بهینه‌سازی چندهدفه تعریف شده است که هدف آن کاهش هزینه‌هایی؛ مانند تأخیر انتقال، مصرف انرژی و عدم تعادل بار در شبکه بوده و همزمان محدودیت‌هایی مثل ظرفیت نقاط دسترسی و پوشش کاربران در نظر گرفته می‌شود. چارچوب نظری پیشنهادی نیز مبتنی بر اصول بهینه‌سازی محدب و فرمول‌بندی MDP است که تضمین‌های دقیق ریاضی و راهکارهایی عملی برای پیاده‌سازی بلادرنگ ارائه می‌دهد.

به طور خلاصه، دستاوردهای این مقاله عبارتند از:

۱. یک معماری ترکیبی جدید: چارچوب پیشنهادی DLHA شکاف بین یادگیری عمیق پیش‌بینی‌کننده و تصمیم‌گیری ابتکاری را پر می‌کند و عملکرد واگذاری ارتباط^۸ بهبودیافته را در شبکه‌های RF-VLC ناهمگن ارائه می‌دهد.
۲. فرمول‌بندی دقیق مسئله: ما فرآیند واگذاری ارتباط را

به عنوان یک چالش بهینه‌سازی چند هدفه با محدودیت‌های صریح مدل‌سازی می‌کنیم.

۳. اعتبارسنجی با استفاده از شبیه‌سازی گسترده: با استفاده از مدل‌های کانال داخلی واقع‌گرایانه و سناریوهای تحرک. ما بهبود قابل توجهی در نرخ موفقیت واگذاری ارتباط HSR و میانگین تأخیر واگذاری ارتباط AHD، به ویژه در سناریوهای با چگالی بالا، نشان می‌دهیم.

کارهای مرتبط

در این بخش به بررسی کارهای مرتبط در راستای موضوع واگذاری ارتباط در شبکه‌ها می‌پردازیم.

واگذاری ارتباط در شبکه‌های RF مرسوم

فرآیند واگذاری ارتباط همواره یکی از موضوعات کلیدی در تحقیقات مربوط به شبکه‌های RF مرسوم بوده است. مطالعات اولیه بر الگوریتم‌های واگذاری ارتباطی تکیه داشته‌اند که بر اساس آستانه عمل می‌کنند و برای اجرای انتقال ارتباط، متکی بر اندازه‌گیری قدرت سیگنال هستند. در حالی که این روش‌ها ساده و به لحاظ محاسباتی کم‌هزینه هستند؛ اما در شبکه‌های پرتراکم به دلیل تغییرات سریع کیفیت کانال و تداخل هم‌کانال اغلب کارایی بهینه‌ای ندارند. پژوهش‌های متعددی این رویکردهای ابتدایی را با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی توسعه داده‌اند که معیارهایی همچون تأخیر، از دست رفتن بسته و تعادل بار را در نظر می‌گیرند. با این حال، این روش‌ها عموماً برای محیط‌های RF همگن طراحی شده‌اند و قابلیت تعمیم‌دهی به شبکه‌های چندوجهی را به سادگی ندارند.

واگذاری ارتباط در شبکه‌های ناهمگن VLC و RF-VLC فناوری VLC که مطابق با استاندارد IEEE 802.15.7 [۱۰] تعریف شده است، پیچیدگی‌های تازه‌ای به مدیریت واگذاری ارتباط افزوده است. از آنجایی که سیگنال‌های VLC به‌طور طبیعی جهت‌دار هستند و در برابر انسداد توسط موانع آسیب‌پذیر می‌باشند، حفظ اتصال پایدار نسبت به کانال‌های RF نیازمند محرک‌ها و معیارهای تصمیم‌گیری متفاوتی است. پژوهش‌های متعددی بر توسعه الگوریتم‌های ویژه برای انتقال در VLC تمرکز کرده‌اند. برای ارتقاء پوشش‌دهی و افزایش اعتمادپذیری، سیستم‌های ترکیبی RF-VLC معرفی شده‌اند که RF را برای جبران نقاط ضعف در لینک‌های VLC به کار می‌گیرند. با این حال، بسیاری از این روش‌ها همچنان مبتنی بر فرآیندهای ابتکاری

باقی مانده‌اند و در مواجهه با تغییرات سریع و غیرقابل پیش‌بینی، محدودیت‌هایی در سازگاری نشان می‌دهند. یادگیری ماشین در مدیریت واگذاری ارتباط یادگیری ماشین به‌طور فزاینده‌ای به عنوان ابزاری کارآمد برای مقابله با ماهیت تصادفی کانال‌های بی‌سیم مطرح شده است. به‌ویژه یادگیری عمیق، به دلیل توانایی آن در مدل‌سازی الگوهای پیچیده، برای پیش‌بینی حرکت کاربران، تخصیص منابع و طبقه‌بندی سیگنال کاربرد زیادی یافته است [۱۵-۱۲].

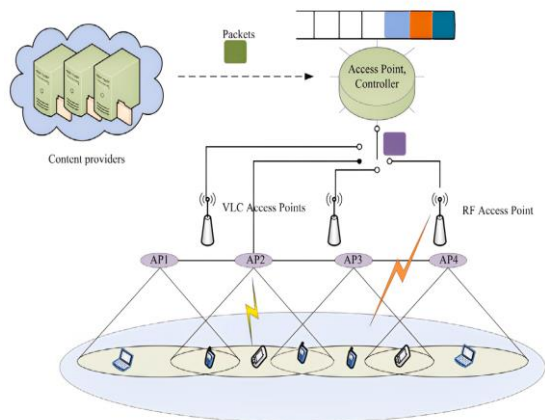
پژوهش‌ها نشان می‌دهند که شبکه‌های RNN و انواع پیشرفته آن مانند LSTM و GRU به طور مؤثری قادر به ثبت وابستگی‌های زمانی ذاتاً موجود در دینامیک کانال هستند. نتایج مطالعات نشان داده است که این مدل‌ها توانایی بالایی در پیش‌بینی وضعیت آینده کانال و مسیرهای کاربران دارند و پایه مطمئنی برای مدیریت پیشگیرانه شبکه فراهم می‌کنند. با این حال، تقلای کاربرد مستقل روش‌های مبتنی بر یادگیری در تصمیم‌گیری بی‌درنگ و نیازمندی آنها به منابع محاسباتی قابل توجه همچنان یک چالش مهم محسوب می‌شود. گرایش‌های جدید ترکیب این مدل‌ها با الگوریتم‌های ابتکاری یا تکاملی را پیشنهاد می‌کنند تا میان دقت پیش‌بینی و تأخیر تصمیم‌گیری تعادل برقرار شود [۱۶].

اگرچه تلاش‌های پیشین پایه‌های قدرتمندی را در این زمینه فراهم کرده‌اند، اکثر راه‌حل‌های موجود یا صرفاً بر راهکارهای ابتکاری تکیه دارند که از مدل‌های هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی استفاده نمی‌کنند، یا مدل‌های یادگیری عمیق را بدون بهره‌گیری از سازوکارهای تصمیم‌گیری کارآمد برای شرایط بلادرنگ ارائه داده‌اند. رویکرد DLHA پیشنهادی ما با هدف پر کردن این خلأها طراحی شده است. این رویکرد یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر GRU را با یک موتور تصمیم‌گیری ابتکاری پاسخگو یکپارچه کرده و چارچوبی مستحکم و انعطاف‌پذیر برای مدیریت واگذاری ارتباط‌ها در شبکه‌های ناهمگن RF-VLC فراهم می‌آورد.

مدل سیستم

در این بخش، معماری سیستم برای یک شبکه RF-VLC ناهمگن داخلی را شرح می‌دهیم. این شبکه شامل نقاط دسترسی RF و VLC با همپوشانی AP است که پوشش همزمان را برای کاربران تلفن همراه فراهم می‌کند. ما مدل‌های کانال، تحرک کاربر و ملاحظات تداخل را به تفصیل شرح می‌دهیم.

معماری شبکه



شکل ۱. مدل سیستم RF-VLC [۱۱]

یک فضای داخلی با نقاط دسترسی ترکیبی به تعداد M را در نظر بگیرید که به دو بخش فناوری RF و VLC تقسیم شده است. نقاط دسترسی RF وظیفه ارائه پوشش رادیویی سنتی را بر عهده دارند که انتشار سیگنال در آن‌ها بر اساس مدل محوشدگی رایلی شبیه‌سازی می‌شود. در مقابل، نقاط دسترسی VLC که غالباً به عنوان لامپ‌های LED نصب می‌شوند که اتصال‌های نوری را ایجاد می‌کنند که تحت تأثیر الگوهای تابش لامبرتی عمل می‌کنند. فرض بر این است که هر کاربر در محدوده پوشش‌دهی حداقل یک نقطه دسترسی RF و چندین نقطه دسترسی VLC قرار دارد. هدف از این ترکیب فناوری‌ها استفاده از ماهیت مکمل آن‌ها برای بهبود حداکثری پوشش و اطمینان سیستم است [۱۷]. مدل سیستم در شکل ۱ نشان داده شده است.

مدل کانال‌های RF و VLC

برای یک کانال RF بین یک AP و کاربر، سیگنال دریافتی به صورت زیر مدل می‌شود.

$$y_{RF} = \sqrt{P_{RF}} h_{RF} x + n_{RF} \quad (1)$$

که در آن P_{RF} نشان‌دهنده توان ارسالی، h_{RF} بهره کانال که به صورت ضریب محوشدگی رایلی مدل شده است. همچنین x سمبل ارسالی و n_{RF} نویز سفید گوسی با میانگین و واریانس است. در مورد کانال VLC هم توان دریافتی در محل کاربر به صورت زیر مدل می‌شود:

$$y_{VLC} = P_{VLC} H_{VLC} x + n_{VLC} \quad (2)$$

به طوری که P_{VLC} توان ارسالی توسط LED، H_{VLC} بهره DC کانال است که توسط رابطه Lambertian قابل محاسبه است. پارامتر x شدت سیگنال ارسالی و n_{VLC} شامل مجموع نویز ضربه‌ای، تداخل و همچنین نور محیط است. بهره DC کانال VLC به صورت زیر طبق مدل Lambertian محاسبه می‌شود [۱۰].

$$H_{VLC} = \frac{(m+1)A}{2\pi d^2} \cos^m(\phi) T_s(\psi) g(\psi) \cos(\psi) \quad (3)$$

پارامترهای دخیل در این رابطه به صورت زیر هستند:

m مرتبه Lambertian،

A مساحت گیرندگی فتودیود،

d فاصله مستقیم بین فرستنده-گیرنده،

ϕ زاویه تابش از فرستنده،

ψ زاویه برخورد به گیرنده،

T_s بهره فیلتر اپتیکی،

g بهره متمرکز کننده.

مدل تحرک کاربر و تداخل

تحرک کاربر با استفاده از یک مدل نقطه مسیر تصادفی با سرعت‌های متغیر از صفر تا حداکثر (معمولاً ۳ متر بر ثانیه برای شرایط داخل ساختمان) مدل‌سازی می‌شود. مدل تحرک، تغییرات پویایی را هم در کیفیت سیگنال و هم در ایجاد ارتباط فراهم می‌کند و فرآیند انتقال را چالش‌برانگیز می‌کند.

تداخل احتمالی در کانال با در نظر گرفتن موارد زیر برطرف می‌شود:

- تداخل RF: از طریق برنامه‌ریزی کانال پیشرفته و طرح‌های مدولاسیون تطبیقی برای کاهش تداخل هم کانال مدیریت می‌شود.

- تداخل VLC: از طریق جداسازی مکانی لامپ‌های LED و فیلتر نوری کاهش می‌یابد؛ اما همچنان نسبت به تغییرات نور محیط و مناطق روشنایی همپوشانی حساس است.

فرمول بندی مسئله

مسئله مدیریت واگذاری ارتباط در یک شبکه RF-VLC ناهمگن را می توان به عنوان یک مسئله بهینه سازی چند هدفه بررسی کرد. فرض کنید متغیر باینری z_{ij} نشان می دهد که آیا کاربر i به j -AP ام متصل است یا خیر:

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if user } i \text{ is associated to AP } j \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (۴)$$

تابع هدف

ما یک تابع هزینه مرکب J تعریف می کنیم که ترکیبی از تأخیر واگذاری ارتباط D_{ij} ، مصرف انرژی E_{ij} و عدم تعادل بار L_j است:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M z_{ij} (\alpha D_{ij} + \beta E_{ij} + \gamma L_j) \quad (۵)$$

که در این رابطه α ، β و γ به ترتیب پارامترهای وزنی جهت متعادل سازی تأخیر، انرژی و بار هستند. با توجه به هدف مسئله و وابستگی معیارهای سه گانه مطرح شده، این مسئله بهینه سازی به صورت توأم هر سه معیار را مورد توجه قرار داده و تلاش می شود هم زمان هر سه مورد بهینه شوند. این مسئله بهینه سازی شامل یک سری محدودیت ها به صورت زیر است:

- پوشش دهی: هر کاربر باید حداقل توسط یک AP پوشش داده شود:

$$\sum_{j=1}^M z_{ij} \geq 1, \forall i = 1, \dots, N$$

- مجموع سرویس دهی یک AP نباید بیشتر از ظرفیت

آن باشد:

$$\sum_{i=1}^N z_{ij} r_i \leq C_j, \forall j = 1, \dots, M$$

- شرط حداقل SINR باید لحاظ شود:

$$\frac{P_j h_{ij}}{\sum_{k \neq j} P_k h_{ik} + \sigma^2} \geq \text{SINR}_{\min}, \forall i$$

چارچوب تصادفی

با توجه به تحرک کاربر و شرایط پویای کانال، ما تصمیم واگذاری ارتباط را به عنوان یک مسئله ترتیبی مدل سازی شده توسط فرآیند تصمیم گیری مارکوف MDP در نظر می گیریم. فرض کنید s_t نشان دهنده وضعیت شبکه در زمان t بوده و احتمال انتقال به صورت زیر باشد:

$$P(s_{t+1} | s_t, z_{ij}). \quad (۶)$$

هدف، کمینه سازی هزینه تجمعی در طول زمان بر اساس این انتقال حالت ها است.

الگوریتم ابتکاری پیشنهادی با کمک یادگیری

عمیق

الگوریتم پیشنهادی ما شامل دو ماژول است: یک ماژول یادگیری عمیق (DL) برای پیش بینی حالت و یک موتور تصمیم گیری ابتکاری برای کنترل واگذاری ارتباط.

ماژول یادگیری عمیق

ما از یک شبکه عصبی بازگشتی RNN مبتنی بر GRU برای پیش بینی حالت های کوتاه مدت شبکه مانند شاخص های کیفیت کانال و پارامترهای تحرک کاربر استفاده می کنیم. مدل DL در شکل ۲ نشان داده است.

معماری GRU در زمان t ، بردار ورودی x_t شامل موارد زیر است:

- شاخص های کیفیت کانال برای RF و VLC،

- تحرک کاربر (موقعیت، سرعت و جهت)،

- داده های واگذاری ارتباط و تداخل قبلی.

بر این اساس معادلات GRU عبارتند از:

$$\begin{aligned} z_t &= \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z), \\ r_t &= \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r), \\ \tilde{h}_t &= \tanh(W_h x_t + U_h (r_t \odot h_{t-1}) + b_h), \\ h_t &= (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t, \end{aligned}$$

و خروجی پیش بینی به صورت زیر داده می شود:

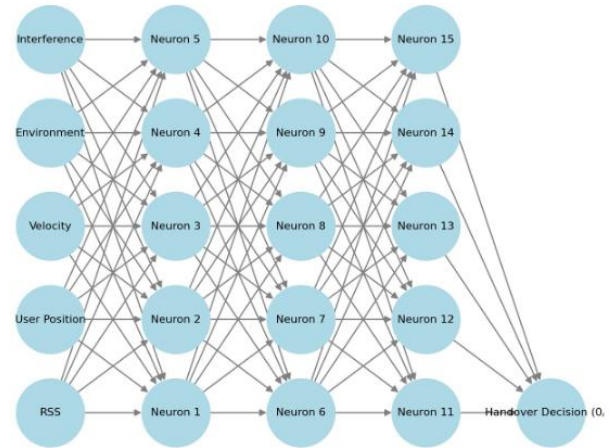
$$\hat{y}_{t+1} = \phi(W_o h_t + b_o),$$

که شامل $\sigma(\cdot)$ فعال سازی سیگموئید، $\tanh$ تانژانت

جدول ۱. پارامترهای شبیه‌سازی

پارامتر	مقدار / بازه
تعداد کاربران، N	۲۰-۵۰
تعداد AP استفاده شده، M	(۵ RF, ۵ VLC) ۱۰
مدل کانال RF	کانال رایلی با متوسط $SNR=20$ dB
مرتبه لامبرتین VLC، m	۱
حداکثر سرعت کاربران	۳ m/s
تاخیر حمل، D_{ij}	۵۰ - ۱۵۰ ms
پارامترهای وزن	$\alpha = 0.5, \beta = 0.3, \gamma = 0.2$
حجم داده مدل DNN	۱۰۰۰۰ نمونه

هیپربولیک و ϕ یک تابع فعال‌سازی (مثلاً ReLU) است.



شکل ۲. مدل DL استفاده شده جهت تصمیم‌گیری انتقال ارتباط

تابع سودمندی

برای کاربر i و j AP، تابع سودمندی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$U_{ij} = \frac{\hat{y}_{t+1}(j)}{D_{ij} + \epsilon} - \lambda L_j \quad (7)$$

که در آن D_{ij} تأخیر تخمینی واکذار ارتباط، L_j بار فعلی، ϵ مانع تقسیم بر صفر و λ یک پارامتر متعادل کننده است. واکذار ارتباط در صورتی انجام می‌شود که:

$$\max_j \{U_{ij}\} > \theta \quad (8)$$

که در این رابطه θ یک پارامتر از پیش تعیین شده بعنوان مرز تصمیم‌گیری است.

طرح کلی الگوریتم

شبه کد اریه شده در الگوریتم ۱، فرایند الگوریتم DLHA را به طور خلاصه بیان می‌کند. این رویکرد دولایه، توابع پیش‌بینی را از تصمیم‌گیری جدا کرده و امکان مدیریت سریع و بلندرنگ واکذار ارتباط را فراهم می‌آورد.

پارامترها و نتایج شبیه‌سازی

محیط شبیه‌سازی

شبیه‌سازی‌ها در محیط پایتون انجام شده است. در این شبیه‌سازی‌ها سعی شده است تا پارامترهای استفاده شده تا حد ممکن مطابق با تنظیمات واقعی شبکه داخلی انتخاب شوند. جدول ۱ خلاصه‌ای از پارامترهای کلیدی شبیه‌سازی

آموزش و استقرار

ماژول DL به صورت آفلاین و با استفاده از داده‌های قبلی آموزش داده می‌شود. این آموزش، میانگین مربعات خطا بین شرایط کانال پیش‌بینی شده و واقعی را به حداقل می‌رساند. پس از آموزش، ماژول پیش‌بینی‌های بلندرنگ، تصمیمات جهت واکذار ارتباط را ارائه می‌دهد.

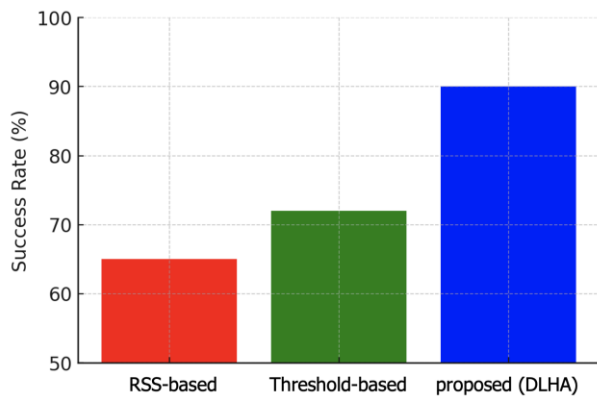
الگوریتم ۱. شبه کد الگوریتم DLHA ارایه شده

```

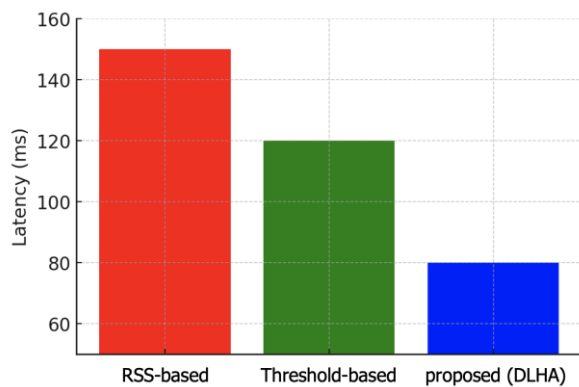
For each user  $i$ :
    Update feature vector  $x_{i,t}$ 
    Predict future channel quality using the GRU:
     $\hat{y}_{t+1}(j) \quad \forall j$ 
    For each AP  $j$ :
        Compute delay  $D_{ij}$  and energy consumption
         $E_{ij}$ 
        Calculate utility:  $U_{ij} = \frac{\hat{y}_{t+1}(j)}{D_{ij} + \epsilon} - \lambda L_j$ 
    If  $\max_j \{U_{ij}\} > \theta$ :
        Assign user  $i$  to AP  $j^*$  ( $j^* = \arg\max_j \{U_{ij}\}$ )
    Else:
        Maintain current association
        Update AP loads accordingly
    
```

تصمیم‌گیری ابتکاری

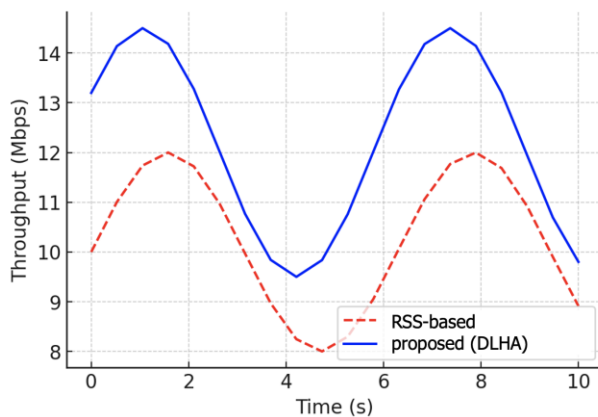
سیستم ابتکاری از پیش‌بینی‌ها برای محاسبه امتیاز سودمندی برای هر جفت کاربر-AP استفاده می‌کند.



شکل ۴. نرخ موفقیت واگذاری ارتباط



شکل ۵. میزان تأخیر واگذاری ارتباط در روش های مختلف



شکل ۶. نمودار throughput

تعدادل بار

عملکرد تعدادل بار، نتایج به دست آمده، شاخص تعدادل بار نشان داده شده در شکل ۶ نشان می دهد که رویکرد پیشنهادی به طور موثر کاربران را بین AP ها توزیع می کند. آزمون های حساسیت با تغییر پارامترهای وزنی α ، β و γ نشان می دهد که این الگوریتم در شرایط عملیاتی متنوع

را نشان می دهد.

در این شبیه سازی اتاق به ابعاد ۵ در ۵ متر و ارتفاع ۳ متر فرض شده و همچنین به تعداد ۶ عدد LED با آرایش مستطیلی مرتب در نظر گرفته شده است. مسیر حرکت یک کاربر در خط مستقیم در شکل ۳ نشان داده شده است.

معیارهای عملکرد

ما عملکرد سیستم پیشنهادی را با استفاده از موارد زیر ارزیابی می کنیم:

- نرخ موفقیت واگذاری ارتباط (HSR^1): نسبت واگذاری

ارتباط های موفق به کل تلاش ها.

- میانگین تأخیر واگذاری ارتباط (AHD^2): میانگین

تأخیر در هر رویداد واگذاری ارتباط.

- شاخص تعادل بار (LBI^3): میزان انصاف توزیع کاربر

بین نقاط دسترسی را اندازه گیری می کند.

نتایج و تحلیل آن

نرخ موفقیت واگذاری ارتباط

شکل ۴ نرخ موفقیت واگذاری ارتباط در مقابل تعداد کاربران را نشان می دهد. می توان گفت روش پیشنهادی DLHA همیشه از یک الگوریتم مبتنی بر آستانه مرسوم بهتر عمل می کند و در سناریوهای بسیار متراکم، تقریباً ۱۵٪ بهبود نشان می دهد. این بهبود به ماهیت پیشگیرانه پیش بینی های DL نسبت داده می شود که زمان واگذاری ارتباط دقیق تری را ممکن می سازد.

میانگین تأخیر در واگذاری ارتباط

شکل ۵ میانگین تأخیر در واگذاری ارتباط را به عنوان تابعی از بار شبکه نشان می دهد. الگوریتم DLHA به دلیل انتخاب پویای AP بهینه بر اساس شرایط پیش بینی شده کانال، به تأخیرهای کمتری دست می یابد. توانایی پیش بینی حالت های آینده نزدیک به سیستم اجازه می دهد تا از واگذاری ارتباط های غیر ضروری جلوگیری کند و وقفه در سرویس را کاهش دهد.

1 Handover Success Rate

2 Average Handover Delay

3 Load Balance Index

مقاوم است.

پیش‌بینی در شرایط پیش‌بینی‌نشده یا متنوع، ممکن است نیاز به مکانیسم‌های یادگیری انتقالی یا به‌روزرسانی آنلاین وجود داشته باشد.

اهمیت آماری

آزمون t روی نتایج شبیه‌سازی تأیید می‌کند که بهبودهای حاصل از DLHA در HSR و AHD از نظر آماری معنادار هستند ($p\text{-value} < 0.01$)، که نشان‌دهنده امکان‌پذیری ترکیب پیش‌بینی‌های یادگیری عمیق با مدیریت واگذاری ارتباط ابتکاری است.

بحث روی نتایج حاصل شده

ادغام الگوریتم‌های یادگیری عمیق و ابتکاری در مدیریت واگذاری ارتباط شبکه‌های ناهمگن تحولی نویدبخش در سیستم‌های ارتباطی بی‌سیم رقم زده است. معماری دولایه ارائه‌شده، چندین برتری کلیدی دارد.

۱. سازگاری پیشگیرانه: به‌کارگیری ماژول پیش‌بینی مبتنی بر GRU امکان تخمین آینده‌نگر کیفیت کانال و تحرک کاربر را فراهم می‌آورد. این ویژگی برای کاهش ناهماهنگی‌های غیرقابل پیش‌بینی در کانال‌های RF و VLC، خصوصاً در محیط‌های داخلی پر از تداخل، بسیار حیاتی است.

۲. تصمیم‌گیری سریع: الگوریتم ابتکاری هدایت‌شده توسط تابع سودمندی، تصمیمات مدیریت واگذاری ارتباط را در زمان واقعی تسهیل می‌کند. جداسازی فرآیند پیش‌بینی و اجرا، موجب کاهش تأخیر محاسباتی می‌شود که نقشی اساسی در حفظ ارتباط پیوسته دارد.

۳. انعطاف‌پذیری در سناریوهای مختلف: شبیه‌سازی‌های گسترده نشان داده‌اند که روش DLHA پیشنهادی توانسته است پایداری خود را در برابر انواع سناریوها از جمله تغییر تراکم کاربر، شرایط متفاوت تحرک و توزیع بار به نمایش بگذارد. مقیاس‌پذیری بالای این طرح، آن را برای شبکه‌های پیشرفته شامل 5G و نسل‌های آینده مفید می‌سازد.

۴. بهینه‌سازی متوازن: رویکرد چندهدفه این روش، بین تأخیر در واگذاری ارتباط، مصرف انرژی و بار AP توازن برقرار می‌کند. این موضوع به اپراتورهای شبکه امکان تنظیم پارامترها را برای تطبیق الگوریتم با الزامات خاص QoS فراهم می‌سازد. با این حال، برخی محدودیت‌ها همچنان پابرجاست. عملکرد این مدل یادگیری عمیق به مجموعه داده‌های آموزشی جامع وابسته است که پوشش کاملی از پویایی شبکه ارائه می‌دهند. برای حفظ دقت

همچنین، مؤلفه ابتکاری که به منظور تصمیم‌گیری آنی طراحی شده، ممکن است نیازمند بهینه‌سازی بیشتر برای تخصیص مؤثر منابع محاسباتی در شبکه‌های فوق متراکم باشد. این رویکرد فرصت‌هایی برای تحقیقات آینده نیز فراهم می‌کند. یکی از مسیرهای امیدوارکننده، ادغام روش‌های یادگیری تقویتی (RL^1) در ماژول ابتکاری است که اجازه می‌دهد سیستم سیاست‌های بهینه را به صورت آنلاین بیاموزد و با پویایی‌های پیچیده سازگار شود. علاوه بر این، آزمایش و اعتبارسنجی این روش در شرایط واقعی می‌تواند شناخت عمیق‌تری از چالش‌های عملی ارائه کند و پارامترهای الگوریتم را برای استفاده عملی بهتر تنظیم نماید.

References

منابع

- [1] Bravo Alvarez, L., Montejo-Sánchez, S., Rodríguez-López, L., Azurdia-Meza, C., & Saavedra, G. (2023). A review of hybrid vlc/rf networks: Features, applications, and future directions. *Sensors*, 23(17), 7545.
- [2] Abuella, H., Elamassie, M., Uysal, M., Xu, Z., Serpedin, E., Qaraqe, K. A., & Ekin, S. (2021). Hybrid RF/VLC systems: A comprehensive survey on network topologies, performance analyses, applications, and future directions. *IEEE Access*, 9, 160402-160436.
- [3] Ciftler, B. S., Alwarafy, A., & Abdallah, M. (2021). Distributed DRL-based downlink power allocation for hybrid RF/VLC networks. *IEEE Photonics Journal*, 14(3), 1-10.
- [4] Ghazijahani, H. A., Abdollahzadeh, M., Seyedarabi, H., & Niya, M. J. M. (2016, September). Adaptive CSK modulation guaranteeing HEVC video quality over visible light communication network. In *2016 8th International symposium on telecommunications (IST)* (pp. 789-794). IEEE.
- [5] Arshad, R., & Lampe, L. (2021). Stochastic geometry analysis of user mobility in RF/VLC hybrid networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 20(11), 7404-7419.
- [6] Kong, J., Ismail, M., Serpedin, E., & Qaraqe, K. A. (2019). Energy efficient optimization of base station intensities for hybrid RF/VLC networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 18(8), 4171-4183.
- [7] Abuella, H., Elamassie, M., Uysal, M., Xu, Z., Serpedin, E., Qaraqe, K. A., & Ekin, S. (2021). Hybrid RF/VLC systems: A comprehensive survey on network topologies, performance analyses, applications, and future directions. *IEEE Access*, 9, 160402-160436.
- [8] Mofarreh-Bonab, M., Seyedarabi, H., Mozaffari Tazehkand, B., & Kasaei, S. (2022). 3D hand pose estimation using RGBD images and hybrid deep learning networks. *The Visual Computer*, 1-10.
- [9] Shao, S., Khan, Z., Liu, G., Khreishah, A., Ayyash, M., Elgala, H., ... & Rahaim, M. (2019, April). Optimizing handover parameters by Q-learning for heterogeneous RF-VLC networks. In *IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)* (pp. 1069-1070). IEEE.
- [10] Ghazijahani, H. A., Seyedarabi, H., Niya, J. M., & Cheung, N. M. (2019). Deep learning-assisted adaptive modulation level assignment for video communication over an elastic optical network. *Optical Fiber Technology*, 52, 101987.
- [11] Hu, Q., Gan, C., Liu, X., Gong, G., & Zhu, Y. (2023). Dynamic handover cost modeling in hybrid VLC/RF networks. *Ad Hoc Networks*, 146, 103174.
- [12] Feng, R., Guo, Y., Zain Yousaf, M., Khan, B., & Luo, L. (2025). Coverage analysis and handover strategy in RF/VLC heterogeneous networks. *Applied Optics*, 64(15), 4160-4173.
- [13] Maimaiti, S., Huang, S., Zhang, K., Liu, X., Xu, Z., & Mi, J. (2025). Collaborative Online Learning-Based Distributed Handover Scheme in Hybrid VLC/RF 5G Systems. *Electronics*, 14(6), 1142.
- [14] Sathisha, R. N., Ahmed, F., & Raghunathan, V. (2023, January). Demonstration of RF-VLC handover using receiver side channel selection. In *2023 15th International Conference on COMMunication Systems & NETWORKS (COMSNETS)* (pp. 382-386). IEEE.
- [15] Zeshan, A., & Baykas, T. (2021). Location aware vertical handover in a VLC/WLAN hybrid network. *IEEE Access*, 9, 129810-129819.
- [16] Guler, N. (2024). Vertical Handover-Based Hybrid Radio Frequency/Visible Light Communication Scheme for e-Health Applications (VHO-HeA). *Engineered Science*, 33, 1252.
- [17] Narmanlioglu, O., & Uysal, M. (2021). Event-triggered adaptive handover for centralized hybrid VLC/MMW networks. *IEEE Transactions on Communications*, 70(1), 455-468.