

پادگیری فدرهای برای نسل ششم (G6): پارادایم‌ها، طبقه‌بندی، پیشرفت‌های اخیر و دیدگاه‌ها

Maryam Ben Driss[•], Student Member, IEEE, Essaid Sabir[•], Senior Member, IEEE, Halima Elbiaze , Senior Member, IEEE, Walid Saad*, Fellow Member, IEEE, [◦]Department of Computer Science, University of Quebec at Montreal (UQAM), Montreal, H2L 2C4, Canada *WirelessVT, Bradley Department of Electrical and Computer Engineering, Virginia Tech, Arlington, VA, USA

• نیاز به ارتباط بیشتر: سیستم‌های هوش مصنوعی با توانایی پردازش حجم عظیمی از داده‌ها و یادگیری از تعاملات، به طور قابل توجهی به دسترس پذیرن، کارآمدتر، و شخصی‌تر شدن ارتباطات کمک می‌کنند تا نیازهای متعدد و روبرو شد کاربران و کاربردهای مدرن برآورده شود.

تحقیقات اخیر سیاری بر بررسی مسائل اصلی شبکه‌های بی‌سیم متمنکر بوده‌اند که با استفاده از تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین مورد توجه قرار گرفته‌اند؛ مانند مدیریت و اشتراک طیف، تخصیص منابع، پیش‌بینی کانال‌های محوشده، و پیش‌بینی ترافیک. با این حال، به کارگیری طرح‌های سنتی یادگیری ماشین در سیستم‌های بزرگ‌مقیاس همچنان جالش برانگیز است، به دلایل زیر (فهرست غیرجامع):

• مقیاس پذیری: سیستم‌های بزرگ‌مقیاس معمولاً حجم عظیمی از داده‌ها را مدیریت می‌کنند و به محاسبات پیچیده نیاز دارند. در روکرد متمنکر، همه داده‌ها در یک سور مجموع آوری و پردازش می‌شوند که منجر به گلوبال عملکرد و افزایش زمان پردازش می‌گردد.

• بار اضافی ارتباطی: در طرح متمنکر، داده‌ها از منابع مختلف باید به سور مرکزی منتقل شوند تا پردازش شوند. این امر منجر به بار ارتباطی قابل توجهی می‌شود، به ویژه زمانی که با منابع داده‌ای پردازش گرافیکی سروکار داریم.

• نقطه شکست واحد: سیستم‌های متمنکر یک نقطه شکست واحد دارند. هرگونه خرابی در سور کل فرآیند یادگیری ماشین را تحت تاثیر قرار می‌دهد. این آسیب‌پذیری برای کاربردهای بلادرنگ یا ماموریت‌حیاتی که نیازمند عملکرد مدام و قابل اعتماد هستند، سیار بحرانی است.

• نگرانی‌های حریم خصوصی و امنیت: یادگیری ماشین شکست واحد دارد. هرگونه خرابی در منابع متعدد در یک مکان مرکزی است. این موضوع نگرانی‌های جدی درباره حریم خصوصی و امنیت ایجاد می‌کند، زیرا داده‌های حساس بدون اقدامات امنیتی مناسب در معرض خطر قرار می‌گیرند.

• تأخیر و نیازهای بلادرنگ: برای کاربردهای بلادرنگ با کم‌تأخر، روکرد متمنکر قابل اجرا نیست، زیرا پردازش و انتقال داده به سور مرکزی زمان زیادی می‌بد.

• هزینه و زیرساخت: ساخت و نگهداری زیرساخت یادگیری ماشینی متمنکر برای سیستم‌های بزرگ‌مقیاس پرهزینه است. این کار نیازمند توان محاسباتی قابل توجه، فضای ذخیره‌سازی، و منابع شبکه برای مدیریت حجم داده‌ها و محاسبات مربوطه می‌باشد.

برای رفع این محدودیت‌ها، مفهوم یادگیری فدرهای (FL) اخیراً پیشنهاد شده است؛ روکردی موثر برای آموزش مدل یادگیری ماشینی به صورت توزیع شده FL، به چندین دستگاه یا گره جازه می‌دهد تا بدون اشتراک گذاری داده‌های محلی، به طور مشترک یک مدل جهانی را آموزش دهند. در یادگیری ماشینی سنتی، داده‌ها از منابع مختلف جمع آوری شده، به سور مرکزی ارسال می‌شوند، و سپس برای آموزش مدل جهانی استفاده می‌گردد. اما در FL، فرآیند آموزش مستقیماً روی دستگاه‌ها یا گره‌های منفرد انجام می‌شود، بدون اشتراک گذاری داده‌های خام. چارچوب FL روکردی نویدبخش برای سیستم‌های بی‌سیم آینده است، زیرا مزایای پردازش توزیع شده، حفظ حریم خصوصی، مقیاس‌پذیری، و سازگاری را ترکیب می‌کند. این چارچوب تکامل ارتباطات بی‌سیم را توأم‌نمد می‌سازد و توسعه برنامه‌های نوآورانه و داده‌محور را به صورت کارآمدتر و امن‌تر ممکن می‌سازد. با این حال، به دلیل ماهیت توزیع شده و پویا در شبکه‌های بی‌سیم، محدودیت‌هایی برای پیاده‌سازی FL وجود دارد. برخی از چالش‌های کلیدی عبارتند از:

چکیده - هوش مصنوعی (AI) انتظار می‌رود نقش اساسی در نسل بعدی سیستم‌های بی‌سیم، مانند شبکه‌های موبایل نسل ششم (G6)، ایفا کند. با این حال، حجم عظیم داده‌ها، مصرف چالش‌های حیاتی هستند که باید برای آموزش مدل‌های هوش مصنوعی و جمع آوری داده‌ها و اطلاعات از دستگاه‌های توزیع شده برطرف شوند. یادگیری فدرهای (FL) یک چارچوب جدید است که به عنوان روکردی نویدبخش مطرح شده تا چندین عامل یادگیرنده توانند بدون اشتراک گذاری داده‌های خام، مدل‌های یادگیری ماشینی دقیق و مقاوم سازند. با فراهم کردن امکان یادگیری مشترک یک مدل جهانی توسعه گوشی‌های همراه و دستگاه‌ها، بدون اشتراک مستقیم داده‌های آموزشی، FL سطح بالایی از حفظ حریم خصوصی و بهره‌برداری کارآمد از طیف فرکانسی را نشان می‌دهد. اگرچه مفهای مربوطی زیادی برای پارادایم‌های FL و کاربرد آن در حفظ حریم خصوصی در G6 پرداخته‌اند، هیچ‌کدام به طور شفاف توضیح نداده‌اند که FL چگونه می‌تواند برای پیمود پشته پروتکل و عملیات بی‌سیم استفاده کند. هدف اصلی این مروج، ازایش یک دیدگاه جامع درباره قابلیت اسقاطه FL برای ارتقاء خدمات موبایل و ایجاد اکوسیستم‌های هوشمند جهت پشتیبانی از کاربردهای نوین است. این مقاله ارزش افزوده‌ی پیاده‌سازی FL در تیامی سطوح پشتے پروتکل را بررسی می‌کند. همچنین کاربردهای مهم را معرفی کرده، موضوعات داغ را مطرح می‌نماید، بیش‌های ارزشمند و راهنمایی‌های صریح برای تحقیقات و توسعه‌های آینده ارائه می‌دهد. نتیجه گیری ما بر آن است که هم‌افزایی بین FL و G6 آینده را تقویت کرده و پتانسیل FL برای متحول کردن صنعت بی‌سیم و پشتیبانی از توسعه خدمات موبایل پیشرفت را بر جسته سازد.

وازگان کلیدی - هوش مصنوعی؛ یادگیری فدرهای؛ یادگیری ماشینی غیرمتمنکر؛ حریم خصوصی؛ لایه فیزیکی؛ لایه شبکه؛ لایه انتقال؛ لایه کاربرد؛ شبکه‌های سلولی؛

G6

I. مقدمه

A. هوش مصنوعی برای شبکه‌های بی‌سیم

هوش مصنوعی (AI) انتظار می‌رود نقش بر جسته‌ای در سیستم‌های بی‌سیم کنونی و آینده، مانند نسل پنجم (G5) و نسل ششم (G6)، ایفا کند. در واقع، سیستم‌های G6 به عنوان سیستم‌های AI-native تصویر می‌شوند؛ یعنی نوعی از هوش مصنوعی در مراحل پشتے پروتکل برای خودکارسازی پیاده‌سازی خواهد شد. به عنوان نمونه، انتظار می‌رود هوش مصنوعی چارچوب‌های جدیدی برای پیمود شاخص‌های عملکرد شبکه‌های بی‌سیم فراهم کند، از جمله: طرفیت، تأثیرگذاری، توان، فرکانس طیف، انعطاف‌پذیری، سازگاری، و کفیت تجربه کاربر. تکنیک‌های هوش مصنوعی بر سیستم‌های شبکه نسل بعدی تأثیر خواهد گذاشت، به دلیل کلیدی:

• نیاز به خودمختاری بیشتر: تکنیک‌های یادگیری ماشین (ML) برای مجهز کردن سیستم‌های بی‌سیم به خودمختاری و استقلال ضروری هستند. این کار با تحلیل داده‌های بلادرنگ مانند الگوهای ترافیک، رفتار کاربران، و عوامل محیطی انجام می‌شود تا تضمیمات هوشمندانه‌ای برای بهینه‌سازی منابع شبکه، مسیریابی، و بالاتس بار گرفته شود. این سطح از مدیریت بoya به سیستم‌های بی‌سیم اجازه می‌دهد بدون دخالت دستی با شرایط متغیر سازگار شوند.

Section VI : Federated learning at APP/Transport layers

- A. Transport performance
- B. Cooperative and distributed computing
- C. Crowdsourcing and crowdsensing
- D. Quality of experience
- E. Cybersecurity

Section VII : Federated learning verticals and applications

- A. Autonomous driving
- B. Anomaly detection
- C. Industrial operations
- D. Ultra reliable low latency communications
- E. Tactile internet
- F. Virtual/Augmented/Extended reality and Metaverse
- G. Smart healthcare
- H. Recommendation system

Section VIII : Insights and open problems

- A. Lessons learned
- B. Federated learning challenges
- C. Wireless challenges for federated learning
- D. Hot topics and insights

Section IX : Conclusion

1. ارائه یک پیش‌زمینه جامع درباره پارادایم‌های اخیر یادگیری فدرال (FL). طبقه‌بندی و تکنیک‌های اصلی؛
2. مقایسه یادگیری ماشینی متمنکر، یادگیری ماشینی توزیع شده، و FL در زمینه محیط‌های عظیم و حساس، همراه با پرجسته‌سازی ویزکی‌ها و مسائل مرتبط با هر رویکرد؛
3. بررسی جدیدترین طرح‌های FL که هدفانش حل مسائل عدمه در لایه فیزیکی (PHY)، کنترل دسترسی به رسانه (MAC)، شبکه (NET)، شبکه (Transport)، انتقال (APP)، و کاربرد (Transport)، انتقال (APP)، انتقال (NET)، شبکه (MAC) است. در حالی که دقت بالا، کارایی ارتباطی بهبود یافته و مصرف انرژی پایین را محقق می‌سازند. همچنین تحلیل دقیقی از مزایا و معایب هر کاربرد/راحل ارائه می‌دهیم؛
4. بحث درباره بینش‌های مرتبط و مسائل باز مریبوط به کاربرد FL در 6G و شبکه‌های موبایل آینده.

برای تجربه خواندن بهتر، این مرور همان‌طور که در شکل 1 نشان داده شده سازماندهی شده است. بخش II معماری‌های یادگیری ماشینی و چالش‌های آن را در زمینه سیستم‌های بی‌سیم ارائه می‌کند. در بخش III، مرور جامعی از اصول FL، ویزکی‌ها، طبقه‌بندی، چارچوب‌ها، مزایا و مسائل آن ارائه می‌دهیم. سپس در بخش IV، V و VI به بررسی FL در عملیات بی‌سیم پردازیم، با تمرکز بر لایه‌های Transport/APP، .NET، MAC/PHY، و NET/APP. در ادامه، بخش VII را بردها و خواص‌های عمومی اخیر FL را معرفی می‌کند. سپس بخش VIII درس‌های آموخته‌شده را خلاصه کرده و بحث دقیقی درباره مسائل باز-FL بی‌سیم که باید برای ادغام موفق در 6G و سیستم‌های آینده برطرف شوند را ارائه می‌دهد. در نهایت، برخی مسیرهای نویدبخش برای تحقیقات آینده به سوی شبکه‌سازی کارآمد و AI-native را برگسته می‌کیم.

II. معماری‌های یادگیری ماشینی

در اینجا، مروری بر معماری‌های یادگیری ماشینی شامل یادگیری متمنکر سنتی، یادگیری توزیع شده و FL ارائه می‌دهیم.

A. یادگیری ماشینی متمنکر

یادگیری ماشینی علمی است که به رایانه‌ها امکان می‌دهد بدون برنامه‌نویسی صحیح یاد بگیرند. این شاخه از هوش مصنوعی به سیستم‌ها اجازه می‌دهد الگوها را در داده‌ها شناسایی کنند، تضمین گیری کنند، و نتایج آینده را پیش‌بینی نمایند. تکنیک‌های استاندارد یادگیری ماشینی نیاز دارند داده‌ها را که ماینین منفرد ذخیره شوند تا پردازش و آموزش مدل انجام شود (شکل 2.1). امروزه، برنامه‌های اینترنت اشیاء (IoT) از یادگیری ماشینی سنتی استفاده می‌کنند، به

- پهنانی باند محدود: انتقال به روزسانی‌های مدل بین سرور مرکزی و دستگاه‌های لبه منابع زیادی مصرف می‌کند و منجر به افزایش بار ارتباطی می‌شود.

- اتصال غیرقابل اعتقاد: مدیریت مشارکت دستگاه‌هایی با سطح اتصال و قابلیت‌های متفاوت نیازمند کانیزم‌های مقاوم برای همگام‌سازی و ارتباط است.

- محدودیت‌های محاسباتی: کلاینت‌های مشارکت کننده معمولاً توان محاسباتی محدودی دارند که می‌تواند بر سرعت همگرایی و عملکرد کلی مدل تأثیر بگذارد.

- عدم توازن و داده‌های غیر IID: در شبکه‌های بی‌سیم، داده‌های جمع‌آوری شده توسط دستگاه‌های لبه معمولاً نامتوانی یا غیرمستقل و غیرهم‌توزیع (non-IID) هستند، که جالش‌هایی برای همگرایی و تعیین مدل ایجاد می‌کند.

رفع این چالش‌ها نیازمند ترکیبی دقیق از پیشرفت‌های الگوریتمی، تکنیک‌های بینه‌سازی، و طراحی معماری است تا FL در محیط‌های بی‌سیم قابل اجرا و مؤثر باشد. با تکامل این حوزه، پژوهشگران همچنان در تلاش‌اند تا بر این چالش‌ها غلبه کنند و پیاده‌سازی‌های عملی و امن را در شبکه‌های بی‌سیم آینده ممکن سازند.

B. مورهای مرتبط و سهم ما

اگرچه مقالات مروری زیادی درباره FL و شبکه‌های بی‌سیم وجود دارد، همان‌طور که در جدول I خلاصه شده است، اما هیچ‌کدام به طور کامل به کاربرد آن در سامانه پشتیبانی پرتوکل نیازداخته‌اند یا بررسی دقیقی از کاربردهای FL در هر لایه OSI ارائه نداده‌اند. این مرور قصد دارد این شکاف را پر کند، با ارائه یک دیدگاه عمیق درباره چگونگی پیاده‌سازی FL در کل پشتیبانی پرتوکل. همچنین مزایای مرتبط را بررسی کرده و چالش‌های ناشی از آن را مورد بحث قرار می‌دهد. مشارکت‌های پیشرفته‌ای که از طرح‌های یادگیری ماشینی فدرالی برای حل مشکلات در ارتباطات بی‌سیم استفاده کرده‌اند، گردآوری و بررسی شده‌اند. مشارکت‌های اصلی ما شامل موارد زیر است:

Section I : Introduction

- A. Artificial intelligence for wireless
- B. Relevant surveys and our contribution

Section II : Background on machine learning architectures

- A. Centralized machine learning
- B. Decentralized machine learning
- C. Federated machine learning

Section III : Federated learning fundamentals

- A. Federated learning life cycle
- B. Different flavors of federated learning
- C. Federated learning algorithms

Section IV : Federated learning at PHY/MAC layers

- A. Symbol and signal detection
- B. Channel estimation
- C. Channel state information
- D. Beamforming
- E. Reconfigurable intelligent surfaces
- F. Channel access
- G. Spectrum sharing

Section V : Federated learning at NET layer

- A. Traffic classification
- B. Resource management
- C. Radio access network
- D. User mobility/location prediction
- E. Network slicing
- F. Routing optimization
- G. Unmanned aerial vehicle
- H. Underwater networks
- I. Cloud and fog computing

شایان ذکر است که رویکردهای غیرمتمنکر، مانند یادگیری لبه‌ای (Edge ML)، طراحی شده‌اند تا برخی از چالش‌های تکنیک‌های یادگیری ماشینی متمنکر را برطرف کنند.

B. یادگیری ماشینی غیرمتمنکر

مفهوم یادگیری ماشینی غیرمتمنکر به عنوان یک راه حل مؤثر برای رفع چالش‌های کلیدی ذکر شده در بخش II.A پیش‌بینی شد. همان‌طور که در شکل 2.2 نشان داده شده، رویکرد یادگیری غیرمتمنکر وظایف محاسباتی و پردازش داده را در میان چندین دستگاه غیرمتمنکر توزیع می‌کند، به جای آنکه به یک سرور مرکزی متنکی باشد. این رویکرد چندین مزیت دارد، از جمله:

- ساده‌سازی یادگیری: هر دستگاه تنها به مجموعه داده خودش نیاز دارد و اطلاعات بسیار کمی با شرکت‌کنندگان خارجی به اشتراک می‌گذارد.

- سازگاری با تغییرات در طول زمان: یادگیری بدون محدودیت اتصال اینترنت یا وابستگی به یک دستگاه مرکزی امکان‌پذیر می‌شود.

- حفظ داده‌های حساس در محل: داده‌های حساس روی دستگاه‌های محلی یا سرورهای لبه‌ای مانند و مکان مرکزی منتقل نمی‌شوند. این امر حریم خصوصی و امنیت داده‌ها را افزایش می‌دهد.

به طور کلی، یادگیری لبه‌ای سیستم‌های ارتباطی بی‌سیم را توانمند می‌سازد تا داده‌ها را به طور کارآمد مدیریت کنند، زمان پاسخ را بهبود دهند، حریم خصوصی را ارتقا دهند، و برنامه‌های مقاومت و مقیاس‌پذیر ایجاد کنند. این ویژگی‌ها یادگیری لبه‌ای را به فناوری ارزشمندی برای اکویستیم‌های در حال رشد اینترنت اشیاء (IoT) و 5G تبدیل می‌کند.

- با این وجود، چالش‌های مختلف وجود دارد که مانع می‌شوند مدل‌های محلی تولید شده بتوانند از داده‌های همایان خود بهره‌مند شوند و از تجربیات خارجی یادگیرند، مانند:

- ناهمگونی داده‌ها: در محیط‌های بزرگ مقیاس، داده‌های جمع‌آوری شده از منابع مختلف توزیع‌های متنوع دارند، که ترکیب و تجمعی مؤثر مدل‌ها را دشوار می‌سازد.

- بار اضافی ارتباطی: تبادل بهروزرسانی‌های مدل میان گره‌های توزیع شده با ارتباطی ایجاد می‌کند، به ویژه در شبکه‌هایی که محدودیت پهنای باند دارند.

این صورت که داده‌ها از حسکرهای IoT به فضای ابری باگذاری می‌شوند. سرور ابری یک مدل جهانی را با استفاده از داده‌های چندین دستگاه آموزش می‌دهد و امکان تعامل فوری با سایر شرکت‌کنندگان را فراهم می‌سازد. با این حال، یادگیری ماشینی متمنکر از مشکلات متعددی رنج می‌برد، به ویژه در محیط‌های بی‌سیم. در ادامه، فهرستی غیرجامع از این محدودیت‌ها ارائه می‌شود:

- مشکلات حریم خصوصی: یادگیری متمنکر شامل جمع‌آوری و ذخیره داده‌های حساس از منابع مختلف است، که نگرانی‌های جدی درباره حریم خصوصی ایجاد می‌کند و به عنوان هدف بالقوه برای دسترسی غیرمحاذ مطرح می‌شود.

- مشکلات تأخیر: در یادگیری متمنکر، داده‌ها از دستگاه‌های منفرد به سرور مرکزی منتقل می‌شوند. این انتقال داده باعث ایجاد تأخیر می‌شود، که در کاربردهایی مانند ارتباطات بلادرنگ، وسائل نقلیه خودران، یا اتوماسیون صنعتی بسیار نامطلوب است.

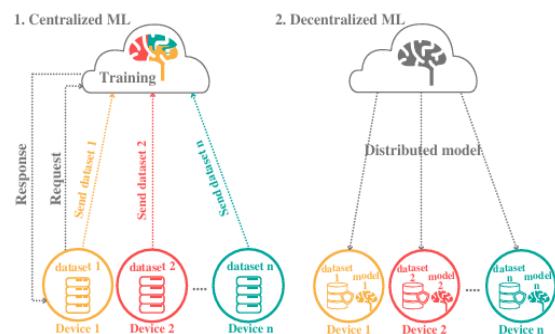


Fig. 2. Centralized ML has to store data in one data center. Decentralized ML distributes the model across connected devices.

وسائل نقلیه یا اتوماسیون صنعتی، جایی که تأخیر پایین حیاتی است.

- هزینه‌ها: نگهداری و بهره‌برداری از سرورهای متمنکر با توان محاسباتی و ظرفیت ذخیره‌سازی موردنیاز برای یادگیری ماشینی در مقیاس بزرگ، برای اپراتورهای شبکه بسیار پرهزینه است.

Ref	Year	Target application	Basics	PHY Layer	NET layer	Transport Layer	APP Layer	Challenges
[32]	2020	FL in mobile edge networks	✓	✓		✓		✓
[33]	2020	FL for wireless communications	✓	✓			✓	✓
[34]	2020	Distributed ML for communication networks	✓	✓			✓	✓
[35]	2020	FL and wireless communications	✓			✓	✓	✓
[36]	2021	ML and FL for handover management in 5G	✓			✓	✓	✓
[37]	2021	Federated machine learning for 6G	✓	✓			✓	✓
[38]	2021	FL for physical layer	✓	✓				
[39]	2021	FL in networking systems	✓			✓		✓
[40]	2021	Federated learning for IoT	✓			✓	✓	✓
[41]	2021	Recent advances of FL for IoT networks	✓	✓			✓	✓
[42]	2021	Federated ML for big data	✓				✓	✓
[43]	2021	Intelligence for 6G using FL	✓	✓			✓	✓
[44]	2021	The internet of federated things	✓				✓	✓
[45]	2022	From distributed ML to FL	✓					
[46]	2022	FL and next-generation communications	✓	✓				✓
[47]	2022	FL attacks and threats	✓					✓
[48]	2022	Federated learning fundamentals	✓					✓
[49]	2022	FL for intrusion detection	✓				✓	✓
[50]	2022	FL for IoT and cybersecurity	✓				✓	✓
[51]	2022	The application of FL in smart cities	✓					✓
[52]	2023	FL challenges and applications	✓					✓
[53]	2023	Trends and challenges of FL for 6G	✓				✓	✓
[54]	2023	Communication efficiency in FL	✓	✓		✓		✓
Our work	2023	Multilayered survey on FL for B5G and 6G	✓	✓	✓	✓	✓	✓

TABLE I
RELATED EXISTING SURVEY PAPERS ON FL FOR NETWORK COMMUNICATIONS.

Goal	Distributed model training without centralized data collection and with privacy guarantees
Setting	K devices, out of which C are selected ($C \leq K$)
Parameters	<ul style="list-style-type: none"> Batch size Number of clients Local iterations
Orchestration	A central orchestration server or service organizes the training but never sees raw data.
Advantages	<ul style="list-style-type: none"> Respecting user's privacy Minimum hardware required Saving user's resources Working offline Computing in real-time Decreasing training complexity

TABLE II
FL CONCEPTS.

در حالی که از هوش جمی محدودیت‌های غیرمتکر برای پیمود عملکرد مدل و مقایس پذیری پرهبداری می‌شود.

III. اصول یادگیری فدره‌ای

پیش از بررسی کاربردهای FL در سیستم‌های بی‌سیم، لازم است مرور کوتاهی بر مفاهیم، طبقه‌بندی و تکنیک‌های FL ارائه شود. مفاهیم اصلی FL در جدول II خلاصه شده‌اند.

A. جرخی زندگی یادگیری فدره‌ای

فرآیند FL معمولاً توسط یک مهندس که مدلی برای یک کاربرد خاص توسعه می‌دهد هدایت می‌شود. همان‌طور که در شکل 5 نشان داده شده، جریان کاری FL به طور کلی شامل چهار مرحله متوالی است:

- انتخاب مدل: مدل جهانی و پارامترها روی یک سرور مرکزی آغاز می‌شوند و با همه شرکت‌کنندگان به اشتراک گذاشته می‌شوند.
- آموزش مدل محلی: کلاینت‌ها مدل را به صورت محلی با استفاده از داده‌های خود آموزش می‌دهند، بدون آنکه داده‌ها را با سرور مرکزی یا سایر کلاینت‌ها به اشتراک بگذارند.
- تجمیع مدل‌های محلی: به روزسانی‌ها به سرور مرکزی ارسال می‌شوند تا پارامترهای دریافت شده تجمیع شده و یک مدل جهانی جدید ساخته شود.
- توزيع مدل جهانی: مدل جهانی جدید میان شرکت‌کنندگان توزیع می‌شود تا جرخه بعدی آغاز گردد.

B. انواع مختلف یادگیری فدره‌ای

چارچوب‌های FL بر اساس توزیع نمونه‌های داده و پیگی‌ها به سه نوع تقسیم می‌شوند: افقی، عمودی، و یادگیری انتقالی فدره‌ای.

(1) یادگیری فدره‌ای افقی (HFL یا FL): این نوع FL در سنازویهایی به کار می‌رود که مجموعه داده‌ها فضای ویژگی مشابهی دارند اما در نمونه‌ها متفاوت هستند. به عبارت دیگر، دستگاه‌های کلاینت شرکت‌کننده و پیگی‌های مشابهی دارند اما جمعیت‌های متفاوتی را هدف قرار می‌دهند. برای مثال، دو بانک در یک کشور را در نظر بگیرید؛ مشتریان این دو بانک همپوشانی ندارند، اما داده‌های آن‌ها احتمالاً فضای ویژگی مشابهی دارد چون هر دو کسب و کار مشابهی دارند و در یک کشور فعالیت می‌کنند. تقسیم‌بندی بر اساس نمونه‌ها معمولاً زمانی کاربرد دارد که یک شرکت به دلیل محدودیت‌های قانونی نمی‌تواند داده‌های خود را متکر کند

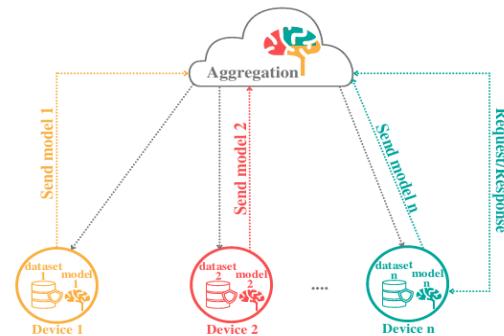


Fig. 3. FL: Collaborative ML without centralized training data.

* همگام‌سازی: همگام‌سازی زمان به روزسانی مدل‌ها در میان گره‌های توزیع شده پیجیده است و منجر به مشکلات همگام‌سازی و ناسازگاری‌های احتمالی می‌شود.

یادگیری فدره‌ای (FL) رویکردی حفظ‌کننده حریم خصوصی، مقایس پذیر و کارآمد ارائه می‌دهد که بسیاری از چالش‌های مرتبط با یادگیری ماشینی متکر و غربمنترک سنتی را برطرف می‌کند و آن را به راه حلی ارزشمند در عصر حریم خصوصی داده و تمکرزدایی تبدیل می‌سازد. این رویکرد به ویژه برای کاربردهایی که شامل داده‌های حساس، محاسبات لبه‌ای، و محیط‌های توزیع شده هستند بسیار مناسب است.

C. یادگیری ماشینی فدره‌ای

یادگیری فدره‌ای (FL) اخیراً توسط گوگل به عنوان رویکردی نویدبخش برای انجام وظایف یادگیری ماشینی توزیع شده بدون اتکا به یک مرکز داده متکر پیشنهاد شد. نویسنگان در [66] را به عنوان یک معیط یادگیری ماشینی تعريف کردند که در آن چندین مجموعه (کلاینت‌ها) تحت هم‌انگی یک سرور مرکزی یا ارائه‌دهنده خدمات، با هم برای حل یک مسئله یادگیری ماشینی کار می‌کنند. در این رویکرد، داده‌های شخصی به صورت محلی ذخیره می‌شوند و بین کلاینت‌ها متبادلی یا منتقل نمی‌گردند. در عوض، به روزسانی‌های مدل که برای تجمعی طراحی شده‌اند، برای دستیابی به هدف یادگیری استفاده می‌شوند. این فرآیند امکان آموزش را فراهم می‌کند و در عین حال از داشتن جمعی مجموعه‌های توزیع شده بهره می‌گیرد. FL بر پایه‌ی ایده‌ی آموزش مدل به صورت محلی در منبع داده بنا شده است. دستگاه‌ها مدل‌های خود را با ترکیب نتایج جزئی آموزش به یک «ابرمدل» جدید منتقل می‌کنند، که سپس به همه دستگاه‌ها بازگردانده می‌شود. این مکانیزم به طور راهبردی طراحی شده تا حریم خصوصی را حفظ کرده و امنیت داده‌ها را افزایش دهد. شکل 4 نشان می‌دهد که FL به همکاری میان یادگیری ماشینی، حریم خصوصی، و تخصص سیستم‌های توزیع شده وابسته است؛ که این همکاری برای مقابله با چالش‌های ناشی از داده‌های توزیع شده و نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی بنیادی محسوب می‌شود.

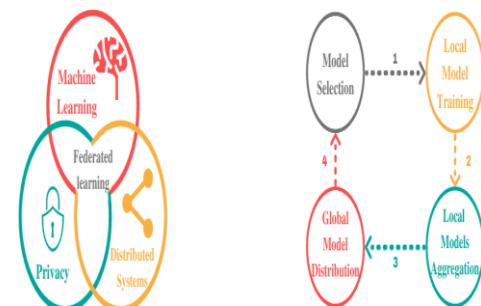


Fig. 4. FL encompasses three synergistic research areas: ML, privacy, and distributed systems.
Fig. 5. FL Life Cycle.

در FL، یک مدل یادگیری ماشینی به صورت نکارای با مراحل زیر آموزش داده می‌شود:

1. سرور مجموعه‌ای از کاربران را برای محاسبه مدل به روز شده انتخاب می‌کند.

2. هر کلاینت یک مدل محلی را با داده‌های خود آموزش می‌دهد.

3. به روزرسانی‌ها به سرور منتقل می‌شوند.

4. سرور این به روزرسانی‌های محلی را تجمعی کرده و یک مدل جهانی می‌سازد.

محاسبات روی دستگاه‌های کاربران و تجمعی کننده مرکزی انجام می‌شود، در حالی که ارتباط میان آنها برقرار است. هدف محاسبات آماده‌سازی مدل است و ارتباط معمولاً¹ برای اشتراک پارامترهای مدل انجام می‌شود.

در این بخش، الگوریتم‌های مهم FL معرفی می‌شوند (جدول IV):

• FedAvg: الگوریتم میانگین‌گیری فدره‌ای که فرآیند میانگین‌گیری نکارای را برای آموزش مدل جهانی به کار می‌برد. داده‌ها به چندین زیرمجموعه غیرهمپوشان تقسیم می‌شوند و هر کلاینت یک مدل محلی روی زیرمجموعه خود آموزش می‌دهد. پس مدل‌های محلی به سرور ارسال می‌شوند و پارامترهای آن‌ها میانگین‌گرفته می‌شود تا مدل جهانی جدید ساخته شود. این فرآیند برای تعداد ثابتی از دورها نکارای می‌شود تا مدل جهانی همگرا شود. مراحل تقریباً مشابه تکیک‌های سنتی یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق با سرور پارامتر و کارگران است.

• FedSGD: الگوریتم گرادیان کاهشی تصادفی فدره‌ای مشابه FedAvg است. دستگاه‌ها از SGD برای به روزرسانی مدل‌ها به صورت محلی استفاده می‌کنند و هر دستگاه نزد یادگیری خود را تنظیم می‌کند، که امکان همگرای بیشتر برای دستگاه‌هایی با توزیع داده متفاوت را فراهم می‌سازد.

• FedProx: در شبکه‌های ناهمگن، بهینه‌سازی فدره‌ای یک جمله مجاورتی (proximal term) را برای پیوند مدل‌های محلی و جهانی وارد می‌کند تا انحراف بیش از حد در طول فرآیند بهینه‌سازی کاهش یابد. الگوریتم FedProx را اصلاح می‌کند و اجزاء می‌دهد بخشی از کار بر اساس محدودیت‌های سیستم زیربنایی روی دستگاه‌ها انجام شود و با استفاده از جمله مجاورتی این کار به طور امن در مدل لحاظ گردد.

• FedATT: الگوریتم فدره‌ای توجیهی که اهمیت نسبی مدل‌های محلی را بررسی کرده و آن‌ها را با استفاده از مکانیزم توجه نرم لایه‌به‌لایه میان مدل‌های محلی و جهانی تجمعی می‌کند. این روش تجمعی توجیهی فاصله وزنی میان مدل‌های سرور و کلاینت را در مجموعه‌داده‌های غیر IID کاهش می‌دهد.

• SimFL: یادگیری فدره‌ای مبتنی بر شباهت که نیازی به سرور مورد اعتماد ندارد. شامل چهار مرحله اصلی است:

1. طرف‌ها ابتدا گرادیان‌های داده‌های محلی خود را به روزرسانی می‌کنند.

2. گرادیان‌ها به یک طرف انتخاب شده ارسال می‌شوند.

3. طرف انتخاب شده از داده‌های محلی و گرادیان‌ها برای به روزرسانی مدل استفاده می‌کند.

4. مدل به سایر طرف‌ها ارسال می‌شود.

برای ارتقای عدالت و پهنه‌برداری مؤثر از داده‌های چندین طرف، هر شرکت کننده برای تعداد مشابهی از دورها انتخاب می‌شود تا مدل را به روزرسانی کند و خروجی نهایی مدل تولید شود.

چارچوب‌های FL

چارچوب‌های مختلفی برای تسهیل پیاده‌سازی و مدیریت فرآیند FL طراحی شده‌اند. این چارچوب‌ها از پارامترها، کتابخانه‌ها و API‌هایی فراهم می‌کنند که توسعه دهنده‌گان را قادر می‌سازد الگوریتم‌های FL را ایجاد و اجرا کنند:

با سازمان‌هایی با اهداف مشابه می‌خواهند مدل‌های خود را به طور مشترک بهبود دهند. یک نمونه کاربردی رایج، تشخیص کلمه بیداری‌بخش (Wake-word recognition) مانند «OK Google» یا «Siri» است، چون هر کاربر همان جمله را با لهجه متفاوت بیان می‌کند.

(2) یادگیری فدره‌ای عمودی (VFL یا Vertical FL): این نوع FL در سازارهایی کاربرد دارد که دو مجموعه داده فضای نمونه مشابهی دارند اما در فضای ویژگی متفاوت هستند. برای مثال، دو شرکت در یک شهر را در نظر بگیرید: یکی بانک و دیگری فروشگاه تجارت الکترونیک. اگرچه پایگاه کاربران آن‌ها همپوشانی دارد، اما داده‌های جمع‌آوری شده متفاوت است. بانک اطلاعاتی مانند فروش‌ها، فعالیت‌های هزینه‌ای و امتیازات انتباری را ثبت می‌کند، در حالی که فروشگاه تجارت الکترونیک تاریخچه جستجو و خرید کاربران را ذخیره می‌کند. هدف این است که مدلی برای پیش‌بینی خرید محصولات بر اساس ویژگی‌های کاربر آموزش داده شود. در این حالت، VFL را حل ایده‌آل است تا ویژگی‌های اضافی جمع‌آوری شده و یک مدل جامع با استفاده از داده‌های هر دو شرکت ساخته شود.

(3) یادگیری انتقالی فدره‌ای (FTL): این نوع FL Federated Transfer Learning (FTL) با (3) مناسب است که دو مجموعه داده هم در نمونه‌ها و هم در فضای ویژگی‌ها متفاوت باشند. برای مثال، دو شرکت در دو کشور مختلف را در نظر بگیرید که کاربران و فضای ویژگی آن‌ها همپوشانی کمی دارد. در این سازارهای FTL از نمونه‌های مشترک میان این فضاهای استفاده از مجموعه‌های نمونه استاندارد محدود یاد می‌گیرد. داشتن بدست آمده سپس برای پیش‌بینی نمونه‌هایی که فقط ویژگی‌های یک‌طرفه دارند به کار نمی‌رود. در سیستم‌هایی سیم، این رویکرد به دستگاه‌ها امکان می‌دهد آنچه خودشان یاد گرفته‌اند و آنچه سایر دستگاه‌ها یاد گرفته‌اند را به خاطر بسپارند، و این در مواردی مختلف تضمیم‌گیری می‌کنند. یادگیری انتقالی فدره‌ای (FTL) به دستگاه‌ها امکان می‌دهد آنچه خودشان یاد گرفته‌اند و آنچه سایر دستگاه‌ها یاد گرفته‌اند را به خاطر بسپارند، و این در مواردی کاربرد دارد که چندین دستگاه بی‌سیم در محیط‌های مختلف تضمیم‌گیری می‌کنند.

(4) دستبندی‌های دیگر: معماری‌های دیگری برای FL وجود دارند، فراتر از VFL، HFL و FTL: برای مثال:

• MMVFL (یادگیری فدره‌ای عمودی جندیشکت‌کننده و جندکلاس): در [75] پیشنهاد شد تا مدیریت تعداد زیادی کاربر ممکن شود. این روش امکان توزیع بر جرس‌ها به صورت حفظ‌کننده حریم خصوصی از مالک به سایر شرکت‌کننگان را فراهم می‌کند.

• FEDF: چارچوبی که در [76] معرفی شد تا مدل‌های یادگیری ماشینی را روی چندین مجموعه‌داده آموزشی توزیع شده جغایایی متعلق به مالکان مختلف آموزش دهد.

• PerFit: چارچوب دیگری که در [77] توسعه یافت تا عملکرد دستگاه‌ها در کاربردهای اینترنت اشیاء (IoT) را بهبود دهد. این کار با یادگیری یک مدل مشترک از طریق تجمعی به روزرسانی‌های محلی از دستگاه‌های توزیع شده و بهره‌گیری از مزایای محاسبات لبه‌ای انجام می‌شود. این رویکرد شخصی‌سازی و عملکرد بهتر برای دستگاه‌های IoT را امکان‌پذیر می‌سازد. به طور کلی، معماری‌های مختلفی برای FL وجود دارند که بسته به ویژگی‌های توزیع داده طراحی می‌شوند (به عنوان مثال جدول III). علاوه بر این، رویکرد HFCL (یادگیری فدره‌ای متکری تکیکی) که در [79] پیشنهاد شد، به فرآیند یادگیری با مجموعه‌داده‌های خود کمک می‌کند. در مواردی که برخی دستگاه‌های لبه توان محاسباتی گرادیان‌ها در طول آموزش مدل ندارند، HFCL ارزشمند است زیرا تهی دستگاه‌های فعال با توان محاسباتی کافی را قادر می‌سازد تا محاسبات گرادیان را روی داده‌های محلی خود انجام دهند و در آموزش مشترک مدل مشارکت کنند. در مقابل، دستگاه‌های منفلع باقی‌مانده مجموعه‌داده‌های محلی خود را به سرور پارامتر ارسال می‌کنند. در [80] نویسنگان مفهوم جدیدی از یادگیری فدره‌ای مشارکتی Collaborative FL (CFL) را پیشنهاد کردند، که در آن دستگاه‌ها بدون اثکا به یک سرور پارامتر مرکزی از تکیک‌های FL بهره می‌گیرند. این کار معماری و جالش‌های پارادایم CFL را نشان می‌دهد.

C. الگوریتم‌های یادگیری فدره‌ای

- FATE: پلتفرم متن باز Federated AI Technology Enabler که هدف آن ایجاد محیط محاسباتی امن برای اکوسیستم هوش مصنوعی فدره‌ای است.
- IBM FL: چارچوب FL مبتنی بر پاپتون که توسط IBM برای محیط‌های سازمانی پیشنهاد شد و زیرساختی ضروری برای افزودن قابلیت‌های پیشرفته فراهم می‌کند.
- FedML: کتابخانه تحقیقاتی متن باز برای پشتیبانی از توسعه الگوریتم‌های FL و مقایسه منصفانه عملکرد. این چارچوب سه پارادایم محاسباتی ارائه می‌دهد: آموزش روی دستگاه‌های لبه، محاسبات توزیع شده، و شبیه‌سازی تک‌ماشین.
- TFF: چارچوب متن باز TensorFlow Federated برای یادگیری ماشینی و سایر محاسبات روی داده‌های غیرمتغیر.
- PySyft: چارچوب FL حفظ‌کننده حریم خصوصی مبتنی بر PyTorch که طراحی آن بر زنجیره‌ای از تصورها میان کارگران محلی و راه دور مبتنی است.
- LEAF: چارچوبی مازولار برای یادگیری در محیط‌های فدره‌ای یا اکوسیستم‌هایی با شبکه‌های سیار توزیع شده از دستگاه‌ها.
- Paddle FL: چارچوب متن باز طراحی شده عمدتاً برای کاربردهای صنعتی که چندین الگوریتم FL را برای خوش‌های توزیع شده بزرگ مقیاس بازتوبلید می‌کند.

Ref	Architecture	Focuses	Benefits	Drawbacks
[69]	HFL	Security	Independence	Need to provide more security
[69]	VFL	Privacy	Encryption	Handling only two participants
[73]	FTL	Avoiding accuracy loss	High precision	Expensive computation
[75]	MMVFL	Data leakage	Multiple participants	Need to handle stragglers effectively
[76]	FEDF	Parallel training	Accelerating training	Enormous data exchange
[77]	PerFit	IOT applicability	Cloud based	Data augmentation step is required
[78]	StarFL	Urban computing	Security	System efficiency

TABLE III
FL ARCHITECTURES: FOCUSES, BENEFITS AND DRAWBACKS.

Algorithm	Benefits	Drawbacks
FedAvg	- Simplicity - Communication-efficiency - Privacy-preserving	- Slow convergence speed - Privacy risks - Data heterogeneity
FedSGD	- High convergence speed - Handling data heterogeneity - Localized Adaptation	- Hyper-parameter complexity - Communication overhead - Impact of imbalanced data
FedProx	- High convergence speed - Handling non-IID data - Regularization	- Hyper-parameter tuning - Increased communication overhead - Centralized aggregator
FedATT	- Fast learning - Communication efficiency - Handling non-IID data	- Privacy risks - Data heterogeneity
SimFL	- Good accuracy - Fast computation - Security	- Communication overhead - Impact of imbalanced data

TABLE IV
FL ALGORITHMS: BENEFITS AND DRAWBACKS.

A. تشخیص نماد/سیگنال

گرندۀ در یک سیستم ارتباطی دیجیتال باید نمادهای ارسال شده را از خروجی مشاهده شده کanal به درستی شناسایی کند. این وظیفه به عنوان تشخیص نماد شناخته می‌شود. مزیت کلیدی استفاده از تکنیک‌های ML و DL برای تشخیص نماد این است که یک نگاشت داده محور برای مدل‌سازی ویژگی‌های کanal فراهم می‌کند؛ چیزی که روشهای مبتنی بر مدل به طور مؤثر قادر به مدیریت آن نیستند. علاوه بر این، از آنجا که مدل مستقیماً با نمادهای خراب شده دریافت شده تغذیه می‌شود، یادگیری انتها به انتها به مدل اجازه می‌دهد نمادها را بدون نیاز به مرحله تخمین کanal بدسترسی تشخیص دهد. استفاده از یادگیری متغیر که جگونه از آن نقش باعث ایجاد بار ارتباطی بالا و مشکلات حریم خصوصی می‌شود، همچنین محدودیت‌هایی در ذخیره و انتقال حجم ظرفیم دارد. برای غلبه بر این چالش‌ها، در [97] یک گرندۀ مبتنی بر FL بنام FedRec برای تشخیص نماد در کanal‌های مخصوصی Downlink طراحی شد. این گرندۀ برای یادگیری نگاشت‌های خود از تعداد محدودی پایلوت استفاده می‌کند. این رویکرد با استفاده از همکاری کاربران در آموزش از طریق FL، امکان آموزش یک شبکه عصبی واحد بر روی

در این بخش، ما یک طبقه‌بندی از اصول اساسی یادگیری فدره‌ای (FL) ارائه دادیم، شامل تعریف مختصر FL، دسته‌بندی‌های مختلف آن، و الگوریتم‌های مرتبط. در ادامه، به کاربردهای FL پرداخته و بررسی خواهیم کرد که چگونه از آن برای ارتقای قابلیت‌های نسل پنجم (G5) و نسل ششم (G6) شبکه‌های موبایل استفاده می‌شود.

IV. یادگیری فدره‌ای در لایه‌های PHY/MAC

با توجه به عملکرد نویزی‌پوش یادگیری ماشینی (ML) در ارتباطات بی‌سیم، افزایش جسمگیری در استفاده از ML برای لایه فیزیکی شبکه‌های بی‌سیم رخ داده است. FL نسبت به یادگیری ماشینی سنتی کارآمدتر از نظر ارتباطی و حفظ‌کننده‌تر حریم خصوصی است، و بنابراین پتانسیل بالایی برای حل مسائل در پایین‌ترین لایه‌های مدل OSI دارد. این بخش مزبوری بر پیشرفت‌های اخیر در معماری لایه فیزیکی مبتنی بر FL ارائه می‌دهد، شامل: تشخیص نماد و سیگنال، تخمین کanal، اطلاعات وضعیت کanal، بیم‌فورمینگ، سطوح هوشمند قابل پیکربندی، دسترسی به کanal، و اشتراک طیف.

کانال در یک سیستم ارتباطی نوری فضای آزاد که هزینه حاصل شود. این رویکرد در ساده‌سازی هزینه‌های ساختاری و عملیاتی سیستم مؤثر است. برای پیره‌برداری کامل از معماری سطوح هوشمند قابل پیکربندی (RIS)، همه فناوری‌های کارآمد باید بر اطلاعات وضعیت کانال (CSI) دقیق بین BS و RIS و همچنین بین RIS و کاربران تکیه کنند. با این حال، در سیستم‌های تقویت شده با RIS، تخمین CSI صحیح زمانی که حسگرها یا زنجیره‌های RF را نصب نشده باشند، امکان پذیر نیست. بنابراین، استفاده از FL برای تشخیص CSI در ارتباطات بی‌سیم مبتنی بر RIS مطلق است. در واقع، برای برخی استگاه‌های پایه سلولی کوچک، مقدار کمی داده آموخته برای تولید یک مدل عمومی شده برای پیش‌بینی CSI کافی نیست. تکنیک‌های یادگیری متغیر همه داده‌ها را برای پردازش و آموختن تکیه می‌کنند، که منجر به بار ارتباطی می‌شود. نویسندهان [107] یک رویکرد غیرمتغیر برای غلبه بر این چالش‌ها معرفی کردند. آن‌ها یک چارچوب مبتنی بر FL برای پیش‌بینی CSI با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی سه بعدی پیشنهاد کردند. مدل جهانی در استگاه‌های پایه مکرو (MBs) (با جمع‌آوری همه مجموعه‌داده‌های محلی از استگاه‌های پایه لبه آموختن داده می‌شود. برای رفع شکاف عملکرد بین یادگیری متغیر (CL) و FL، آن‌ها الگوریتم FED-WG (وزن‌ها و گرادیان‌های فردای) را طراحی کردند که به این صورت عمل می‌کند:

1. وزن‌ها و گرادیان‌های مدل محلی مرتبط را از BS‌ها دریافت می‌کنند.

2. FED-WG دو دور متوالی از بهروزرسانی پارامترها را برای مدل جهانی اجرا می‌کند.

چارچوب پیشنهادی FED-WG به طور مؤثر عملکرد بین FL و CL را کاهش می‌دهد، در حالی که بار انتقال را به طور قابل توجیه کم می‌کند. فرآیند کلی رویکردهای FL معمولاً فرض می‌کند که دانش کامل CSI در طول مرحله آموختن وجود دارد، که برای کانال‌های محوشده سریع چالش‌برانگیز است. علاوه بر این، در ادبیات تعداد ثابتی از کلاینت‌ها برای مشارکت در آموختن مدل فردای استفاده می‌شود. کار [108] تلاش کرد این شکاف‌ها را پر کند، با پیشنهاد یک رویکرد FL که در آن همه کلاینت‌ها از نخجهانی ثابت برای تکمیل دوره‌ای آموختن استفاده می‌کنند. این کار به طور مدام منجر به همگرایی سریع‌تر می‌شود، حتی زمانی که CSI ناقص باشد.

D. بیم‌فرومینگ

بیم‌فرومینگ و سیستم‌های MIMO عظیم (وروودی-خروچی چندگانه) هدفشان تطبیق الگوی تابش آرایه اتنن با ستاربوهای خاص است. این فناوری‌ها بخش حیاتی از رادیویی G5 و G6 هستند. استفاده از طرح یادگیری متغیر تکیی به طور گسترده مطالعه شده است. ادغام DR بیم‌فرومینگ و سیستم‌های MIMO عظیم پتانسیل ارتقای کارایی شبکه، مقاومت و مقیاس‌پذیری را دارد. همان‌طور که فناوری‌های G5 و G6 به تکامل خود ادامه می‌دهند، ادغام تکنیک‌های یادگیری پیشرفتی نقش محوری در شکل‌دادن آینده ارتباطات بی‌سیم ایفا می‌کند. نویسندهان [110] یک چارچوب مبتنی بر FL ارائه کردند تا کانال‌های موج میلی‌متری (mmWave) را در بیم‌فرومینگ آنالوگ در یک شبکه Downlink چندکاربری نگاشت. آن‌ها یک معمازی CNN در BS ماختند، جایی که مدل روی لبه تنها با گرادیان‌های ارائه شده توسط کاربران مختلف آموختن داده می‌شود. رویکرد [110] به این صورت ادامه می‌یابد:

1. مدل CNN ماتریس کانال را به عنوان ورودی و بیم‌فروم RF را به عنوان خروجی می‌گیرد. شبکه عصبی عمیق سیس با استفاده از داده‌های گرادیان جمع‌آوری شده از کاربران آموختن داده می‌شود.

2. هر کاربر اطلاعات گرادیان را با داده‌های آموختن موجود خود (یک جفت ماتریس کانال و شاخص بیم‌فروم متناظر) محاسبه کرده و سپس آن را به استگاه پایه (BS) ارسال می‌کند.

3. همه داده‌های گرادیان را از کاربران دریافت کرده و بهروزرسانی پارامترها را برای مدل CNN انجام می‌دهد که شامل 11 لایه با دو لایه کانولوشنی و یک لایه کاملاً متصل است. در نتیجه، شاخص‌های بیم‌فروم خروجی CNN خواهد بود.

مجموعه‌داده متنوع را بدون نیاز به پایلوت‌های اضافی فراهم می‌سازد. با وجود نیاز به تبادل پارامترها در چندین تکرار با استگاه پایه (BS)، FedRec یک آشکارساز نهاد کارآمد ارائه می‌دهد که عملکردی نزدیک به آشکارساز MAP دارد. این روش نسبت به راه حل مبتنی بر مدل، بدویله زمانی که دانش دقیقی از توزیع محوشگی وجود ندارد، بهتر عمل می‌کند. علاوه بر این، باز ارتباطی بسیار کمتر نسبت به آموزش یک آشکارساز نهاد مبتنی بر شبکه عصبی در طرح منهرک ایجاد می‌کند. استفاده از شبکه‌های عصبی کوچک را تسهیل می‌کند، زیرا نیازی به لایه‌های استخراج ویژگی ندارد و می‌تواند با مجموعه‌داده‌های نسبتاً کوچک آموختن داده شود. در حالی که هر مجموعه داده محلی تنها تعداد محدودی از تحقیقات کانال محوشده را شامل می‌شود، تنوع میان این مجموعه‌داده‌ها در دستگاه‌های مختلف برای بهدست آوردن یک مدل واحد برای همه دستگاه‌ها از طریق آموختن فدره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. مزیت FL در این است که می‌تواند مدل‌لایسون سیگنال را شناسایی کند در حالی که داده‌های خصوصی را محافظت می‌نماید. بنابراین، در [98] به جای انتقال داده‌های خام بین سرور مرکزی و همه دستگاه‌ها، تنها به جای انتقال داده‌های خام، تنها بهروزرسانی‌های مدل شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) به اشتراک گذاشته می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد طراحی شده به نخ تشخیص بیش از 70٪ دست یافته است، در حالی که حفاظت از حریم خصوصی و امنیت داده‌ها نیز رعایت شده است.

نویسندهان [99] یک چارچوب FL برای طبقه‌بندی خودکار مدل‌لایسون با نام FedeAMC را ارائه کردند؛ تحت شرایط عدم توازن کلاسی و تغییرات نویز، داده‌ها و آموختن در هر کلاینت محلی انجام می‌شود، در حالی که تنها دانش با سرور به اشتراک گذاشته می‌شود. فرآیند FL شامل شش مرحله اصلی است: انتخاب و انتشار مدل و پارامترها، محاسبه گرادیان محلی، بارگذاری اطلاعات کلیدی، تجمعی اطلاعات کلیدی، دانلود اطلاعات تجویی شده، و در نهایت بهروزرسانی مدل محلی. رویکرد پیشنهادی خطر نشست داده را کاهش می‌دهد بدون آنکه افت عملکرد شدیدی ایجاد کند.

B. تخمین کانال

در ارتباطات بی‌سیم، برخی اثرات نامطلوب روی سیگنال‌های مبنی‌کشیده توسط خواص فیزیکی کانال ایجاد می‌شوند. در نتیجه، سیگنال‌هایی که به گیرنده می‌رسند همواره تضعیف شده، مخدوش، با تأخیر و تغییر فاز هستند. بنابراین، نیاز به تخمین دقیق و بدروزگار کانال وجود دارد تا این اثرات جبران شوند و مدل‌لایسون، هم‌ترایی و کدگشایی سیگنال در سمت گیرنده بهدرستی انجام گیرد. تخمین کانال با استفاده از ML نیازمند آموختن مدل روی مجموعه‌داده‌ای به‌صورت متغیر است، که معمولاً شامل سیگنال‌های پایلوت دریافتی به عنوان ورودی و داده‌های کانال به عنوان خروجی می‌باشد. با این حال، این روش برای انتقال قابل توجه هنگام جمع‌آوری داده‌های کاربران ایجاد می‌کند. برای حل این مشکل، در [103] از FL برای پیش‌بینی عملکرد تخمین کانال استفاده شد؛ به جای ارسال کل مجموعه‌داده، تنها بهروزرسانی‌های مدل کلاینت‌ها و سرور منتقل می‌شوند، که تخمین کانال خوبی را حفظ کرده و خطای تخمین را کاهش می‌دهد، همچنین باز انتقال را تقریباً 16 برابر کمتر از یادگیری متغیر می‌کند. نویسندهان یک شبکه عصبی کانولوشنی در استگاه پایه (BS) طراحی کرده و آن را روی مجموعه‌داده‌های محلی آموختن دادند.

رویکرد پیشنهادی سه مرحله دارد:

1. جمع‌آوری داده: هر کاربر مجموعه‌داده آموختن محلی خود را ایجاد می‌کند که شامل ورودی سیگنال‌های پایلوت و خروجی (ماتریس کانال) برای آموختن مدل است.

2. آموختن: هر کاربر با مجموعه‌داده محلی خود کار می‌کند، تغییرات مدل را محاسبه کرده و به BS ارسال می‌کند، جایی که آن‌ها تجمعی شده و یک مدل جهانی آموختن داده می‌شود.

3. پیش‌بینی: هر کاربر کانال محلی خود را با وارد کردن داده‌های پایلوت به مدل آموختن دیده تخمین می‌زند.

مزیت مهم این روش آن است که هر کلاینت به مدل واحد شرایط برای تخمین کانال دسترسی دارد. نویسندهان [104] از FL برای ایجاد یک طرح پیش‌بینی کانال استفاده کرده‌اند تا پیش‌جبران

چندلایه رگرسیون با انتقال مدل به کار گرفته شد؛ چارچوب پیشنهادی به طور مؤثر به مقداری نظری دست یافت که بیش از ۹۷٪ آن چیزی است که توسط یادگیری ماشینی متکر فرض شود، در حالی که حفاظت از حریم خصوصی کاربران نیز تضمین شده است. با این حال، لینک RIS-کاربر تنها کاتالوی است که طراحی شده، در حالی که لینک BS-RIS ثابت فرض نشود. در یک حالت عملی، کاتال RIS mmWave به سیار پیجده بوده و با طول کاتال محدود مشخص می‌شود، عمدهاً بدلیل نوسانات محیطی. بنابراین، راه حل [103] هر دو کاتال مستقیم (BS-RIS) و آشیاری (BS-BS-RIS) را در یک ستابایوی RIS-assisted (کاربر) و آشیاری (کاتال) ارائه می‌نماید. جایی که داده‌های ورودی و خروجی برای هر لینک ارتباطی ترکب شده و تنها یک معماري CNN طراحی می‌شود به جای چندین شبکه عصبی مختلف. یک پارادایم حفظ کننده حریم خصوصی که FL را با RIS در سیستم‌های ارتباطی mmWave ترکب می‌کند در [116] طراحی شد. ابتدا داده‌های خصوصی روی هر دستگاه محلی مدل‌های محلی را آموختند و رمزگذاری می‌کنند. سپس، در سورور مرکزی یک مدل جهانی با تجمع آن‌ها ساخته می‌شود. در حالی که محرومگری داده‌های کاربران تضمین می‌شود، تکنیک پیشنهادی به طور موقوفیت‌آمیز به مقدار نظری نزدیک شده و بیش از ۹۵٪ آنچه توسط ML متکر ایجاد می‌شود را محقق می‌سازد.

F. دسترسی به کاتال

تکنیک‌های ML و DL طراحی لایه MAC را به طور قابل توجهی ارتقا داده‌اند و همچنین به بیرون عملکرد دسترسی به کاتال کمک کرده‌اند، از طریق خودکارسازی تنظیم پارامترهای پروتکل و ارزیابی پروتکل‌های شبکه. این پیشرفت‌ها مسائل حیاتی مرتبط با توان محدود دستگاه‌های بی‌سیم و نگرانی‌های حریم خصوصی را برطرف می‌کنند. FL به دلیل قابلیت‌های ذاتی موازی‌سازی و پتانسیل آن برای کارایی بیشتر نسبت به روش‌های متکر از نظر ذخیره‌سازی و حریم خصوصی، توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده است. نویسندهان [120] یک رویکرد ارتباطی آنالوگ جایگزین پیشنهاد کردن که در آن دستگاه‌ها برآوردهای گردایان محلی خود را مستقیماً روی کاتال بی‌سیم ارسال می‌کنند.

فرآیند یادگیری با یک استراتژی FL هدایت می‌شود، جایی که دستگاه‌ها مجموعه‌داده‌های محلی خود را دارند. آن‌ها با سورور پارامتر از طریق MAC بی‌سیم ارتباط برقرار می‌کنند. در اینجا، سورور پارامتر به بردارهای گردایان فردی علاقمند نیست بلکه به میانگین آن‌ها توجه دارد، و MAC بی‌سیم به طور خودکار مجموع گردایان‌ها را در اختیار سورور قرار می‌دهد.

فناوری دسترسی چندگانه غیرارتوگونال (NOMA) به عنوان یک بلوک سازنده برای شبکه‌های G5 و فراتر از آن در نظر گرفته می‌شود. مطالعه [121] سازمان دهنده دستگاه‌های نوی مانشینی (MTD) را در خوش‌های برای سیستم‌های مبتنی بر NOMA بروزی می‌کند. تمرکز بر تخصیص منابع است، و نویسندهان رویکردی شامل تخفین مدل ترافیک از طریق FL ارائه کردن. در این روش، MTD به طور مستقل پارامترهای مدل ترافیک خود را تضمین زده و آن‌ها را به BS ارسال می‌کند، که سپس مدل ترافیک را تجمعیگر کرده، بلوک‌های منبع مناسب را تخصیص داده و توأم را به هر MTD منتقل می‌کند.

نویسندهان [122] یک مدل شبکه بی‌سیم تقویت شده با NOMA پیشنهاد کردن تا شرایط کاتال مطلوب NOMA را فراهم کرده و کیفیت مصرف کننده را افزایش دهنده، با استفاده از مفهوم FL که به چندین عامل اجازه می‌دهد به طور همزمان محیط‌های مشابه را بروزی کرده و تجزیه‌ات خود را مبادله کنند.

G. اشتراک طیف

کارایی طیف یکی از شاخص‌های کلیدی عملکرد در شبکه‌های ارتباطی G5 و حتی فراتر از آن است. تکنیک‌های پیشرفته اشتراک طیف مانند ML و DL معمولاً برای مقابله با جالش‌های رایج و افزایش کارایی استفاده می‌شوند. با این حال، به یادگیری تکنیک‌های ML برای کاربردهای طیفی با جالش‌های محدودیت منابع داده و نگرانی‌های حریم خصوصی مواجه است. بنابراین، طرح FL این جالش‌های حریم خصوصی را مدیریت کرده و نتایج جالبی در مقایسه با یادگیری متکر به دست می‌آورد. در [123] نویسندهان یک سیستم حسکردن طیف غیرهمدوس مبتنی بر ML با نام FaIR پیشنهاد کردن، که از یک چارچوب یادگیری توزیع شده کارآمد از نظر ارتباطی (FL) برای همکاری حسکرگرهای محیطی و آموختن یک مدل داده‌محصور

استراتژی FL برای بیم‌فورمینگ ترکیبی عملکرد بیم‌فورمینگ مقاومتی ارائه می‌دهد در حالی که با انتقال بسیار کمتری دارد. این چارچوب نیازمند ماتریس‌های کاتال mmWave به عنوان ورودی است، که تخفین آن‌ها چالش برانگیز بوده و نیازمند سربار آموختنی قابل توجهی است. نویسندهان [111] یک طرح بیم‌فورمینگ پیشنهاد کردن که تنها بر تخفین وضعیت کاتال در زیر-6 GHz ممکن است، که با فناوری‌های فعلی بسیار در دسترسی‌تر از تخفین کاتال mmWave است. هدف آن‌ها پیش‌بینی بردارهای بیم‌فورمینگ با بهره‌گیری از mmWave کاتال‌های زیر-6 GHz در یک شکه شامل چندین لینک کاربر- نقطه دسترسی است، جایی که شبکه عصبی عمیق کاتال‌های زیر-6 GHz را به عنوان ورودی گرفته و مستقیماً بردار بیم‌فورمینگ متناظر را خروجی می‌دهد.

علاوه بر این، نویسندهان یک طرح توزیع شده پیشنهاد کردن تا بردارهای بیم‌فورمینگ به صورت محلی در هر کاربر پیش‌بینی شوند بدون آنکه داده‌های محلی به سورور مرکزی بازگذاری شوند. سه مزیت اصلی این چارچوب عبارتند از:

- باز محاسباتی به لبه شبکه منتقل می‌شود، برخلاف رویکرد متکر مبتنی بر ابر؛

• کاربران تنها پارامترهای شبکه عصبی خود را به اشتراک می‌گذارند و نه داده‌هایشان، که باز سیگنال‌دهی را به شدت کاهش داده و داده‌های کاربران را محافظت می‌کند؛

• کاربران همچنان دانش کسب شده از محیط را به اشتراک می‌گذارند تا کیفیت پیش‌بینی هایشان بهبود یابد.

سیستم‌های ارتباطی mmWave-MIMO به طور قابل توجهی توان عملیاتی را در شبکه‌های G5 بهبود می‌دهند. با این حال، این راه حل‌ها در صورت تعداد کم زنجیره‌های RF بهره‌وری چندگانه را کاهش می‌دهند. کار [113] تکنیک مدولاسیون شاخص مسیر فضایی (SPIM) را معرفی کرد، روشی برای بهبود بهره با استفاده از بیت‌های سیگنال دیگر که توسط شاخص‌های مسیر فضایی مدوله می‌شوند.

نویسندهان چارچوب‌های مبتنی بر مدل و بدون مدل برای طراحی بیم‌فورم در سیستم‌های SPIM-MIMO چندکاربره پیشنهاد کردن؛ ابتدا بیم‌فورم را از طریق الگوریتم بهینه‌سازی مبنی‌ولد مبتنی بر مدل طراحی کردن. سپس، یک مدل CNN را روی مجموعه داده محلی با استفاده از FL و یادگیری Dropout دادند تا پیش‌بازش کاهش یابد. بهروزسازی‌های مدل سپس در BS جمع‌آوری شده و برای مرحله پیش‌بینی به کاربران بازگردانده می‌شوند، جایی که مدل بیم‌فورم را با تقدیم داده‌های کاتال آن‌ها تضمین می‌زند.

مزایای استفاده از یادگیری Dropout در FL شامل موارد زیر است:

- A. دستیابی به حدود ۱۰ برابر سربار کمتر نسبت به یادگیری متکر.

B. کاهش هزینه ارتباطی در طول آموختن.

C. دستیابی به کارایی طیفی برتر نسبت به SPIM مبتنی بر مدل و متداول.

E. سطوح هوشمند قابل پیکربندی (RIS)

سطوح هوشمند قابل پیکربندی (RIS) به عنوان رقبه قدرتمند در مقایسه با MIMO عظیم مطرح شده‌اند. این فناوری توجه پژوهشی قابل توجهی را به خود جلب کرده است، بهویژه در بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری ماشینی اخیر، بهخصوص FL، برای امکان پذیر کردن تنظیمات قابل پیکربندی انتشار در قابلیت‌های ارتباطی بی‌سیم. ادغام RIS بهره‌گیری بیم‌فورمینگ را در ارتباطات Uplink در یک سیستم MIMO عظیم افزایش می‌دهد. با این حال، این رویکرد چالش‌هایی مانند نادیده گرفتن حریم خصوصی کاربران و ایجاد بار ارتباطی بالا را به همراه دارد. برای غلبه بر این چالش‌ها، مطالعه [115] یک طراحی بیم‌فورم مبتنی بر FL برای ستابایوی IRS-assisted معرفی کرد. این شامل الگوریتمی با عنوان «بازتاب بهینه بیم مبتنی بر FL» است که هدف آن ارتقای ارتباطات پرسنلت با اطلاعات وضعیت کاتال (CSI) پراکنده از طریق بهبود نرخ داده و حفاظت از حریم خصوصی است. الگوریتم استاندارد FL برای آموختن یک پرسنلتون

کاربر، برش شبکه (Network Slicing)، بهینه‌سازی مسیریابی، و رایانش ابری، که در ادامه توضیح داده می‌شوند.

A. طبقه‌بندی ترافیک

طبقه‌بندی ترافیک (TC) در سال‌های اخیر توجه فرایندهای را به خود جلب کرده است. هدف آن ارائه توانایی شناسایی خودکار برنامه‌ای است که یک جریان بسته خاص را تولید کرده، از طریق مشاهده مستقیم و غیرفعال بسته‌های منفردي که در شبکه جریان دارند. بدلیل موقیت در حفاظت از حریم خصوصی دادها، این روش حتی در طبقه‌بندی ترافیک اینترنت نیز به کار گرفته می‌شود تا وقت انتقال بسته‌ها را در حالی که داده‌های خصوصی حفظ می‌شوند، پیشود دهد.

* کار [128] یک چارجوب طبقه‌بندی ترافیک مبتنی بر FL با نام FLIC پیشنهاد کرد که برنامه‌های جدید را به صورت بلاذرگ طبقه‌بندی می‌کند، زمانی که یک کلاینت با یک برنامه جدید به فرایند یادگیری می‌پوندد. پرونکل طراحی شده دقیق مشابه طرح متمنکر برای شناسایی برنامه‌های اینترنتی بدست می‌آورد، با تضمین حریم خصوصی.

* کار [129] یک مدل فدره‌ای افقی بین‌سازمانی برای TC با استفاده از ویژگی‌های زمانی مبتنی بر جریان ساخت. چارجوب FL پیشنهادی عملکردی مشابه یک مدل DL متمنکر برای شناسایی برنامه‌های اینترنتی دارد، بدون نشت حریم خصوصی.

* در [130] یک رویکرد نوآورانه با استفاده از یادگیری نیمه‌نظری فدره‌ای برای طبقه‌بندی ترافیک شبکه طراحی شد. سورهای فدره‌ای و چندین کلاینت باهم برآموزش یک مدل طبقه‌بندی جهانی کار می‌کنند، جایی که داده‌های بدون برچسب در کلاینت و داده‌های برچسب خودده در سرور استفاده می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که این روش حریم خصوصی کاربران را بدون نیاز به اشتراک حجم زیادی از داده‌های برچسب خودده حفظ کرده و وقت خوبی بدست می‌آورد.

B. مدیریت منابع

تخصیص توان و منابع همچنان چالش‌های حیاتی بی‌سیم باقی مانده‌اند، بدلیل نیاز به منابع بیشتر. بهینه‌سازی یک...

برای تشخیص کاربران موجود تحت حداقل پهنای باند ارتباطی استفاده می‌کند. نتایج اولیه نشان می‌دهد که الگوریتم‌های طبقه‌بندی طیف پیشرفته در محیط FTL بهتر از تکنیک‌های سنتی عمل می‌کنند. در [124] نویسنده‌گان مسئله اشتراک طیف در شبکه‌های خودرویی با تحرک بالا را با استفاده از روش FTL بررسی کردند. آن‌ها ابتدا اشتراک منابع را به عنوان یک مسئله پادگیری تقویتی چندامالی مدل‌سازی کردند، که سپس با استفاده از روش شبکه Q عمیق مبتنی بر اثراگشت حل شد، روشنی که برای پیاده‌سازی توزیع شده مناسب است. نتایج نشان می‌دهد که با یک سیستم پاداش و فرآیند آموزشی طراحی شده مناسب، فرستنده‌های خودرو به خودرو از تعاملات خود با محیط ارتباطی یاد می‌گیرند. نویسنده‌گان یک استراتژی مؤثر برای همکاری بهصورت توزیع شده توسعه دادند، و بدین ترتیب عملکرد سطح سیستم را با استفاده از اطلاعات محلی بهینه کردند.

H. خلاصه

در این بخش، طرح‌های مبتنی بر FL موجود که کیفیت ارتباط و شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPIs) را برای لایه‌های فیزیکی و MAC در سیستم‌های ارتباطی بی‌سیم بهبود می‌دهند بررسی کردیم. درس‌های آموخته‌شده از این بخش عبارتند:

- ادغام FL در لایه‌های PHY و MAC از قابلیت‌های منحصر به فرد FL برای بهینه‌سازی فرآیندهای ارتباط بی‌سیم بهره می‌گیرد، و کارایی، قابلیت اعتماد و عملکرد را ارتقا می‌دهد.

- رویکردی نوآورانه است که نحوه عملکرد شبکه‌های بی‌سیم را در سطح بنیادی بازتعریف می‌کند، مانند تشخیص سینگال، تخفین کانال، بیم فورمینگ، بهینه‌سازی RIS، دسترسی به کانال، و اشتراک طیف؛ در حالی که برخی معابر مانند پیجیدگی مدل/داده/سخت افزار، کارایی ارتباطی، و دقت یادگیری را نیز به همراه دارد.

جدول V خلاصه‌ای از مشارکت‌های اصلی و مزایا و معایب آن‌ها را نشان می‌دهد.

V. یادگیری فدره‌ای در لایه شبکه (NET Layer)

استفاده از FL در لایه شبکه رویکردی حفظ‌کننده حریم خصوصی، کارآمد و مقیاس‌پذیر برای ML ارائه می‌دهد. این رویکرد چالش‌های ناشی از داده‌های توزیع شده و حساس را برطرف می‌کند، در حالی که نیازهای تأخیر کم و تحمل خطأ در سیستم‌های شبکه‌ای را نیز پوشش می‌دهد. FL در چندین وظیفه به کار گرفته می‌شود، مانند مدیریت منابع، پیش‌بینی رفتار

Ref	Application	Benefits	Drawbacks
[97]-[99]	Symbol / Signal Detection	Learning collaboratively to clear the received symbols, without the need for channel estimation stage or gathering raw data	Need deep ML models for better performance
[103], [104]	Channel Estimation	Ability of each user to estimate its channel with less transmission overhead	Heavy computation resources due to the labeling phase of the channel data
[110], [111], [113]	Beamforming	Dynamic beamforming and antenna configurations for optimal signal transmission, improving coverage and reducing interference	Sub-optimum performance and complex labeling
[103], [115], [116]	RIS	Achieving high speed convergence in high dimension and complex environment	Only RIS beamforming is performed
[107], [108]	CSI prediction	Estimating the accurate CSI when the RF chains or sensors are not equipped on the RIS while preserving users' privacy	Need to maximize the training performance and the heterogeneous data should be taken into consideration
[120]-[122]	Channel Access	Tuning automatically individual protocol parameters while improving the convergence speed and communication delay	The impact of CSI estimation error on the performance needs to be studied.
[123], [124]	Spectrum Sharing	Improving spectrum sharing efficiency by learning in a distributed way from local information, without requiring the entire data	Need to collect more real data to analyze the true potential of FL in spectrum sharing

TABLE V
SUMMARY OF FL-BASED CONTRIBUTIONS AT PHY/MAC LAYERS.

* [132] و [133] از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای حل مسائل بهینه‌سازی منابع مرتبط با رایانش لایه‌ای موبایل (MEC) استفاده کردند.

با این حال، ارسال تمام اطلاعات محلی به یک کنترل کننده مرکزی در شبکه‌های بالون ارتفاع بالا (HAB) مجهز به MEC غیرعملی است، زیرا انتقال مجموعه داده‌های محلی منجر به مصرف

کارایی طیفی و اتصال در شبکه‌های چندسلولی به طور اجتناب‌ناپذیر منجر به مسائل تخصیص منابع غیرمحبب می‌شود، که معمولاً با روش‌های پایه‌ای مانند تقریب متوالی محدب و نظریه تطبیق مدیریت می‌شوند. برای رفع پیجیدگی بالا و غیرعملی بودن رویکردهای سنتی، نویسنده‌گان

D. پیش‌بینی تحرك / مکان کاربر

به دلیل نیازهای متعدد کیفیت خدمات (QoS)، رفتار کاربر و عملکرد شبکه بی سیم برای توسعه و ارزیابی برنامه‌ها و فرستهای خدماتی جدید حیاتی شده‌اند. استراتژی FL در چندین موقعیت برای پیش‌بینی رفتار کاربران و به حد اکثر رساندن کیفیت تحریک (QoE) نویدیخش است.

بر اساس پیش‌بینی‌های تحرك، اطلاعات پیشتری درباره شبکه فراهم می‌شود: کاربران به طور پویا یک زیرکانال برای آپلود داده در Uplink انتخاب می‌کنند، به طور پویا چندین زیرکانال را به چندین کاربر در Downlink تخصیص می‌دهند، و چندین کاربر که یک زیرکانال مشترک دارند از NOMA یا Full-Duplex استفاده می‌کنند.

به دلیل ماهیت حساس به حریم خصوصی فعالیت‌های کاربران، رویکردهای موجود پیش‌بینی مکان [143] بر ذخیره‌سازی متمنکر داده‌های تحرك کاربران برای آموخته مدل تکیه دارند، که نگرانی‌ها و خطرات حریم خصوصی ایجاد می‌کند. FL پتانسیل آن را دارد که ویژگی‌های پیش‌بینی را روی گوشی‌های هوشمند فعال کند بدون آنکه کاهش یابد با اطلاعات خصوصی نشست کند.

• نویسنده‌گان [146] یک مدل FL تطبیقی به عنوان روشی غیرمتمنکر برای پیش‌بینی تحرك ارائه کردند. آن‌ها یک مدل FL شخصی‌سازی شده را با شبکه توجه ترکیب کردند تا مکان کاربر را به صورت امن پیش‌بینی کنند. این رویکرد از اطلاعات رفتاری کاربران این‌جهه برای آموخته مدل‌های دقیق پیش‌بینی تحرك استفاده می‌کند و نیاز به ذخیره‌سازی متمنکر را حذف می‌نماید.

• کار [147] چارچوبی برای پیش‌بینی سیمی حرکت انسان با حفظ حریم خصوصی ارائه کرد تا عملکرد پیش‌بینی امیدوارکننده‌ای به دست آورده در حالی که داده‌های شخصی روی دستگاه‌های محلی باقی می‌مانند. بر اساس مدل تمرک DL، هیچ داده خصوصی به سرور مرکزی بارگذاری نمی‌شود؛ تنها پارامترهای مدل به روزرسانی شده ارسال می‌شوند که شکستن آن‌ها دشوار بوده و امنیت پیشتری دارند.

• نویسنده‌گان [148] نشان دادند که FL برای وظایف تشخیص فعالیت انسانی (HAR) مدل‌هایی تولید می‌کند که دقیق پایین‌تر اما قابل قبول نسبت به تکنیک‌های متمنکر دارند. اخیراً از آن در چندین کار و در شبکه‌های خودرویی mmWave برای تحرك پیش‌دستانه استفاده شده تا اطلاعات موقعیت کاربر حفظ شود، باز ارتقا کاهش یابد و فرکانس کمتر شود.

• نویسنده‌گان [149] رویکرد FL شخصی‌سازی شده سلسه‌مراتبی (HPFL) را به عنوان یک چارچوب عمومی کلاینت-سرور نوآوانه پیشنهاد کردند تا FL را در مدل‌سازی کاربران با کلائنت‌های ناسازگار به کار گیرند. FL سنتی مدل‌های کامل کاربران را بدون تبعیض جمیع و به روزرسانی می‌کند، اما HPFL تلاش می‌کند اجزای مختلف مدل‌های ناهمگون را به طور مستقل تقسیم و پردازش کند.

اطلاعات مکانی یک توانمندساز خدمات برای طراحی، عملیات و پیوپیه‌سازی شبکه‌های ارتباطی است [150]. یک چارچوب جدید برای مکان‌یابی مشارکی و پردازش داده‌های مکانی است که در [151] پیشنهاد شد. این رویکرد مسئله حریم خصوصی در مکان‌یابی هدف و پردازش داده‌های مکانی را در همکاری با سیاری از کاربران موبایل به خوبی حل می‌کند.

مزایای رویکرد فرده‌ای عبارتند از:

• کارایی در مدیریت مسئله حریم خصوصی داده‌ها، که به کاربران موبایل اجازه می‌دهد اطلاعات مرتبط با مکان را به طور این‌مبالغه کنند.

• همکاری میان کاربران موبایل تلاش‌های کالیبراسیون را تسهیل می‌کند.

• تلفن‌های همراه به پلتفرم‌هایی توانمند برای انجام محاسبات پیچیده تبدیل می‌شوند.

کار [152] رویکرد دیگری مبنی بر FL برای بهبود دقت مکان‌یابی مبتنی بر اثراگذشت قدرت سیگنال دریافتی ارائه کرد، در حالی که حریم خصوصی شرکت‌کنندگان Crowdsourcing

انرژی قابل توجیهی می‌شود. در این راستا، FL به دستگاه‌های پراکنده اجازه می‌دهد تا به طور مشترک یک مدل ML را با اشتراک پارامترهای آموخته دیده با سایر دستگاه‌ها آموخت دهد، به جای ارسال مجموعه داده‌های عظیم.

نویسنده‌گان [134] این مشكل را با استفاده از یک FL مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای تعیین ارتباط کاربر به صورت پیش‌دستانه حل کردند. روش پیشنهادی به هر HAB اجازه می‌دهد تا به طور مشترک یک مدل SVM بسازد تا همه ارتباطات کاربران را بدون انتقال وظایف محاسباتی یا ارتباطات تاریخی کاربران به سایر HAB‌ها تعیین کند. مدل SVM رابطه بین ارتباط کاربر آینده و اندازه داده وظیفه‌ای که هر کاربر باید در بازه زمانی جاری پردازش کند را تحلیل می‌کند تا ارتباط کاربر را به صورت پیش‌دستانه تعیین کند. با پیش‌بینی ارتباط بهینه کاربر، توالی خدمات و تخصیص وظیفه مصرف انرژی و زمان همه کاربران را ۱۶.۱٪ نسبت به روش متمنکر سنتی کاهش می‌دهد.

در [135] نویسنده‌گان تخصیص توان توزیع شده برای کاربران لبه در شبکه‌های بی سیم غیرمتمنکر را بررسی کردند. مدل پیشنهادی (FL-CA) هدف دارد مصرف توان را به حداقل برساند در حالی که نیازی نداشته باشد. آن‌ها یک مدل FL شخصی‌سازی شده را با شبکه توجه ترکیب کردند تا مکان کاربر را به صورت امن پیش‌بینی کنند. این رویکرد از اطلاعات رفتاری کاربران این‌جهه برای آموخته مدل‌های بازیگر معتقد محلی اتخاذ کرده و سپس گردابیان‌ها و وزن‌های تولیدشده توسط شبکه بازیگر را در فواصل منظم به BS برای جمیع اطلاعات ارسال می‌کنند. علاوه بر این، نویسنده‌گان الگوریتم افزایش فرده‌ای را اتخاذ کردند که از شبکه مولد تخصصی Wasserstein (WGAN) برای افزایش داده استفاده می‌کند تا مدل پیش‌بازیزناشی از نشت داده‌ها برهوف شود. این الگوریتم به هر دستگاه امکان می‌دهد با استفاده از یک مدل مولد WGAN با فردا داده را تکمیل کند تا به یک مجموعه داده آموخته i.i.d. برسد، که باز ارتباطی را نسبت به تبادل مستقیم نمونه‌های داده کاهش می‌دهد.

در [136] نویسنده‌گان یک چارچوب تخصیص منابع کانالی مبتنی بر یادگیری تقویتی فرده‌ای (FRL) برای شبکه‌های بی سیم فوق‌متراکم G5 و 5G پیشنهاد کردند و تخفین‌های یادگیری مشارکتی را برای همگرایی سریع‌تر مطرح نمودند. نتایج نشان می‌دهد که مدل FRL طراحی شده برتر از یادگیری تقویتی غیر فرده‌ای است.

C. شبکه دسترسی رادیویی (RAN)

شبکه دسترسی رادیویی (RAN) بخش پیش‌بینی یک سیستم مخابراتی موبایل است که داده‌های کاربران در آن حساس بوده و مشمول مقررات سخت‌گیرانه حریم خصوصی هستند. رویکردهای ML متمنکر نگرانی‌های حریم خصوصی را به دلیل تجمعی داده‌ها خام فراهم می‌کنند. امکان آموخته مدل محلی روی دستگاه‌ها را بدون اشتراک داده‌های خام فراهم می‌کند، و در عین حال حریم خصوصی کاربران را حفظ کرده و به روزرسانی‌های مدل جمعی را ممکن می‌سازد.

یادگیری تقویتی عمیق در [140] و چالش‌های مرتبط در محیط چند اپراتور شبکه مجازی موبایل (MVNOs) مورد بحث قرار گرفت. نویسنده‌گان یک مکانیزم یادگیری تقویتی عمیق فرده‌ای روی O-RAN معماري کردند تا عملیات تخصیص منابع رادیویی MVNO بهترین روش RAN پیشنهادی تخصیص بهتر منابع رادیویی موردنیاز را برای برآورده‌سازی الزامات QoS کاربران از نظر تأخیر و نزد داده امکان پذیر می‌سازد.

کار [141] یک چارچوب نوآوانه‌ی تخلیه محتوای پیش‌دستانه آگاه از تحرك و تقاضا (MDPCO) مبتنی بر FL پیشنهاد کرد که از راهبردهای یادگیری تقویتی شده بهره می‌گیرد و از اطلاعات تحرك و تقاضای کاربران برای تخلیه محتوای پیش‌دستانه استفاده می‌کند. کارایی MDPCO عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های محلی و مبتنی بر ابر نشان می‌دهد. نویسنده‌گان [142] یک الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق فرده‌ای طراحی کردند تا چندین APP مستقل را در O-RAN برای هم‌اچ‌نگ کنند. آن‌ها دو توسعه دادند: یکی برای Network Slicing کارایی بیشتری داشتند. تا کارایی یادگیری را افزایش داده و کنترل توان و دیگری برای تخصیص منابع مبتنی بر Slice. تا کارایی یادگیری را افزایش داده و عملکرد شبکه را بهبود دهند.

F. پیشنهاد مسیریابی

مسیریابی پیشنهاده از قدرت هوش مصنوعی برای ارزیابی مداوم داده های بلاذرنگ و پیش بینی نتایج استفاده هی کند. پیشتر تکنیک های ML موجود برای هدایت انتخاب های مسیریابی و کنترل ترافیک ضروری هستند، اما به ندرت بر شبکه های جالش برانگیز تعریف می کنند، شبکه هایی که با شرایط متغیر دائمی و حجم قابل توجهی از ترافیک تولید شده توسط دستگاه های لبه مشخص می شوند. چندین سیستم FL برای حل این مشکلات و پیشنهاد تصمیمات مسیریابی در سیاریوهای جالش برانگیز پیشنهاد شده اند.

برای افزایش عملکرد و تسهیل مقیاس پذیری برنامه های داده محور، نویسنده [165] یک معماری فدره ای برای مسیریابی پیشنهاده در داخل یک شبکه لبه توزیع شده طراحی کردن. آن ها یک مدل انتخاب مسیر نوآوانه برای پیش بینی بهترین مسیر با استفاده از LSTM پیشنهاد کردن. هنگامی که بار اوج پیش بینی می شود، کنترل کننده از این اطلاعات برای تنظیمات مسیریابی استفاده می کند. با به کار گیری FL، همه کنترل کننده ها دید جهانی از زیرساخت به دست می آورند در حالی که اطلاعات نسبتاً کمی مبادله می شود، که به سازمان ها کمک می کند پهنای باند را برای ترافیک برنامه حفظ کند.

نویسنده [166] راهبردهای مسیریابی و کشینگ آگاه از تحرك برای شبکه های سلولی کوچک متراکم بر اساس چارچوب FL توسعه دادند تا جایگذاری کش را بهینه کرده و هزینه شبکه را به حداقل برینند. آن ها ابتدا کل منطقه جغرافیابی را به بخش های کوچک تقسیم کردن، هر بخش با یک BS کوچک (SBS) و سیاری از کاربران تحریر (MUs). آن ها یک راهبرد فدره ای برای مسیریابی و پادگیری محبویت پیشنهاد کردند که در آن ها به طور مشترک مسیریابی و ترجیحات MUs خود را باد می گیرند و تصمیمات کشینگ اتخاذ می کند.

در [167] نویسندهان یک برنامه مسیریابی غیرمتهمک روی شبکه های حمل و نقل و استهه به زمان با استفاده از FL ایجاد کردن تا مدل های پیش بینی مشترک را به صورت آنلاین یاد بگیرند. همه مسیریابی در لبه شبکه در خدمات ابری کنار جاده خصوصی انجام می شود، جایی که دسترسی به خدمات ابری خارجی متنابع فرض می شود. این سیستم از انتقال پرهزینه داده های خام بین فرآیندها جلوگیری می کند.

G. پهپاد (UAV)

تکیب هوش مصنوعی و وسائل هوایی بدون سرنشین (UAVs)، که معمولاً به عنوان پهپاد شناخته می شوند، نویسندگان این روش را برای صنایع و کاربردهای مختلف دارد. با این حال، جالش هایی مرتبط با مقررات، اینمنی، حریم خصوصی، امنیت و پیجیدگی ایجاد می کند. FL یک کاربرد نوظهور و نویدبخش است که حفظ حریم خصوصی، تأخیر کم، سربار ارتباطی پایین، و پادگیری بلاذرنگ را باقابلیت های UAV ها ترکیب می کند.

* کار [169] یک مدل احراز هویت پهپاد مبتنی بر FL با پیشگی های RF پهپادها در شبکه های IoT ارائه کرد. معماری شبکه عصی عمیق (DNN) استفاده شد، با بهینه سازی گردیدن کاشهایی تصادفی که به صورت محلی روی پهپادها انجام می شود. نتایج نشان داد که مدل احراز هویت فدره ای پهپاد نزدیکی نیست واقعی بالایی در طول احراز هویت پهپاد به دست می آورد و عملکرد بهتری نسبت به سایر سیستم های ML دارد.

* مطالعه [170] از FL برای تسهیل حس کردن حفظ کننده حریم خصوصی و پادگیری مشارکتی در خدمات UAV استفاده کرد. این کار طراحی تطبیق قرارداد چند بعدی را پیشنهاد کرد که هدف آن تطبیق UAV بهینه با زیر منطقه حس کردن است، در حالی که ناهمگنی UAV ها در نظر گرفته می شود.

* نویسندهان [171] یک FL شخصی سازی شده سلسله مراتبی تو در تو پیشنهاد کردند، یک چارچوب جامع ML توزیع شده برای آموزش مدل شخصی سازی شده در سراسر سلسله مراتب شبکه هسته رهبر کارگر. این روش از اشتراک داده ها در میان خوشه های دستگاه برای ایجاد مدل های محلی متناسب استفاده کرد.

حفظ می شود. ایده اصلی این روش نوآوانه آن است که داده های محلی در همانجا که تولید می شوند باقی مانند و تنها مدل های محلی در طول فرآیند پادگیری منتقل شوند. هنگامی که به عنوان تقویت کننده برای پادگیری متوجه استفاده شد، رویکرد پیشنهادی دقت مکانیابی را به میزان 1.8 متر بهبود داد و هنگامی که به تهیه ای استفاده شد، دقت مکانیابی رضایت بخشی بدست آورد.

نویسندهان [153] از FL برای تشخیص فعالیت انسانی (HAR) استفاده کردن که به هر کاربر شکی استخراج ادراکی (PEN) طراحی کردن به عنوان استخراج کننده و پیشگی برای هر کاربر تا ویژگی های کافی از داده های HAR را ثبت کرد. PEN شامل یک شبکه و پیشگی برای کشف ویژگی های محلی و یک شبکه رابطه (ترکیبی از LSTM و مکانیزم توجه) است که مسئول استخراج روابط جهانی پنهان در داده ها می باشد.

E. پرش شبکه (Network Slicing)

پرش شبکه امکان تغییر از یک شبکه به عنوان پیکربندی زیرساخت به یک شبکه به عنوان سرویس را فراهم می کند تا طیف وسیعی از خدمات هوشمند G5 و G6 با نیازهای مختلف پیشنهادی شوند. با ادغام FL در پرش شبکه، ارائه دهندهان خدمات مخابرات و اپرаторهای خدمات پتانسیل خدمات شخصی سازی شده را آزاد می کنند، در حالی که حریم خصوصی داده ها و عملکرد شبکه حفظ می شود. با افزایش تقاضا برای خدمات قابل سفارشی سازی و امن، ترکیب FL و پرش شبکه اختیال انداخته ممکن در آینده مخابرات ایفا خواهد کرد.

* نویسندهان [158] ادغام یک چارچوب FL با سیستم های لبه موبایل را پیشنهاد کردن تا عامل های پادگیری Q دوگانه عمیق را در لبه شبکه برای تصمیمات کشینگ و تخلیه محاسبات آموزش دهنده، در حالی که حریم خصوصی کاربران حفظ می شود. سیستم «In-Edge AI» از زیراکی شد و نشان داد که توانایی دستیابی به عملکرد نزدیک به پیشنهاد را دارد، در حالی که سیستم شناختی و سازگار با شبکه های ارتباطی موبایل باقی می ماند.

* در [159] نویسندهان یک رویکرد مبتنی بر FL برای بهبود راهبرد تخصیص منابع در اینترنت اشیاء صنعتی جندگانه توسعه دادند.

این پیشنهاد نوآوانه ای پادگیری Q فدره ای عمیق شامل تخصیص منابع پرش های اینترنت اشیاء (IoT) از نظر توان انتقال و فاکتور گسترش بر اساس الزامات QoS پرش ها است.

نویسندهان [160] از FL برای پیش بینی شاخص های کلیدی عملکرد (KPIs) خدمات محور پرش ها استفاده کردن، به گونه ای که داده های خام در محل تولید باقی می مانند و تنها مدل های محلی کاربران به موجودیت مرکزی برای تجمع ارسال می شوند. نتایج به دست آمده کارایی رویکرد طراحی شده را در دستیابی به دقت پیش بینی خوب در حالی که مسائل حریم خصوصی رعایت می شوند نشان داد.

با هدف بهبود توان عملیاتی شبکه و کاهش هزینه جابجایی (Hand-off)، نویسندهان [161] یک طرح کارآمد برای ارتباط دستگاه ها در RAN طراحی کردن، با پیشگیری از یک چارچوب ترکیبی FRL. دو سطح تجمعی برای مسئله ارتباط دستگاه ها پیشنهاد شد:

* یکی شامل همان نوع خدمات برای تجمعی مدل های یارامتر محلی به منظور اشتراک نمونه های مشابه؛

* دیگری مربوط به انواع مختلف خدمات برای تجمعی و پیشگیری های دسترسی و اتخاذ تصمیم جهانی بهینه درباره پرش شبکه و انتخاب BS.

نویسندهان [162] پرش شبکه توزیع شده برای G5 را بررسی کردن. آن ها یک چارچوب نوآوانه حول یک هماهنگ کننده فدره ای در صفحه کنترل معرفی کردند. این موجودیت مسئول هماهنگی منابع طیف و محاسبات است، بدون نیاز به تبادل داده های شخصی با اطلاعات منابع از BS محلی. این چارچوب زمان پاسخ خدمات را برای هر دو سرویس پیشنهادی شده به طور قابل توجهی کاهش می دهد، به ویژه در مقایسه با پرش شبکه ای که تنها یک منبع دارد.

هر UAV یک مدل FL محلی را بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده خود آموزش داده و سپس آن را به UAV رهبر ارسال می‌کند: UAV رهبر مدل‌های دریافت شده را تجمع کرده، یک مدل فردای جهانی تولید می‌کند و دانش را از طریق شبکه درون‌دسته‌ای به پیروان منتقل می‌کند.

* در [174] نویسنده‌گان سیستم‌های چند-UAV کمک‌گفته از FL را برای طبقه‌بندی وظایف در ساریوهای اکتشافی پیشنهاد کردند. ابتدا آموزش محلی توسط هر UAV با تکیه بر تصاویر جمع‌آوری شده محلی انجام می‌شود؛ مدل توسعه‌یافته از آموزش محلی سپس منتقل می‌شود به

- * در [172] یک چارجوب FL امن برای MCS کمک‌گرفته از UAV ارائه شد. ابتدا سه حمله پیشنهاد شد و اقدامات مقابله‌ای مرتبط برای اینمن‌سازی یادگیری مشارکتی UAV‌ها بررسی شد. سپس، یک رویکرد FL با استفاده از شبکه بلاک‌چین توسعه یافت تا مشارکت‌های UAV به طور اینمن ذخیره و ردیابی شوند، در حالی که تبدیل مدل محلی میان UAV‌ها محافظت شود. در نهایت، یک مکانیزم اشتراک مدل محلی حفظ‌کننده حریم خصوصی توسعه یافت تا UAV‌ها با دقت تجمع بالا محافظت شوند.

- * نویسنده‌گان [173] یک معماری نوآوانه برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری توزیع شده در داخل یک دسته UAV پیشنهاد کردند که شامل یک UAV رهبر و چندین UAV پیرو است.

Ref	Application	Benefits	Drawbacks
[128]–[130], [168]	Traffic Classification	Safely classifying internet traffic as well improving the accuracy of packet transmission	More improvements are needed to deal with complex data and information security
[134]–[136]	Resource management	FL facilitates adaptive resource allocation, distributing bandwidth, power, and other resources intelligently across network nodes	Need more evaluations by considering for practical applications
[140]–[142]	Radio access network	Satisfy users' QoS requirements in terms of delay and data rate	Need more enhancement privacy beyond what FL inherently promotes
[146]–[149], [151]–[153]	User mobility/location prediction	Enabling predictive features on smartphones without diminishing the QoE or leaking private information	Mobile terminals should be able to process a modest amount of data and perform analysis with FL frameworks
[158]–[162]	Network slicing	Offering significant improvement on service latency performance for all supported services	Updating local models with high frequency increases the network overhead and consumes network and computing resources
[165]–[167]	Routing optimization	Optimizing routing for challenging scenarios while avoiding costly transfer of raw traffic data and reducing bandwidth stress	Need more travel time improvement and grid prediction models to mitigate the impact of errors on user trips
[169]–[175]	UAV flying networks	Handling target challenges in UAV systems as well as operating at a considerably lower communication cost	Need to accelerate the strategy-making process and the resource allocation should be optimized
[176], [177]	Underwater Networks	Enhancing underwater communication systems performance with high transmit power and secure underwater scenarios	The learning process should be more accelerated and applied in real scenarios
[178]–[183]	Cloud/Fog computing	Achieving less energy consumption to make full use of the big data in both cloud and fog computing	The training efficiency has to be enhanced as well as optimizing some critical parameters

TABLE VI
SUMMARY OF FL-BASED CONTRIBUTIONS AT NET LAYER.

نویسنده‌گان [176] یک الگوریتم نوآوانه یادگیری تقویتی عمیق چندعامی پیشنهاد کردند تا تغییرات غیرمنتظره محیط هوشمند اقیانوس و عدم اعتمادبندی کانال را حذف کنند. ابتدا هر دستگاه آموزش DL توزیع شده را با داده‌های شخصی خود انجام می‌دهد و خروجی را در یک استگاه مرکزی تجمع می‌کند. سپس، ماشین‌مرکزی راه حل‌های بینه‌جهانی را محاسبه کرده و نتایج را به شرکت‌کنندگان مرتبط توزیع می‌کند.

برای Ocean of Things، نویسنده‌گان [177] یک چارجوب همکاری رادیویی آکوستیک تقویت شده با متابادگیری فردای توسعه دادند که از داده‌های توزیع شده در میان گره‌های سطحی برای آموزش گیرنده DL در زمینه شبکه‌های بی‌سیم با زمان‌بندی تصادفی استفاده می‌کند. این رویکرد امکان سازگاری یادگیری انتقالی توزیع شده با مجموعه داده‌های جدید را فراهم می‌سازد.

I. رایانش ابری/مه (Cloud/Fog Computing)

اگرچه رایانش ابری در بسیاری از کاربردها یک پلتفرم قدرتمند محاسباتی محسوب می‌شود، اما در ساریوهایی با الزامات سخت گیرانه مانند پهنای داده و خودروهای خودران که نیازمند تأخیر کم و حفظ حریم خصوصی هستند با مشکلاتی مواجه می‌شود. FL برای آموزش مدل‌های ML روی دستگاه‌های موبایل نویدهخش است، در حالی که محدودیت‌های محاسباتی، ذخیره‌سازی، انرژی و پهنای باند رعایت می‌شوند.

در نهایت، یک مدل جهانی در GFC روی کانال‌های محوشده ساخته شده و به هر UAV برای بروزرسانی مدل محلی بعدی ارسال می‌شود. این چارجوب با هزینه ارتاطی به طور این‌طور سنتی عمل می‌کند. کارایی آموزش باید افزایش پادخانه و برخی پارامترهای حیاتی پیشنهاد شوند؛ این رویکرد عملکرد توان عملیاتی را در ساریوهای زیرآبی به طور مؤثر ارتقا می‌دهد.

یک راه حل نویدهخش برای شبکه‌های ادھار پروازی (FANET) [175] است. نویسنده‌گان FL یک مهاری امنیتی مبتنی بر FL برای تشخیص حملات جیمینگ در دستگاه‌ها طراحی کردند. آن‌ها یک تکنیک اولویت‌بندی گروه کلاینت‌ها با استفاده از نظریه Dempster–Shafer اضافه کردند، که به گره تجمع‌کننده اجزاء می‌دهد گروه‌های کلاینت بهتر را برای محاسبه بهروزرسانی جهانی شناسایی کردند.

H. شبکه‌های زیرآبی

ارتباطات بی‌سیم زیرآبی نوع دیگری از ارتباطات بی‌سیم است که در آن سیگنال‌های آکوستیک از طریق کانال زیرآبی اطلاعات دیجیتال را ارسال می‌کنند. تلاش‌های زیادی برای ارتقای عملکرد سیستم‌های ارتباطی زیرآبی با استفاده از ML، DL و تکنیک‌های یادگیری انتقالی انجام شده است. با این حال، راه اندازی شبکه‌های زیرآبی چالش‌برانگیز است، زیرا تأخیر انتشار بالا و توان انتقال زیاد نسبت به شبکه‌های بی‌سیم فضای آزاد هوایی دارد. مکانیزم FL به عنوان روشی من برای آموزش جمعی مدل‌های ارتباطی زیرآبی نویدهخش است.

لایه‌های کاربرد و انتقال آخرين اجزای مدل OSI هستند که پروتکل‌های مشترک و روش‌های رابطه مورد استفاده میزبان‌ها در یک شبکه ارتباطی را مشخص می‌کنند. FL به طور قابل توجهی مدیریت چالش‌های لایه کاربرد در شبکه‌های ارتباطی بی‌سیم را بهبود می‌دهد. در این بخش، بررسی عمیقی از مشارکت‌های اخیر FL در زمینه لایه‌های کاربرد و انتقال ارائه می‌گردد.

FL برای ارتقای عملکرد و کارایی پروتکل انتقال داده و پروتکل کنترل انتقال (TCP) که برای انتقال داده قابل اعتماد روی اینترنت استفاده می‌شوند، به کار گرفته می‌شود. این رویکرد چندین سمت دارد، از جمله بهبود کنترل ازدحام، مدیریت شبکه، و بهینه‌سازی پروتکل [193].

برای ارتقای عملکرد اینترنت خودروها، نویسندهان [194] یک چارچوب FL حفظ‌کننده‌ی حریم خصوصی پیشنهاد کردند که اتصال فرآگیر میان خودروها را تضمین می‌کند و یک مکانیزم محلی برای پراورده‌سازی الزامات قابلیت اعتماد و تأخیر ارائه داد. این کار یک چارچوب ریاضی معرفی کرد که احتمال از دست رفتن بسته TCP و تأخیر را برای خودروها زمانی که کانال‌های بی‌سیم دچار سطوح مختلف از دست رفتن و تأخیر انتقال می‌شوند، به طور دقیق تخمین می‌زند.

نویسندهان [195] از FL برای مطالعه عملکرد جریان‌های TCP مركب بلندمدت (C-TCP) WiFi صنعت 4.0 استفاده کردند. آن‌ها یک مدل تحلیلی نوآوانه توسعه دادند تا اثرات برخوردها، از دست رفتن‌های بی‌سیم، و از دست رفتن‌های بافر AP را روی WiFi با جریان‌های دوطرفه برسی کنند. نتایج نشان می‌دهد که رادیوی شناختی و FL عملکرد سناریوهای صنعتی متعدد را به طور قابل توجهی ارتقا می‌دهند.

B. محاسبات توزیع شده و مشارکتی

محاسبات توزیع شده پارادایمی است که در آن عناصر یک سیستم نوآفزاری در میان چندین رایانه نویزی می‌شوند، اما به طور جمعی به عنوان یک سیستم پکارچه عمل می‌کنند. این راهبرد برای ارتقای کارایی و عملکرد به کار گرفته می‌شود. ترکیب AI و محاسبات توزیع شده چالش‌های در مدیریت داده و ارتباط یافتن گردها ایجاد می‌کند. پارادایم FL برای مدیریت این سیستم‌های محاسبات توزیع شده استفاده می‌شود، با آموختن یک مدل مشترک به صورت مشارکتی در حالی که همه داده‌ها را دستگاه‌های خود باقی می‌مانند.

در [196] نویسندهان یک چارچوب دفاعی محاسبات توزیع شده برای جامعه پایدار طراحی کردند، با ترکیب FL و بلاک‌چین برای حفظ حریم خصوصی و آزادسازی پتانسیل کامل ML در محیط‌های محاسبات توزیع شده. نتایج در مقایسه با رویکردهای سنتی از نظر دقت و خطای امیدوارکننده هستند.

اخيراً، محاسبات مشارکتی به عنوان یک پارادایم نوظهور در حوزه راهبردهای توزیع شده مطرح شده است. این رویکرد حول همکاری و هم‌افزایی میان گره‌های محاسباتی مختلف برای دستیابی به عملکرد و کارایی سیستم ارتباقی‌افته می‌خرد. این رویکرد از هوش جمعی و منابع اجزایی مفروض برخود می‌گيرد و راه را برای راه حل‌های نوآوانه‌ای که چالش‌های پیچیده را برطرف می‌کنند هموار می‌سازد.

در [197] نویسندهان یک چارچوب FL نوآوانه معرفی کردند که از همکاری دستگاه‌هایی که عملیات داده را در داخل شبکه انجام می‌دهند بهره می‌گیرد، با تکرار محاسبات محلی و تعاملات متقابل از طریق روش‌های مبتنی بر اجماع. این روش راه را برای ادغام G5 و فراتر از آن هموار می‌کند، که با اتصال و محاسبات غیرمشترک شخص می‌شود.

C. جمع‌سپاری / حس‌سپاری

جمع‌سپاری پتانسیل بالايی برای انجام وظایف محاسباتی دارد، به دليل تواناني آن در جمع آوری سریع اطلاعات [198]. FL برای پياده‌سازی اینم جمع‌سپاری استفاده می‌شود. محاسبات جمع‌سپاری شامل آموختن مدل‌های ML با استفاده از داده‌های غیرمشترک از چندین سرور است، بدون انتقال داده‌ها به یک مکان مرکزي. این کار به محافظت از داده‌های حساس کمک می‌کند در حالی که يادگيری و تحليل به اشتراك گذاشته می‌شود.

در [178] نویسندهان یک چارچوب FL بسيار کارآمد با حفظ حریم خصوصی قوی در رایانش ابری را ارائه کردند. به جای روش‌های تردیق نویز، یک پروتکل رمزگاری سبک‌وزن به کار گرفته شد که هم حریم خصوصی اثبات‌شده و هم کارایی مطلوب مدل را فراهم می‌کند. اين رویکرد آموختن امن را برای يادگيری از همه داده‌های موجود فراهم می‌سازد.

رویکردهای موجود FL برای کاربردهای IoT مبتنی بر ابر به نتایج پيش‌بياني دقیق تر نيز دارند. نویسندهان [179] یک معماری مشارکتی ارائه کردند که مدل‌های DNN را در میان ابر و دستگاه‌های IoT مستقر می‌کند. آن‌ها طرح‌های آموختن دو مرحله‌ای و هم‌استنتاجی طراحی کردن تا دقت پيش‌بياني دستگاه‌های IoT منفرد را با استفاده از داده‌های اندک بهبود دهد.

شاخص‌های بزرگ در ابر مستقر شده‌اند و زمان استنتاج متوسط را کاهش می‌دهند. یک سیستم سلسه‌مراتبی کلاینت-لبه-ایبر مبتنی بر الگوریتم HierFAVG در [180] ارائه شد که به چندین سرور لبه اجازه می‌دهد تجمع جزئی مدل را انجام دهد. این چارچوب به طور همزمان زمان آموختن مدل و مصرف انرژی دستگاه‌های انتهاي را نسبت به FL سنتی مبتنی بر ابر کاهش می‌دهد.

برای بهره‌برداری كامل از رایانش مه و هوش مصنوعی [192]، یک پارادایم جدید از شبکه‌های دسترسی رادیویی مه هوشمند مجذب به FL در [181] پیشنهاد شد. این چارچوب پردازش هوشمند سیکنان و مدیریت شبکه را با هزینه ارتباطی پایین و کارایی بالا پشتیبانی می‌کند و رویکرده عملی برای پياده‌سازی هوش لبه شبکه فراهم می‌سازد.

نویسندهان [182] از FL برای پيش‌بياني محبوبيت محتوا در شبکه‌های دسترسی راديویی مه استفاده کردند و پيچيدگی محاسباتی را کاهش دادند. ورودی‌های مدل پيش‌بياني امتيازهای محبوبيت ميانگين شده برای محتواي کاربران خوش‌بندی شده هستند، سپس مدل به طور خودکار با آموختن الگوریتم بر اساس محبوبيت تاريخي و ورودی‌های پيش‌پردازش شده ياد گرفته می‌شود.

برای رفع شکاف حریم خصوصی در رایانش مه، نویسندهان [183] یک سیستم FL مبتنی بر بلاک‌چین ايجاد کردند که يادگيري ماشيني خودکار را بدون هیچ مرجع مرکزي برای نگهداري مدل جهاني و هماهنگي با استفاده از بلاک‌چين امكان پذير می‌سازد. عملکرد تأخير نزح توليد بلوك پهيشه را با در نظر گرفتن ارتباطات، تأخير اجتماع، و هزينه‌های محاسباتي استخراج می‌کند.

J. خلاصه

اين بخش يافته‌های اخیر درباره کاربرد مکانیزم‌های FL در لایه شبکه را پوشش می‌دهد. اين پارادایم نوظهور نتایجي نزدیک به تکنیک‌های ML متمکر به دست می‌آورد، در حالی که الزامات G5 و G6 مانند حریم خصوصی کاربر، تأخير، محدودیت محاسبات، انرژی و پهنای باند را تضمین می‌کند.

درس‌های آموخته‌شده از اين بخش عبارتند از:

- کاربرد FL در لایه شبکه نحوه مدیریت، بهینه‌سازی و تکامل شبکه‌ها را بازتعریف می‌کند. بهره‌گيری از رویکرد يادگيري غيرمتدرك FL، لایه شبکه تواناني ارتقای عملکرد، پاسخگويی و هوشمندي خود را به دست می‌آورد، در حالی که چالش‌های حياتي (مانند حریم خصوصی) را برطرف می‌کند.

- در حالی که کاربردهای FL در لایه شبکه مزایای زيادي نويد می‌دهند، چالش‌هایي مانند بار ارتباطی، همگام‌سازی، امنيت و مقاييس پذيری نيز وجود دارند.

جدول VI خلاصه‌ای از مشارکت‌های مبتنی بر FL که معماری لایه شبکه را ارتقا می‌دهند نشان می‌دهد.

VI. يادگيري فدره‌اي در لایه‌های کاربرد/انتقال

امنیت سایبری از تکنیک‌های AI برای ارتقای عملکرد امنیتی و حفاظت بهتر در برابر تهدیدات پیچیده بهره می‌برد [210]. با این حال، معناری ML سنتی به دلیل حجم زیاد داده، نامه‌گونی داده، سرعت بالای داده، و چالش‌های عده در جمع‌آوری موش سایبری و مجموعه‌داده‌های حمله از منابع توزیع شده، پاسخگوی نیازهای امنیت سایبری نیست. پارادایم FL برای آموخت امن مدل‌ها در وظایف تشخیص ناهنجاری بدون جمع‌آوری داده‌های خام استفاده می‌شود [211].

• یک رویکرد حفظ‌کننده حریم خصوصی در [212] پیشنهاد شد تا از صحت نتایج محاسبات سرور برای هر کاربر پشتیبانی کند، که به همه شرکت‌کنندگان اجازه می‌دهد درستی نتایج بازگردانده شده از سرور مرکزی را با سریار قابل قبول تایید کند.

• نویسندهان [213] یک چارچوب مبتنی بر FL برای تشخیص URL‌های مخرب در محیط ارائه‌دهنده خدمات امنیتی مدیریت شده طراحی کردند. آن‌ها سناپریوهای مختلف را درباره تقسیم داده بین عامل‌ها بررسی کردند و دریافتند که مدل فدره‌ای مشاکری عملکرد طبقه‌بندی URL را در همه سناپریوها ارتقا داده و نرخ آن را تا 27٪ بهبود می‌دهد.

• در [214] نویسندهان جارچوب FedDICE را معرفی کردند که FL را در معناری امنیتی مبتنی بر SDN ادغام می‌کند تا یادگیری مشاکری، تشخیص، و کاهش حملات باج‌افزاری را در محیط‌های مشاکری امکان‌پذیر سازد. این رویکرد عملکردی مشابه نتایج یادگیری متمنکر بهدست می‌آورد.

• کار [215] یک سیستم دفاع تهدید هوشمند مبتنی بر بلاکچین FL توسعه داد، که به دنبال ارتقای کامل نحوه عملکرد سیستم‌های هوشمند منتعل است، با هدف طبقه‌بندی هوشمند ترافیک شبکه‌های شهرهای هوشمند مشتق شده از IoT صنعتی با روش‌های بازرسی محتوای عمیق برای شناسایی ناهنجاری‌هایی که معمولاً ناشی از حملات پیشرفته مداوم هستند.

F. خلاصه

در این بخش، یک مرور جامع از ادبیات درباره کاربرد FL در لایه‌های کاربرد و انتقال ارائه کردیم. سایاری از پیهودها و راه‌لایه‌های نوبیدخش وجود دارند که بر عملکرد انتقال، محاسبات توزیع شده، جمع‌سپاری، امنیت سایبری، و QoE تاثیر دارند.

درس‌های آموخته شده از این بخش عبارتند از:

• بدکارگیری FL در هر دو لایه انتقال و کاربرد یک رویکرد هم‌افزایی معرفی می‌کند که نحوه انتقال، پردازش، و استفاده از داده‌ها در سراسر شبکه را ارتقا می‌دهد. این ادغام پتانسیل بهینه‌سازی جنبه‌های فنی انتقال داده و جنبه‌های عملکردی برنامه‌های کاربری محور را دارد.

• تضمین انتقال امن داده، مدیریت همگام‌سازی، بهینه‌سازی سریار ارتباطی، و رسیدگی به مقیاس‌پذیری از جمله ملاحظاتی هستند که نیازمند توجه و نوآوری مستمر می‌باشد.

جدول VII مورثی بر مشاکر که FL در لایه‌های APP و Transport ارائه می‌دهد و مزایا و معایب آن‌ها را برچسته می‌سازد.

V. کاربردها و حوزه‌های عمودی یادگیری فدره‌ای

در این بخش، مزایای اتخاذ یک طرح FL در سناپریوهای شبکه‌یی سیم، شامل راندگی خودکار، تشخیص ناهنجاری، عملیات صنعتی، مراقبت‌های پهاداشتی هوشمند، و سایر کاربردها را بررسی می‌کنیم.

A. راندگی خودکار

راندگی خودکار و خودروهای خودران اکنون در میان برچسته‌ترین حوزه‌های پژوهشی قرار دارند [216]. این حوزه شامل کاربرد تکنیک‌های ML و DL است که داده‌ها را انتخاب کرده، اطلاعات را تبدیل می‌کنند، فرآیندها را کنترل کرده و تضمیم‌گیری می‌کنند [217]. با این حال، فرآیند تربیتی معناری‌های متمنکر بسیار زمان بر است و دانش حاصل از مدل‌های تنظیم شده

• نویسندهان [199] یک چارچوب جمع‌سپاری مبتنی بر FL، بلاکچین و فناوری بازمزگذاری ارائه کردند. همه گرههای بلاکچین در جمع‌سپاری شرکت می‌کنند تا یک نسخه پشتیبان کامل داده حفظ شود. با اتخاذ FL، هر کارگر مدل یا داده گردایان را برای تجمعی به کلائینت‌ها بازگذاری می‌کند. این رویکرد به کاربران اجازه می‌دهد جمع‌سپاری غیرمتکر را بر سردار کمتر و امنیت بالاتر پیاده‌سازی کنند، در حالی که قابلیت ممیزی محاسباتی نیز بهبود می‌یابد.

• کار [200] FL و حریم خصوصی محلی تفاضلی را برای تسهیل موارد استفاده جمع‌سپاری مطالعه کرد. این رویکرد به برنامه‌های جمع‌سپاری خودرویی اجازه می‌دهد مدل‌های ML را آموخت دهنده و وضعیت ترافیک را پیش‌بینی کنند، در حالی که حریم خصوصی حفظ شده و هزینه‌های ارتباطی کاهش می‌یابد.

آخر، حس‌سپاری (Crowdsensing) (توجه زیادی را به خود جلب کرده و به پارادایمی جذاب برای جمع‌آوری داده‌های مبتنی بر سکر تبدیل شده است. با این حال، ماهیت متنوع و حساس داده‌های جمع‌آوری شده از طریق حس‌سپاری نیازمند مکانیزم‌های قوی حفاظت از حریم خصوصی برای امنیتی هوتی کاربران و اطلاعات شخصی است. پرداختن به این چالش برای ایجادسازی پتانسیل کامل حس‌سپاری در حالی که استانداردهای حریم خصوصی رعایت می‌شوند ضروری است.

• در [202] یک چارچوب حس‌سپاری فدره‌ای پیشنهاد شد تا نگرانی‌های حریم خصوصی در چهار مرحله حس‌سپاری (ایجاد وظیفه، تشخیص وظیفه، اجرای وظیفه، و تجمعی داده) تحلیل شود.

• نویسندهان [203] FL را در جمع‌سپاری موبایل ادغام کردند تا سیستمی حفظ‌کننده حریم خصوصی با نام PriFedAvg کنند، جایی که شرکت‌کنندگان داده‌های حس‌کرده را به صورت محلی پردازش کرده و تنها مدل‌های آموختنی رمزگذاری شده را بازگذاری می‌کنند.

• مسئله جذب کاربر آگاه از کیفیت در [204] بررسی شد، با استفاده از FL برای پیش‌بینی کیفیت داده‌های حس‌شده از کاربران مختلف، از طریق تحلیل همیستگی بین داده و اطلاعات زمینه. این روش کیفیت داده‌های حس‌شده را نسبت به الگوریتم‌های سنتی بهبود می‌دهد.

• یک رویکرد نوآورانه در [205] برای تشخیص وظایف جعلی بر اساس FL افقی توسعه یافت. دو الگوریتم ML و مجموعه‌داده‌ها برای شناسایی وظایف جعلی شامل چندین دستگاه تشخیص مستقل و یک موجودیت تجمعی پیاده‌سازی شدند.

D. کیفیت تجربه (QoE)

تمکن خدمات استریمینگ به نرخ داده بالا، تأخیر کم، و QoS خوب نیاز دارد. چندین جالش باشد هنگام ارائه یک سرویس خاص برطرف شوند، از جمله تعداد زیاد دستگاه‌ها، شبکه‌های ناهمگون، و محیط‌های غرقابی کنترل. مفهوم کیفیت تجربه (QoE) (تلاش‌های پژوهشی زیادی را برای پیهود و ارائه خدمات قابل اعتماد و ارزش‌افزوده با تجربه کاربری بالای خود اختصاص داده است [206].

مدل‌های QoE مبتنی بر ML به دلیل حجم کم داده و پروفایل محدود شرکت‌کنندگان دچار پیش‌بازش می‌شوند [207]. یک طرح ML حفظ‌کننده حریم خصوصی مانند FL اشتراک مدل‌های داده QoE بین همه شرکت‌کنندگان را تهیما با انتقال پارامترهای مدل فراهم می‌کند.

• نویسندهان [208] و یادگیری Round-Robin را به کار گرفتند، جایی که مدل به صورت متولی میان گرههای همکار آموخت داده می‌شود، تا نشان دهنده که دقت بالا بدون اشتراک داده‌های حساس بین شرکت‌کنندگان حاصل می‌شود.

• برای مدیریت روان مدل QoE و دستیابی به دقت بالاتر، کار [209] یک روش تولید داده مصنوعی بیزی مبتنی بر مجموعه برای ارائه داد که زمان آموخت را 30٪ و ردپای شبکه در کanal ارتباطی را 60٪ کاهش می‌دهد.

E. امنیت سایبری (Cybersecurity)

• برای مثال، IoT یک سیستم توزیع شده خودکار برای تشخیص دستگاههای IoT آنوده است. رویکرد طراحی شده در [225]، پروفایل‌های رفتاری را به طور کارآمد با تکیه بر پروفایل‌های ارتباطی خاص نوع دستگاه، بدون دخالت انسانی یا داده‌های برجسته خوده، تجمعی می‌کند.

• در [226] نویسندهان FL را برای تشخیص ناهنجاری شبکه و حلیل ترافیک شبکه به کار گرفتند تا مشکل کمود داده را برطرف کرده و حریم خصوصی داده‌ها را حفظ کنند. این شامل طراحی یک DNN چندوپلیفیک ای برای انجام وظایف تشخیص ناهنجاری شبکه، شناسایی ترافیک، و طبقه‌بندی ترافیک است.

• یک معماری تشخیص ناهنجاری برای تولید هوشمند مبتنی بر IoT صنعتی در [227] ارائه شد. این معماری ناهنجاری را برای داده‌های سری زمانی که معمولاً در داخل یک سیستم صنعتی اجرا می‌شوند، تنها با ارسال مدل آموخته‌ی هر لبه به ابر برای بهروزرسانی جهانی تشخیص می‌دهد. این رویکرد ۳۵٪ صرفه‌جویی در پهنای‌باند مصرف شده در لینک انتقال بین لبه و ابر ایجاد می‌کند.

• در [228] نویسندهان یک چارچوب هوشمند تشخیص نفوذ با استفاده از FL توسعه دادند. ابتدا مدل جهانی LSTM را برای سرو رها مستقر می‌شود. سپس هر کاربر مدل محلی خود را آموختش داده و پارامترهای آن را به سرور مرکزی بارگذاری می‌کند. در نهایت، سرور مرکزی تجمعی پارامترهای مدل را انجام داده و داشت چند جدید را به همه شرکت‌کنندگان توزیع می‌کند. این رویکرد دقت بالاتر و سازگاری بهتر نسبت به روش‌های متداول به دست می‌آورد.

C. عملیات صنعتی

عملیات صنعتی به توسعه حوزه‌های بسیاری اشاره دارد، از جمله پردازش تصویر، رباتیک، تولید، کشاورزی، و سایر زمینه‌ها. تکنیک‌های ML و DL برای حل مسائل مختلف صنعتی به کار گرفته شده‌اند [229]. با این حال، بادگیری متکرستی بدليل تگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی و مقیاس‌بدیری نیازهای سناپریوهای صنعتی را برآورده نمی‌کند. چندین کار با استفاده از FL طراحی و اجرا شده‌اند تا این چالش‌ها برطرف کنند و نتایج بالقوه‌ای ایجاد نمایند [230].

• نویسندهان [231] یک چارچوب کارآمد و حفظ‌کننده حریم خصوصی (PEFL) توسعه دادند تا مسائل چالش‌برانگیز صنعتی در هوش مصنوعی صنعتی را حل کنند. طرح غیرتعاملی است که از شنت حریم خصوصی از گردایان‌های محلی و پارامترهای مشترک جلوگیری می‌کند، حتی زمانی که یک مهاجم با چندین موجویت تبانی کند. نتایج مزیت این رویکرد را از نظر دقت و کارایی نشان می‌دهد.

• یک مکانیزم FL قابل تأیید (VFL) با حفظ حریم خصوصی برای داده‌های بزرگ در IoT صنعتی در [232] پیشنهاد شد.

محلي باقی می‌ماند و مورد استفاده قرار نمی‌گیرد. بنابراین، FL به عنوان مکانیزمی قدرتمند در نظر گرفته می‌شود که به دستگاه‌ها امکان می‌دهد با محیط خود تعامل کرده و داشش را به طور اینم از سایر دستگاه‌ها کسب کنند [218].

• برای طراحی کنترل‌کننده خودکار خودروهای متصل و خودران (CAV) تحت شرایط عدم قطعیت لینک بی‌سیم و پویایی محیط، کار [219] یک چارچوب DL جدید ارائه کرد: الگوریتم فدرهای پروگرایم پویا برای فرآیند آموزش، که یک منظم‌ساز (Regularizer) در CAV‌ها معرفی می‌کند تا اثر داده‌های غیر IID و نامتوانی بر همگرایی FL را کاهش دهد.

• در [220] نویسندهان FL را در رانندگی خودکار ادغام کردند تا حریم خصوصی خودروها حفظ شود و دقت مدل بهبود یابد، با نگاه‌داشتن داده‌های اصلی در خودرو محلی و تنها اشتراک پارامترهای مدل آموزشی از طریق سورور MEC. نتایج نشان داد که می‌سیستم رانندگی خودکار مبتنی بر FL، ۷۳.۷٪ کاهش در خطای آموزش و حدود ۵.۵۵٪ بهبود در دقت ایجاد می‌کند.

• برای شبکه‌سازی خودرویی آگاه از حریم خصوصی و کارآمد، نویسندهان [221] یک سیستم FL مبتنی بر بلاک‌چین خودکار ساختند تا اعتمادپذیری انتها به انتها و تغییر را تضمین کنند. این چارچوب ارتباطات خودروهای خودران را با اجازه دادن به مازول‌های ML محلی روی خودرو برای اشتراک و اعتبارسنجی بهروزرسانی‌هایشان به صورت کاملاً غیرمتکر امکان‌پذیر می‌سازد.

• کار [222] یک فرآیند بادگیری تقویتی انتقالی فدره‌ای آنلاین طراحی کرد تا داشش را برای خودروهای خودران در زمان واقعی استخراج کند. در این مدل، همه عامل‌های شرکت‌کننده اقدامات متناظر را با داشش آموخته شده توسعه دیگران انجام می‌دهند، حتی زمانی که در محیط‌های بسیار متفاوت عمل می‌کنند. نتایج نشان داد که رویکرد پیشنهادی داشش را به طور مؤثر آنلاین منتقل می‌کند، با سرعت و عملکرد آموزشی بهتر.

• برای به حداقل رساندن مصرف توان در سطح شبکه کاربران خودرویی در حالی که قابلیت اعتماد بالا از نظر تأخیرهای صفت‌بندی احتمالی تضمین می‌شود، کار [223] یک طرح نوآورانه برای تشخیص مشترک توان انتقال و منابع با استفاده از FL پیشنهاد کرد، که سریارهای غیرضروری را کاهش می‌دهد.

• نویسندهان [224] یک مفهوم جدید از شبکه خودرویی مبتنی بر FL با نام FVN پیشنهاد کردند، که عملکردی سازگارتر نسبت به شبکه‌های خودرویی سنتی ارائه می‌دهد و برنامه‌های داده/محاسبات مسحور را مدیریت می‌کند. نتایج بدست آمده نشان داد که چارچوب پیشنهادی دقت بالا و مصرف انرژی کمتر فراهم می‌سازد.

B. تشخیص ناهنجاری

BEFL به طور بالقوه کاربردهای معناداری برای تشخیص حملات مخرب در سیستم‌های ارتباطی موبایل دارد.

Ref	Application	Benefits	Drawbacks
[194], [195]	Transport performance	Enhancing TCP performance while preventing privacy leakage	Must implemented in complex networks to analyze the convergence and throughput fairness
[196], [197]	Cooperative and Distributed Computing	Securely manage distributed and cooperative systems without requiring large computation	Requiring more efficient use of the limited bandwidth, including quantization, compression, or ad hoc channel encoding
[199], [200], [202]–[205]	Crowdsourcing and Crowdsensing	Facilitating crowdsourcing and crowdsensing applications with less overhead, less communication cost and higher security	Need to study the waiting for charging as most crowdsensing tasks have temporal deadlines
[208], [209]	QoE	Enabling a seamless QoE model management without having to use sensitive data	Insufficient performance due to the difficulties in accessing QoE datasets
[212]–[215]	Cybersecurity	Effectively detecting attacks while addressing issues of data sharing	Have to apply the FL strategy when the attackers influence the model training

TABLE VII
SUMMARY OF FL-BASED CONTRIBUTIONS AT TRANSPORT/APPLICATION LAYERS.

تا این مسائل را به صورت کارآمد از نظر طیف انرژی برطرف کنند، با بهره‌گیری از رویکرد ML سلسه‌مراتبی توزیع شده برای مدیریت پیش‌دستانه منابع رادیویی در جریان‌های مختلف ترافیک URLLC. نتایج نشان می‌دهد که طرح مبتنی بر FL نرخ داده را ۷۵٪ افزایش داده و قابلیت اعتماد ۹۹.۹۹٪ را برای هر دو نوع ترافیک زمان‌بندی شده و زمان‌بندی نشده فراهم می‌سازد.

E. اینترنت لمسی (Tactile Internet)

اینترنت لمسی (TI) گام بعدی اینترنت اشیاء است، شامل ارتباط انسان-ماشین و ماشین-ماشین. تمکر اصلی آن بر ارائه تکنیک‌های تعاملی بلادرنگ با مجموعه‌ای از موارد استفاده مهندسی، اجتماعی، و تجاری است که نیازمند درجه بالایی از قابلیت اعتماد و تأخیر کم هستند [241].

تکنیک‌های AI نقش مهمی در رسیدگی به چالش‌های TI ایفا خواهند کرد [242]، بهویژه که پتانسیل عظیمی برای پیشنهادهای ارزی، منابع، و تأخیر انتقال در کاربردهای اینترنت لمسی دارد [243].

نویسندهان [244] از FRL برای پرآورده‌سازی الزامات ارتباطات موبایل B5G استفاده کردند، بهویژه در مکانیزم‌های دسترسی کانال لایه‌های MAC و PHY که NR5 و URLLC را در G برای FRL یک راحل نوظهور برای مدیریت ستاریوهای جدید شکه بی‌سیم است، زیبا از داده‌های بدون برچسب یاد می‌گیرد و نیاز به فرمول‌بندی فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف را برای اتخاذ تصمیمات بهینه، مسیریابی و انتخاب لینک برطرف می‌کند.

F. واقعیت مجازی/افزوده/گستری‌یافته و متاورس

واقعیت مجازی (VR) یک محیط رایانه‌ای تولیدشده است با صحنه‌ها و اشیای واقع‌گرایانه که به کاربر احساس غوطه‌وری کامل در محیط اطراف می‌دهد. استقرار این فناوری جدید روی شبکه‌های بی‌سیم کامی اساسی برای استقرار انعطاف‌پذیر برنامه‌های فرآیند VR است [245]. یکی از چالش‌های کلیدی در VR، قطع حضور (BIP) است که کاربران را از دنیای مجازی جدا می‌کند. نویسندهان [246] مدلی نوآوانه طراحی کردند که نوع برنامه VR، تأخیر انتقال، کیفیت ویدئوی VR، و آگاهی کاربران از محیط مجازی را به طور مشترک در نظر گیرد. BIP را برای کاربران VR بی‌سیم اندازه‌گیری کند. آن‌ها یک استراتژی اتخاذ کردند تا چندین BS را برای کاربران VR بی‌سیم اندازه‌گیری کنند. این روش نسبت به ریکورددهای متاورس مدل خود را به طور معلمی با داده‌های جمع‌آوری شده آموزش دهدن و به طور مشترکی یک مدل جهانی بسازند تا مکان و جهت‌گیری همه کاربران را پیش‌بینی کند. این روش نسبت به ریکورددهای متکر عملکرد بهتری دارد و BIP را کاربران را کاهش می‌دهد.

واقعیت افزوده (AR) نسخه‌ای ارتقا‌یافته از دنیای واقعی است که با عناصر بصری دیجیتال، صدای محركه‌های حسی دیگر از طریق فناوری حاصل می‌شود. با هدایت بینایی رایانه‌ای و ابزارهای AI، فناوری AR رشد چشمگیری نشان داده است [247]. با این حال، پنهانی‌باند موجود برای انتقال و پردازش حجم عظیم داده‌های تولیدشده بسیار محدود است، که تشخیص و طبقه‌بندی اشیا برای AR دشوار می‌سازد. برای حل چالش طبقه‌بندی در برنامه‌های AR حساس به تأخیر که نیازمند نرخ داده بالا هستند، کار [248] چارچوبی پیشنهاد کرد که FL را با رایانش لبه موبایل (MEC) ترکیب می‌کند تا مدل ML پیشنهادی به دست آید. ارزیابی‌ها نشان دادند که این روش به طور قابل توجهی به تکرارهای آموختی کمتری نسبت به چارچوب‌های متکر سنتی نیاز دارد. برای حل مشکلات حریم خصوصی در AR، نویسندهان [249] یک مدل راهبرد خروجی AR چندکاربره پیشنهاد کردند که از روش یادگیری تقویتی فدره‌ای سلسه‌مراتبی برای تولید و تجمعی مدل راهبرد خروجی AR برای چندین کاربر استفاده می‌کند. این چارچوب اطلاعات ستاریوهای AR چندکاربره را به طور مؤثر یاد می‌گیرد و مقاومت مدل راهبرد خروجی تطبیقی را بهبود می‌بخشد.

واقعیت گستری‌یافته (XR) به همه محیط‌های واقعی و مجازی و تعاملات انسان-ماشین که توسعه فناوری رایانه و دستگاه‌های پوشیدنی تولید می‌شوند اشاره دارد [250]. فناوری‌های XR حجم عظیمی از داده‌های شخصی و دقیق کاربران را جمع‌آوری و پردازش می‌کنند. FL نویبدیخش برای مدیریت این چالش‌ها در حالی که هزینه‌ها کاهش یافته و مجموعه‌داده‌های

این چارچوب به طور مؤثر امنیت مدل و گردایان خصوصی را تضمین می‌کند، زیرا به هر شرکت‌کننده اجازه می‌دهد نتایج تجمعی شده را بر اساس درون‌بایانی Lagrange (interpolation) تأیید کند، و سربار تأیید مستقل از تعداد شرکت‌کننده‌ان ثابت باقی می‌ماند. مکانیزم VFL در بسیاری از ستاریوهای صنعتی بدکار گرفته می‌شود، بدلیل مزایای آن از نظر تأیید و سربار کلی، برای ارائه مجموعه‌ای ساختاریافه از نیازمندی‌ها و جریان‌های کاری در معماری FL صنعتی (IFL)، نویسندهان [233] یک سیستم IFL طراحی کردند که از تبادل داشن در گروه‌های یادگیری FL به طور مستمر ارزیابی و بدروزسانی شده با شbahat داده کافی پیشنهادی می‌کند. طرح پیشنهادی همکاری بهینه شرکای تجاری در مسائل مشترک ML را امکان‌پذیر می‌سازد، از انتقال منفی دانش جلوگیری می‌کند، و بهینه‌سازی منابع دستگاه‌های لبه درگیر را تضمین می‌کند.

نویسندهان [234] معماری جدیدی از دو قلوی دیجیتال (DT) توامندساز IoT صنعتی پیشنهاد کردند، که تغییرات پویا شبکه را به طور حساس ثبت می‌کند. طرح پیشنهادی فرآنکس تجمع را بر اساس وضعیت کانال تنظیم کرده و عملکرد بهتری از نظر دقت یادگیری، نرخ همگرایی، و صرفه‌جویی انرژی ارائه می‌دهد.

راهحل‌های کارآمدی برای یادگیری مشارکتی در سیستم‌های چندربات غیرمتکر و سیستم‌های خودمختار توزیع شده فراهم می‌کند [235]. نویسندهان [236] یک معماری پردازش داده بلادرنگ برای چندربات بر اساس FL تفاضلی پیشنهاد کردند، که در آن یک مدل جهانی به صورت تکراری روی ابر آموزش داده شده و به چندین ربات لبه توزیع می‌شود. این معماری در وظایف مختلف شناسایی رباتیک بدکار گرفته می‌شود و توازن میان عملکرد و حريم خصوصی را برقرار می‌سازد.

D. ارتباطات فوق‌قابل اعتماد با تأخیر کم (URLLC)

ارتباطات فوق‌قابل اعتماد با تأخیر کم (URLLC) یکی از ستون‌های کلیدی G NR5 است [237]. برای تأخیر بسیار کم (مثلاً ۱ میلی‌ثانیه) و قابلیت اعتماد بسیار بالا (مثلاً ۹۹.۹۹٪). با پیشرفت‌های اخیر در ML و DL داده‌محور، امکان یادگیری طیف وسیعی از سیاست‌ها برای شبکه‌های بی‌سیم فراهم شده است. با این حال، این روش‌ها نیازمند:

- دوره آموزشی طولانی،

- تعداد زیاد نمونه‌های آموزشی،

- زمان طولانی برای به دست آوردن نمونه‌های کافی،

- مجوز دسترسی به داده‌ها هستند.

یک روش نویدیخش است که مدل‌های ML را به طور این بنی و مشارکتی آموزش می‌دهد و FL ارتباطات URLLC را بهبود می‌بخشد، بهویژه یادگیری تقویتی فدره‌ای که یکی از تنظیمات توزیع شده است و محیط را در میان دستگاه‌های غیرمتکر متعدد یاد می‌گیرد بدون آنکه داده‌های خصوصی آن‌ها به اشتراک گذاشته شود.

یک مدل یادگیری تقویتی عمیق در [238] برای توسعه معماری چندسطوحی به کار گرفته شد که هوش لبه، هوش ابری، و هوش ابری را به ترتیب در سطح کاربر، سلول، و شبکه برای URLLC فعال می‌کند. با توجه به طرفیت محاسباتی محدود هر کاربر و هر سرور MEC، نویسندهان FL را برای بهبود کارایی یادگیری به کار گرفتند.

* کار [239] یک چارچوب توزیع شده مبتنی بر FL برای تخصیص مشترک توان انتقال و منابع در ارتباطات خودرویی ارائه کرد تا URLLC بهبود یابد. نظریه مقادیر حدی برای مشخص کردن محدودیت‌ها از نظر URLLC به کار گرفته شد، با تخمین توزیع دُم به صورت محلی بدون اشتراک نمونه‌های طول صفحه واقعی. این روش مقدار داده‌های مبادله شده و سربارهای غیرضروری را کاهش می‌دهد.

* پرداختن به مقایسه پذیری URLLC و سازگاری آن با سایر خدمات URLLC/غیر-URLLC یک مشکل بزرگ است. نویسندهان [240] یک راه حل دسترسی چندگانه ترکیبی پیشنهاد کردند

از یادگیری انقلالی برای ایجاد مدل‌های شخصی‌سازی شده برای هر سازمان استفاده کنند. این مدل‌های شخصی‌سازی شده به طور مستمر با ارسال پارامترهای اصلاح شده مدل جهانی به سازمان‌های مربوطه بروزرسانی می‌شوند.

* در [257] نویسندها یک سیستم مبتنی بر FL توانمندسازی شده با رایانش لبه پیشنهاد کردند تا آموزش مشارکتی مدل حفظ‌کننده حریم خصوصی را در میان شرکت‌کنندگان توزیع شده برای توسعه برنامه‌های بهداشتی تسهیل کنند. نتایج نشان داد که طراحی قرارداد در دو دوره زمانی خودافشان‌گر است و سود بیشتری برای مالک مدل نسبت به راهبرد یک‌نواخت بازمی‌گردد.

* FL خوش‌ای در [258] برای توسعه یک سیستم تشخیص خودکار بیماری کووید-19 به کار گرفته شد. این رویکرد به مؤسسات بهداشتی راه دور اجازه می‌دهد از یادگیری مشارکتی بهره‌مند شوند بدون آنکه داده‌های محلی و اطلاعات مرتبط را به اشتراک بگذارند.

H. سیستم‌های توصیه‌گر

سیستم‌های توصیه‌گر در شبکه‌های بی‌سیم نقش مهمی در ارتقای تجربه کاربران، بهینه‌سازی تشخیص منابع شبکه، و بهبود کارایی کلی شبکه دارند [259]. پیاده‌سازی سیستم‌های توصیه‌گر کارآمد در شبکه‌های بی‌سیم نیازمند تکنیکی از تحلیل داده، الگوریتم‌های ML، و پردازش داده بلادرنگ است. این شامل جمع‌آوری و تحلیل رفتار کاربر، شاخص‌های عملکرد شبکه، و داده‌های زمینه‌ای می‌شود [260].

FL اخیراً در سیستم‌های توصیه‌گر به کار گرفته شده است تا حریم خصوصی کاربران حفظ شود و دقت پیش‌بینی افزایش یابد [261]. در تنظیمات FL، سیستم‌های توصیه‌گر مدل‌های توصیه را با جمع‌آوری پارامترهای مباین به جای داده‌های خام آموزش می‌دهند.

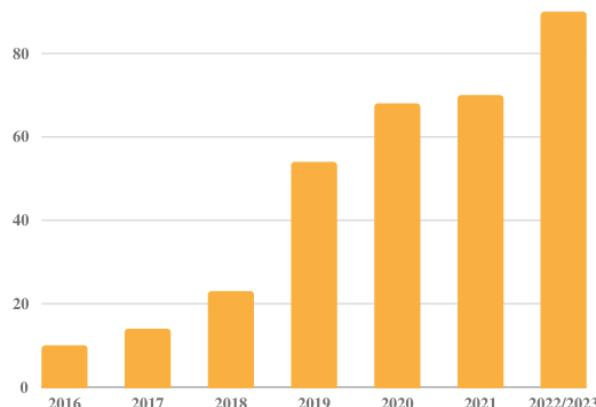


Fig. 6. Year-wise publications of FL for mobile networks [generated from all cited papers].

VIII. بینش‌ها و مسائل باز

Tوجه زیادی در شبکه‌های ارتباطی بی‌سیم به دست آورده است، زیرا روش‌های بهتر و اینترنتی برای ارتقای عملیات موبایل فراهم می‌کند. اخیراً پیشرفت‌های قابل توجهی مبتنی بر FL در سیستم‌های بی‌سیم توسعه یافته‌اند که نویدبخش استقرار گسترشده در آینده G6 هستند. با این حال، هنوز یک حوزه پژوهشی نوظهور است با چندین مسئله چالش‌برانگیز هاند: خطرات حریم خصوصی و امنیت، کمپود/کیفیت داده، ناهمگونی سیستم، پیچیدگی، و همگرایی [264]. در این بخش، مسائل باز FL را بررسی کرده و خلاصه‌ای از راه حل‌های اخیر، بینش‌ها و فرستاده‌ها ارائه می‌کنیم.

A. درس‌های آموخته شده

در این آموزش، ما نتایج اخیر و دستاوردهای پژوهشی پیشگام مرتبط با FL را گردآوری، طبقه‌بندی و با دقت تحلیل کردیم. همان‌طور که در شکل 6 نشان داده شده، تعداد

پراکنده حفظ می‌شوند است. نویسندها [251] روش‌های FL توزیع شده را در شبکه‌های V2X بررسی کردند تا قابلیت طبقه‌بندی کاربران جاده/اشیا را بر اساس داده‌های Lidar افزایش دهند، جایی که اشتراک مدل در تعداد زیادی لایه پیاده‌سازی می‌شود، بسته به کارایی و الزامات پهنای باند.

متاورس به یکفضای مجازی مشترک اشاره دارد که اغلب شامل AR، VR، و سایر محیط‌های دیجیتال غوطه‌ور است. این یک جهان دیجیتال بهم پیوسته است که کاربران در آن تعامل، اجتماعی شدن، کار و فعالیت‌های گستردۀ انجام می‌دهند [252]. به یادگیری FL در متاورس حریم خصوصی داده‌های کاربران را حفظ کرده و نیاز به توان محاسباتی و حافظه بالا روی سرورها را کاهش می‌دهد [253].

G. مراقبت‌های بهداشتی هوشمند

تکنیک‌های ML و DL پتانسیل زیادی برای تسریع پیشرفت مراقبت‌های بهداشتی هوشمند نشان داده‌اند. با این حال، در بسیاری از موقعيت‌های بهداشتی، مقدار محدود داده موجود اجازه ساخت مدل‌های قدرتمند برای بررسی چالش‌های موجود را نمی‌دهد. در این راستا، FL به کار گرفته می‌شود تا مؤسسات پژوهشی بنویسد تجربه‌های خود را – و نه داده‌هایشان – با تضمین حریم خصوصی به اشتراک بگذارند، و وظایف شخصی‌سازی شده مراقبت‌های بهداشتی و زیست‌پژوهشی را به طور این‌جانب دهند [254].

* نویسندها [256] چارچوب FedHealth را با استفاده از FTL توسعه دادند که داده‌ها را از سازمان‌های توزیع شده تجمعی می‌کنند تا الگوریتم‌های ML قدرتمند آموزش داده شوند، در حالی که حریم خصوصی مشتری حفظ می‌شود. پس از آموزش اولیه یک مدل جهانی در ابر،

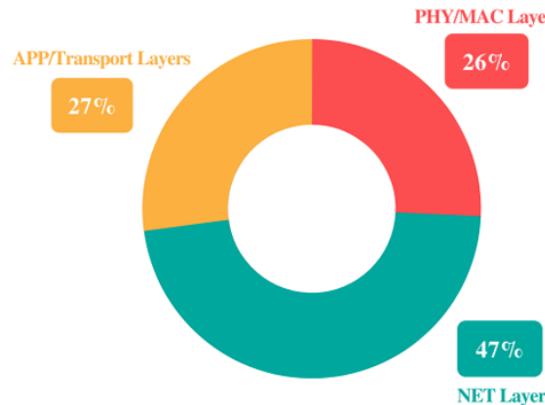


Fig. 7. Proportion of FL-based approaches per network layer [generated from all cited papers].

داده‌های واقعی کاربران منتقل نمی‌شوند، که به طور چشمگیری حریم خصوصی کاربران را ارتقا می‌دهد [262].

یک چارچوب سیستم توصیه‌گر حفظ‌کننده حریم خصوصی در [263] پیشنهاد شد که با ادغام عماری FL، الگوریتم توصیه را قادر می‌سازد بدون جمع‌آوری متبرک داده‌های خصوصی کاربران آموزش داده شده و استنتاج انجام دهد. این رویکرد خطر نشست حریم خصوصی را کاهش می‌دهد، الزامات قانونی و مقرراتی را برآورده می‌سازد، و اجازه می‌دهد الگوریتم‌های توصیه مختلف به کار گرفته شوند.

I. خلاصه

در این بخش، یک مرور جامع از آخرین پژوهش‌های مرتبط با FL در سیستم‌های ارائه کردیم. متبرک ما بر بررسی‌های کلیدی حاصل از اتخاذ FL در مقایسه با ML متبرک بوده است. یک مرور خلاصه در جدول VIII آمده است.

- به عنوان رویکردی تحول آفرین برای تکامل سیستم‌های ارتباطی بی‌سیم آینده مطرح است. با این حال، جالش‌هایی مانند کارایی ارتباطی، تجمع مدل، و امنیت هنوز باید برطرف شوند تا پتانسیل FL در G6 و شبکه‌های بی‌سیم آینده به طور کامل بهره‌داری شود. ادغام FL در چرخه طراحی شبکه‌های آینده قابلیت‌های آن‌ها را از نظر عملکرد، حریم خصوصی، مقاومت، و هوشمندی بازنگری خواهد کرد.

B. جالش‌های یادگیری فدره‌ای

- از طریق مرور نظاممند ادیتس موجود، برخی گلوبال‌های اصلی که پژوهش‌های فعلی FL را تحت سلطه دارند شناسایی کردیم:

(1) حریم خصوصی و امنیت: برخلاف طرح‌های غیرتمثیرکار، یادگیری فدره‌ای برای ارائه یادگیری ماشینی امن میان عامل‌های یادگیری توزیع شده طراحی شده است. با این حال، حریم خصوصی داده همچنان جالش برانگیز است به دلیل حضور مهاجمان، مانند کلاینت‌های مخرب روی دستگاه یا کاربران مخرب با دسترسی جعلی سیاه به دلل [265]. اگرچه داده‌های محلی ممکن است از دستگاه خارج شوند، یک نفوذگر همچنان می‌تواند حضور یک نقطه داده استفاده شده در آموخت را تشخیص دهد [52]. تلاش‌های زیادی برای مقابله با این مسئله با استفاده از یادگیری انتقالی، تجمعی امن، و شناسایی حملات انجام شده است [266], [267].

مشارکت‌های یادگیری FL در شبکه‌های موبایل طی هفت سال گذشته به طور پیوسته رشد کرده و به طور گسترده در طراحی شبکه به کار گرفته شده است (شکل 7). در واقع، راه حل‌های کارآمد و مؤثر نسبت به تکنیک‌های سنتی AI برای مدیریت مشکلات بی‌سیم در حالی که حریم خصوصی حفظ می‌شود ارائه می‌دهد.

خلاصه درس‌های آموخته شده:

- G6 و فراتر از آن نیازمند انعطاف‌پذیری بالا، قابلیت اعتماد، حریم خصوصی، و هوشمندی شبکه هستند. این ویژگی‌های مطلوب به طور کارآمد و مؤثر توسط رویکردهای FL فراهم می‌شوند.

• پتانسیل شکل دهی به سیستم‌های بی‌سیم نسل بعدی را دارد، با ارتقای پشته پروتکل و برآورده سازی نیازهای آینده‌ی برنامه‌های داده محور. با ادغام FL در لایه‌های مختلف شبکه، سیستم‌های بی‌سیم از ارزش‌های بنیادی مانند پایداری، اعتقادپذیری، عدالت، کاهش سربار ارتباطی، مقاومت بالا و درجه‌ای بی‌سابقه از تنوع بهره‌مند خواهد شد.

• پشتیبانی FL توسط شبکه‌های بی‌سیم پتانسیل انقلا در صنایع مختلف، از مراقبت‌های بهداشتی و تولید تا شهرهای هوشمند و کشاورزی هوشمند را دارد، زیرا خدمات شخصی‌سازی شده نوین، مدیریت کارآمد منابع، و تصمیم‌گیری داده محور را امکان‌پذیر می‌سازد.

Ref	Application	Benefits	Drawbacks
[219]-[224]	Autonomous driving	Achieving potential learning across several decentralized vehicles by only sharing local model parameters	Need to limit the increase in the overall delay and avoid the privacy leakage risk
[225]-[228]	Anomaly detection	Improving the scalability of malicious attacks detection for distributed wireless communication networks	The training phase should be optimized in terms of weights communicating and performance
[238]-[240]	URLLC	Decreasing service delay and providing high reliability while preserving user's information	Cannot handle the non-IID training data and a large number of connected devices
[244]	Tactile internet	Achieving intelligent and optimized network control and resource allocation for URLLC requirements	Each device must learn the optimal decision with the help of exploration
[246], [248], [249], [251]	VR/AR/XR and Metaverse	Improving the generation of virtual objects by optimizing the resource management and reducing the overall latency for VR/AR users	The security problems caused by non-visual output along with the conflict between multiple output types
[256]-[258]	Smart healthcare	Allowing organizations to benefit securely from distributed medical experiences	Must explore the performance in varied distributed data to enhance efficiency and flexibility
[260]-[263]	Recommendation system	Training a distributed recommender system while protecting user privacy	The communication between the user and the server leads to increased overhead and latency

TABLE VIII
SUMMARY OF FL-BASED VERTICALS AND APPLICATIONS.

2

(3) انتخاب کلاینت (Client Selection)

(Complexity and Convergence) (پیچیدگی و همگرایی)

کلاینت‌های FL تعداد محدودی از تکرارهای آموختی را با استفاده از پارامترهای به روزرسانی محلی اجرا کرده و تنها به روزرسانی‌های مدل را با سرور تجمعی‌کننده مبادله می‌کنند. تعداد عامل‌ها به اندازه کافی بزرگ است و پهنای باند موجود برای توزیع به روزرسانی مدل محدود می‌باشد. بنابراین، انتخاب بهترین زیرمجموعه از کلاینت‌ها در مرحله آموخت عملی است، زیرا سیاست انتخاب کلاینت برای FL از نظر کارایی آموخت و کیفیت مدل جایی حیاتی است.

به طور آشکار، گره‌های کلاینت مجموعه داده‌های محلی پیش‌نامه‌گون تویید می‌کنند و توانایی‌های محاسباتی متفاوتی دارند [274]. که بر همگرایی مدل جهانی تأثیر می‌گذارد. چارچوب FL باید مقاوم باشد تا Dropout را طراحی کرده و سنازویه‌ای را پیش‌بینی کند که تنها تعداد کمی از شرکت‌کنندگان برای یک تکرار آموختی متصل باقی می‌مانند.

چندین فعالیت پژوهشی برای پر کردن این شکاف انجام شده است:

- در [275] نویسنده‌گان یک چارچوب انتخاب کلاینت طراحی کردند که به طور انعطاف‌پذیر مصالحه بین سرعت همگرایی و سوگیری را حل و پوش می‌دهد. آن‌ها نشان دادند که سوگیری انتخاب کلاینت به سمت کلاینت‌هایی با خطای محلی بالاتر، همگرایی خط را سریع‌تر می‌سازد.

یادگیری فدره‌ای در طول آموخت از پیچیدگی محاسباتی بالایی رنچ می‌برد، زیرا اجرای الگوریتم‌های اجماع در جیحیط‌های عظیم و ناهمگون با سیستم‌های ارتباطی مختلف معمول انجام می‌شود. این شامل تعداد زیادی دستگاه دستی (Handsets) (داده‌هایی است که توسط توزیع‌های متنوع تولید می‌شوند، که منجر به سربار ارتباطی بالا می‌گردد. هدف FL آموخت مدل‌های باکیفیت با پیچیدگی ارتباطی کمتر و همگرایی سریع‌تر است؛ بنابراین طراحی طرح‌های کارآمد برای غلبه بر این محدودیت حیاتی است.

در [268] دو راه حل برای کاهش هزینه‌های ارتباطی Uplink طراحی شد:

- یادگیری یک به روزرسانی مستقیم از مجموعه‌ای کاهش‌یافته از متغیرها.

- یادگیری یک به روزرسانی کامل مدل و فشرده سازی آن قبل از ارسال به سرور.

بر اساس گردیان نزولی، نویسنده‌گان [269] کران همگرایی FL با مجموعه داده‌های غیر IID را تحلیل کردند. سایر پژوهش‌ها برای انتقال Uplink و Downlink پیشنهاد شدند تا زمان همگرایی بهبود باید [270]-[273].

- برچسب‌گذاری داده‌ها: برای وظایف یادگیری نظارت شده، برچسب‌گذاری ناسازگار میان دستگاه‌ها ممکن است منجر به مدل‌های سوگیرانه و پیش‌بینی‌های نادرست شود.
 - داده‌های نامتوزن: مدیریت عدمتوزن داده در FL ضروری است تا تعیین‌پذیری و نمایش منصفانه در همه کلاس‌ها تضمین شود.
 - تازگی داده‌ها: تضمین تازگی داده‌ها حیاتی است تا روندها، الگوها، تغییرات بلدرنگ و رفتارهای کاربر ثبت شوند. در عین حال، تأخیر شکم، سربار ارتباطی، و مصرف باتری باید برای ایجاد توانان کارآمد میان تازگی داده و ارتباط مدیریت شوند.
 - مقررات داده: برای رعایت مقررات مربوط به مکان ذخیره/پردازش داده، حفاظت، و سایر محدودیت‌ها، سیستم‌های FL باید جنبه‌های قانونی و اخلاقی را در کل زنجیره ارزش داده در نظر گیرند.
- چارچوب معرفی شده در [290] و بلاک‌چین را ترکیب می‌کند تا کیفیت داده بالا برای وظایف پیچیده ML تضمین شود، در حالی که دقت مدل‌های آموزش دیده افزایش می‌یابد. علاوه بر این، استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش، اعتبارسنجی محلی، و راهبردهای تجمعی سختگیرانه به حفظ کیفیت داده و ایجاد مدل‌های FL مقاوم و قابل اعتماد کمک می‌کند.
- C. چالش‌های بی‌سیم برای یادگیری فدرال
- برای آموزش الگوریتم‌های FL، همه شرکت‌کنندگان باید پارامترهای آموزشی خود را روی یک شبکه مشترک منتقل کنند، که نیازمند مواجه با چندین مسئله ارتباطی مهم است [291]. در این بخش، مشکلات اصلی مرتبط با پیاده‌سازی FL در محیط‌های بی‌سیم ارائه می‌شوند.
- (1) محدودیت‌های متابع (Resource Constraints): دستگاه‌های بی‌سیم معمولاً مجهز به قابلیت‌های ساخت‌افزاری و نرم‌افزاری محدود هستند، که می‌توانند کارایی آموزش مدل محلی و کل قابلیت اجرای FL را به شدت تحت تاثیر قرار دهد. به طور خاص، FL ممکن است به دلیل جنبه‌های زیر دچار کارایی شود:
 - توان محاسباتی: بیشتر گوشی‌های موبایل و دستگاه‌های IoT توان محاسباتی محدودی دارند، که توانایی آن‌ها برای انجام بروزرسانی‌های پیچیده مدل و آموزش سنگین را تحت تاثیر قرار می‌دهد. در نتیجه، اصطلاحاً Stragglers با توان پردازشی پایین ممکن است کیفیت آموزش را کاهش داده و کل فرآیند FL را کند کنند. بنابراین طراحی سیاست‌هایی برای مدیریت Stragglers مانند افزونگی اجبری یا وزن‌دهی به هر کلاسینت اهمیت حیاتی دارد.
 - محدودیت‌های حافظه: مقدار کم حافظه نصب شده روی دستگاه‌ها اندوه مدل‌هایی را که می‌توانند پردازش کنند محدود کرده و زمان پردازش را افزایش می‌دهد. بنابراین تنها آموزش مدل‌های سبک و/یا دقت پایین-متوسط ممکن است پشتیبانی شود.
 - زمینه بی‌سیم: انتقال بروزرسانی‌های مدل و گرادیان‌ها روی شبکه بی‌سیم نیازمند تخصیص کارآمد پهنای باند برای مقابله با تغییرپذیری کانال است. دستگاه‌هایی که از زمینه بی‌سیم غیرقابل‌کنترل/غیرقابل‌پیش‌بینی رفع می‌برند ممکن است تجربه ارتباطی ضعیفی داشته باشند، که منجر به تأثیرهای نامحدود و سربار ارتباطی بالا می‌شود، به ویژه در مدل‌های بزرگ با بروزرسانی‌های مکرر.

- ملاحظات انرژی: اجرای گوشی‌های موبایل و حسگرهای IoT با محدودیت جدی انرژی به دلیل عمر باتری محدود مواجه است. در واقع، وظایف آموزشی سنگین ممکن است منجر به تخلیه سریع باتری شوند، که بر مقاومت FL و تجربه کاربر تأثیر می‌گذارد. بنابراین طراحی مکانیزم‌های بروزرسانی مدل کم‌صرف و راهبردهای ارتباطی سبز برای حفظ تجربه یادگیری رضایت‌بخش اهمیت حیاتی دارد.

- محدودیت‌های فوق بر اثری‌بخشی، کارایی، و امکان پذیری پیاده‌سازی FL روی سیستم‌های شبکه بی‌سیم تأثیر می‌گذارند. پژوهش‌های متعددی (مانند [292]، [293]) تکنیک‌هایی مانند فشرده‌سازی مدل، راهبردهای پیش‌بینه سازی فدرال، و الگوریتم‌های یادگیری تطبیق متناسب با

• Tang و همکاران [276] از همپستگی بین کلاسینت‌ها برای دستیابی به همگرایی سریع تر و پایدارتر در ستابیوهای ناهمگون استفاده کردند.

• در [277] نویسندهان مکانیزم انتخاب کلاسینت پیشنهاد کرد که به سرور اجازه می‌دهد کلاسینت‌هایی را انتخاب کند که بر اساس متابع موجودشان بتوانند شرکت کنند. سرور دریاره مقدار داده، انرژی، و متابع CPU مورد نیاز برای شرکت در هر دور تصمیم می‌گیرد.

• در [278] یک چارچوب انتخاب کلاسینت با محدودیت تأخیر برای FL ناهمگون در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند پیشنهاد شد، با هدف پیمود دقت مدل، سرعت آموزش، و زمان انتقال.

• همچنین، یادگیری تقویتی برای پیمود عملکرد انتخاب کلاسینت به کار گرفته شد، با دخالت یک عامل RL که سیاست انتخاب کلاسینت را یاد می‌گیرد [279].

• یک مدل Multi-Armed Bandit در [280] برای انتخاب کلاسینت استفاده شد تا FL ناپایدار را تقویت کند، با سرعت بخشیدن به همگرایی مدل، اینقای دقت مدل، و کاهش مصرف انرژی.

• به طور جایگزین، [281] و [282] روش انتخاب کلاسینتی بر اساس الگوریتم ژنتیک پیشنهاد کردند که بر اساس هزینه کلاسینت و دقت مدل عمل می‌کند.

• در [283] نویسندهان انتخاب کلاسینت را به عنوان یک بازی ارائه کردند، جایی که کلاسینت‌ها علاقه خود را برای شرکت در فرآیند FL ابراز می‌کنند.

4. انصاف و توزیع نقش (Fairness & Role Distribution)

سیستم‌های FL برای آموزش مدل‌های توزیع شده با استفاده از داده‌های محلی غیرمتکر و خصوصی طراحی شده‌اند، که نیازمند ارزیابی مقاومت و پایداری آموزش در میان مدل‌بلندمدت است. پیش‌تکنیک‌های فعلی مدل‌ها را ترکیب کرده و آن‌ها را مناسب با فراوانی نمونه‌های محلی اولویت‌بندی می‌کنند. با این حال، مسئله توزیع نقش بین شرکت‌کنندگان FL همچنان حل نشده باقی مانده و نیازمند پیاده‌سازی انصاف بالا است. این موضوع از منظر تضمین دقت در میان کلاسینت‌ها بررسی شده است [284].

چندین کار پژوهشی رویکردهای مقاوم برای رسیدگی به مسئله انصاف به کار گرفته‌اند.

نویسندهان [285]–[287] تلاش کردن تا انصاف کلی را بدون به خطر اندختن عملکرد پیش‌بینی پیمود دهند، به ترتیب با استفاده از افزایش داده بدون نمونه (Zero-shot data augmentation)، پیش‌بینه‌سازی لیاپانوف (Lyapunov optimization)، و اعتبار شرکت‌کنندگان (Participants reputation). پژوهش ارائه شده در [288] (مفهوم میانگین‌گیری منصفانه فدرال) (Federated Fair Averaging) را معرفی کرد که تا پیش از میانگین‌گیری کردن این مدل‌ها، تعارضات احتمالی میان کلاسینت‌ها کاهش یابد. در [282] نویسندهان یک چارچوب FL پیشنهاد کردند که از الگوریتم ژنتیک برای تضمین انصاف و پیمود حجم و نامهمگونی داده‌ها در فرآیند FL استفاده می‌کند. رویکرد دیگری برای انتخاب منصفانه کلاسینت در [289] ارائه شد که از یک طرح چندمعیاره پویا برای ارتقای انصاف میان کلاسینت‌ها در هر دور فرآیند FL بهره می‌گیرد.

5. کیفیت داده (Data Quality)

کیفیت داده در FL یک عامل حیاتی است که مستقیماً بر دقت، قابلیت اعتماد، و عملکرد مدل‌های آموزش دیده تأثیر می‌گذارد. حفظ کیفیت بالای داده در FL یک چالش چندوجهی است که نیازمند توجه دقیق است:

• نامهمگونی داده‌ها: در دنیای واقعی فرض i.i.d بوقرار نیست، زیرا متابع داده ممکن است همیستگی‌های مکانی یا زمانی داشته باشند، که می‌تواند منجر به ناکارآمدی در همگرایی یا دقت و مشکلات جدی در انصاف شود.

مفرز-رایانه، ارتباطات هولوگرامی، اینترنت لمسمی، XURLLC، mURLLC، و سایر موارد استفاده که نیازمند QoS بالا، قابلیت اعتماد شگفت‌انگیز و تأخیر بسیار کم هستند [300].

طرح‌های ML فدره‌ای به شدت توصیه می‌شوند تا یادگیری بهتر و ارتباط امن میان دستگاه‌های توزیع شده حاصل شود [301]. با این حال، نگرانی‌های جدیدی هنگام یادگیری FL برای فناوری‌های نوظهور ایجاد می‌شوند، به ویژه تحلیل همگرایی که تحت تأثیر تضعیف انتشار بزرگ در باند THz قرار دارد و پیشنهاد سازی پارامترها برای توزیع کلید کوانتومی.

(3) و بلاک چین: فناوری بلاک چین رمزگاری را با محاسبات توزیع شده ترکیب می‌کند تا حريم خصوصی شبکه‌های غیرمتهمکر را بهبود دهد و نیاز به مرتع مکری را کاهش دهد. در [302]، نشان داده شده که پیاده‌سازی FL و بلاک چین به خودکارسازی انتقال انرژی کمک می‌کند و ارائه‌دهنگان فدره‌ای خودمختار اجراه می‌دهد از جنگ را به طور این‌ماند کنند [304].

علاوه بر این، ایزارهای نظریه بازی می‌توانند به FL کمک کنند تا ارتباطات میان شبکه‌های بی‌سیم توزیع شده را به طور قابل توجهی کاهش دهد و مشکلات بنیادی الگوریتم‌های یادگیری توزیع شده و حفظ‌کننده حریم خصوصی در مقابس بزرگ را برطرف کند [305]. در اینجا، یادگیرنگان فدره‌ای معلمی بازیگرانه هستند و تجمعی گردانی‌های دریافتی در سرو مرکزی اثر بازی میانگین میدان است. اتخاذ مکانیزم‌های انتخیلی از طریق بلاک چین و نظریه بازی به سیستم‌های توزیع شده کمک می‌کند تا عادات و ترجیحات کاربران را بررسی کرده، و ارتباط و کارایی موثرهای جستجوی آنلاین را بهبود دهنده.

(4) نقطه‌پذیره‌ای (Federated Distillation): با وجود کارایی ارتباطی، FL همچنان نیازمند انتقال مدل‌های گسترده از تعداد زیادی کلاینت از طریق هوا است. محدودیت‌های شناخته شده FL عبارتند از:

- کلاینت‌ها باید همان معنایی مدل را پیدا کنند.

- انتقال وزن‌ها و بهروزرسانی‌های عظیم مدل هزینه ارتباطی بالایی دارد.

- طرح‌های تجمع مبنی بر میانگین پارامترها به دلیل انحراف مدل کلاینت‌ها عملکرد ضعیفی دارند.

تقطیر دانش (Knowledge Distillation) (KDD) به غلبه بر محدودیت‌های تکییک میانگین‌گیری پارامتر کمک می‌کند [307]. تقطیر فدره‌ای فرآیندی است برای استخراج داشت از یک مدل مرکزی بزرگ به یک مدل کوچکتر روی دستگاه‌های لبه [308]. در این فرآیند، دانش میان مدل‌ها منتقل می‌شود، به گونه‌ای که هر مدل نقش معلم برای مدل‌های دیگر را ایفا می‌کند. هر مدل داشت خود را با دیگران به اشتراک گذاشت، که به مدل‌ها اجازه می‌دهد از یکدیگر یاد بگیرند و عملکردشان را بهبود دهند [309].

این مکانیزم منجر به دقت بالاتر می‌شود زیرا داده‌های بیشتری به طور ضمیم برای آموخت استفاده می‌شوند. همچنین حریم خصوصی و امنیت پیشود می‌باید زیرا داده‌ها به اشتراک گذاشته نمی‌شوند. علاوه بر این، تقطیر فدره‌ای مصرف پیهایاند کمتری دارد به دلیل آموخت توزیع شده. به طور مشابه، نویسندهان [310] پیشنهاد کردند داشت در فرآیند FL قطبیر شود، با اینه اصلی مبنی بر میادله اهداف نرم (Soft Targets) (SFT) به جای انتقال پارامترهای مدل میان سرور و کلاینت‌ها. آن‌ها نشان دادند که راه حلشان می‌تواند هم سربار ارتباطی و هم هزینه‌های محاسباتی را کاهش دهد.

(5) برای ارتباطات معنایی (SC): ارتباطات معنایی (SC) یک پارادایم جدید است که انتظار می‌رود بخش عده‌های از G6 و فراتر از آن باشد. این رویکرد پردازش و انتقال داده را کارآمدتر می‌سازد، با در نظر گرفتن انتظارات کاربر و نیازهای برنامه، و همچنین معنای داده‌های ارسال شده. SC ترکیبی از پردازش زبان طبیعی، AI، و است تا یک سیستم ارتباطی قدرتمند و پویا ایجاد کند که قادر به درک زمینه داده‌های پردازش شده باشد.

دستگاه‌های محدود از نظر منابع را بررسی کرده‌اند تا تعادل میان دقت مدل و کارایی منابع پرقرار شود و مشارکت مؤثر طیف گسترده‌ای از دستگاه‌ها در اکوسیستم FL امکان‌پذیر گردد.

(2) یادگیری فدره‌ای روی بی‌سیم (Federated Learning Over Wireless): لینک‌های بی‌سیم جالش‌های اضافی هنگام انتقال به روزرسانی‌های مدل و داده‌ها از به دستگاه‌های شرکت‌کننده به از سرور مرکزی در چارچوب FL معرفی می‌کنند. خطاهای نهاد (Symbol Errors) ناشی از ماهیت غیرقابل اعتماد کانال بی‌سیم بر کیفیت و صحت به روزرسانی‌های FL میان کاربران تاثیر می‌گذارد و عملکرد الگوریتم‌های FL و سرعت مکاری آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

برای رسیدگی به اتصال غیرقابل اعتماد ذاتی در FL، نویسندهان [294، 295] استفاده از کدگذاری اصلاح خطای طرح‌های مدولاسیون و کدگذاری تبلیغی، الگوریتم‌های تجمعی مقاوم، و انتقال داده افزونه‌ای را پیشنهاد کردند. این رویکردها هدف دارند تا اطمینان حاصل شود که فرآیند FL حتی تحت ارتباطات بی‌سیم معیوب نیز به طور مؤثر ادامه یابد.

(3) تجمعی داده روی هوا (Over-the-Air Data Aggregation): محاسبات روی هوا مزیت مصرف پایین منابع را ارائه می‌دهد، زیرا BS تنها نیاز دارد توانی برای گذاری شده توسط کاربران را مدیریت کند، نه داده‌های فردی. اجرای FL با تجمعی داده روی هوا به کاربران اجازه می‌دهد منابع طیفی مشترک داشته باشند، که منجر به ارتقا کارایی ارتباطی می‌شود [296]. با این حال، چندین کار مانند [297، 298] تأثیر تغییرات زمانی کانال را بر این فرآیند بررسی کرده‌اند.

همگرایی FL با تجمعی داده روی هوا نشان می‌دهد که تداخل ناخواسته تنها اثرات مخرب محدودی دارد و مانع همگرایی الگوریتم یادگیری نمی‌شود. با این حال، مسائل دیگری نیز باید مورد توجه قرار گیرند، مانند اعوجاج مدل ناشی از محوشگی کانال، تجمعی ناکارآمد روی هوا برای مدل‌های محلی آموخت دیده با عدم توان اداده قابل توجه، و محدودیت در دسترس بودن و تایید مدل‌های محلی فردی.

D. موضوعات داغ و پیشنهاد

در این بخش، یک مرور کلی از موضوعات داغی که هنوز نیازمند توجه برای FL معنادار هستند را ارائه می‌کیم. همچنین چندین جهت‌گیری برای کارهای آینده با علاقه‌مندی بالا در جوامع پژوهشی مختلف ترسیم می‌کیم.

(1) FL و رایانش/شبکه لبه (Edge Computing/Networking): تکیب FL و رایانش لبه نوید مدیریت حجم عظیم داده‌های جمع‌آوری شده به طور این از دستگاه‌های موبایل فرآیند را می‌دهد. رایانش لبه به موقعیت‌هایی اشاره دارد که گره‌های کاربر توان محاسباتی و/یا ذخیره‌سازی دارند اما برای همراهی یا اگذاری فعالیت‌های محاسباتی سنجین به کمک لبه نیاز دارند. FL مدت‌هاست به عنوان یک تطابق عالی برای برنامه‌های مبنی بر لبه شناخته شده و تلاش‌های پژوهشی زیادی کارآمدتر کردن آن انجام شده است [299].

با این حال، تعامل بین FL و رایانش/شبکه لبه به یک میدان باز تبدیل شده است با چندین مسئله برای حل:

- گره‌ها با استفاده از فناوری‌های مختلف دسترسی رادیویی به سرور لبه متصل می‌شوند، که بر تاخیر تحویل به روزرسانی‌های مدل تأثیر می‌گذارد.

- کلاینت‌های موبایل ناهمگون با قابلیت‌های متفاوت نیز عملکرد FL را تحت تأثیر قرار می‌دهند. بنابراین مجموعه کلاینت‌های شرکت‌کننده در فرآیند FL باید به طور راهبردی انتخاب شوند.

- در طول تبادل به روزرسانی‌های مدل، چندین کلاینت با داده‌های آموخت روی دستگاه خود مشارکت می‌کنند، و جلوگیری از ارسال داده‌های جعلی توسط کلاینت‌های مخرب دشوار است، که می‌تواند فرآیند آموخت و مدل یا پارامترهای گردانی دریافتی را آلود کند.

- برای کاربردهای G6: کاربردهای آینده G6 انتظار می‌رود حجم عظیمی از داده‌ها تولید و مدیریت کنند، مانند واقعیت گسترش یافته (XR)، واقعیت ترکیبی (MR)، تعاملات بی‌سیم

راهبردهای FL در G5، G6 و فراتر از آن همراه هستند مورد بحث قرار می‌گیرند. به طور کلی، FL یک حوزه پژوهشی حیاتی با پیامدهای گسترده برای آینده است، و این مقاله تحلیل دقیق از پتانسیل و تأثیر آن ارائه می‌دهد.

جدول اختصارات و سرنامها

Abbreviation — Description
• G5 — نسل پنجم شبکه موبایل
• G6 — نسل ششم شبکه موبایل
• (NR) 5G — رادیویی جدید
• RF — فرکانس رادیویی
• AI — هوش مصنوعی
• FL — یادگیری فدره‌ای
• ML — یادگیری ماشینی
• DL — یادگیری عمیق
• FRL — یادگیری تقویتی فدره‌ای
• OSI — مدل اتصال سیستم‌های باز
• PHY — لایه فیزیکی
• NET — لایه شبکه
• MAC — لایه دسترسی به رسانه
• APP — لایه کاربرد
• IoT — اینترنت اشیاء
• CNN — شبکه عصبی کانولوشن
• NN — شبکه عصبی
• HFL — یادگیری فدره‌ای افقی
• VFL — یادگیری فدره‌ای عمودی
• FTL — یادگیری انتقالی فدره‌ای
• MMVFL — یادگیری فدره‌ای عمودی چندکلاسه
• HFCL — یادگیری ترکیبی فدره‌ای-متمنکر
• FedAvg — میانگین گیری فدره‌ای
• SimFL — یادگیری فدره‌ای مبتنی بر شباهت
• TFF — TensorFlow Federated
• FATE — Federated AI Technology Enabler
• FedML — یادگیری ماشینی فدره‌ای

در واقع، SC امکان ساخت شبکه‌های ارتباطی من تنر، قابل اعتمادتر، و کم‌صرف‌تر را فراهم می‌کند. علاوه بر این، ارتباطات معنایی انتظار می‌رود تأخیر و پیچیدگی پردازش داده را کاهش دهد، که منجر به انتقال داده کارآمدتر و تجربه کاربری بهتر می‌شود [311]. به این ترتیب، SC پیش‌بینی می‌شود از برنامه‌ها و خدمات نوآرانه‌ای مانند دستیارهای مجازی هوشمند، ربات‌های هوشمند، و خودروهای خودران پیشیبانی کند.

با این حال، برخی فرآیندهای SC مانند تشخیص معنای، مدل‌سازی داشن، و هماهنگی مبنای بر هستند و ممکن است رفتارهای ناکارآمدی شان دهند، بهویژه برای ارتباط میان یک منبع و مقصد. چارچوب FL این چالش را با آموزش یک مدل مشترک برای پردازش داشن معنایی عمومی بدون افسای داده‌های معنایی محلی از هر سرور لبه برطرف می‌کند.

همکاری سرورهای لبه: سرورهای لبه با تبادل نتایج میانی آموزش مدل همکاری می‌کنند. در [312] از یادگیری ماشینی فدره‌ای برای پیشیبانی از شبکه‌سازی معنایی کارآمد از نظر منابع استفاده شد. راه حل پیشنهادی به هر کاربر اجازه می‌دهد وظایف سنگین رمزگذاری و رمزگشایی معنایی را به سرورهای لبه واگذار کند، در حالی که اطلاعات مرتبط با مدل خود را با هماهنگی از طریق نتایج میانی محافظت می‌کند.

(6) و پهلوی از این: بهره‌وری انرژی: بهره‌وری انرژی برای ساخت شبکه‌های پایدار G6 و نسل‌های بعدی شبکه‌های موبایل حیاتی است. در راستای این هدف، مصرف انرژی FL در طول فرآیند آموزش [313] باید بدقت بهینه‌سازی شود و طرح‌های زیرین باید آگاه از انرژی طراحی شوند. درک شده است که FL نسبت به یادگیری متمنکر سنتی انرژی کارآمدتر است، اما هنوز چندین عملیات انرژی بر وجود دارد که باید برای یادگیری سبز (Green Learning) بازندهی شوند [314].

• ماهیت توزیع شده FL نیازمند منابع محاسباتی پیشتری است، که ممکن است منجر به افزایش مصرف انرژی شود.

• ممکن است نیازمند انتقال داده میان دستگاه‌ها/لبه/ابر باشد، که مصرف انرژی را افزایش می‌دهد.

• فرآیند FL معمولاً نیازمند چندین دور انتقال داده و محاسبات است، که مصرف انرژی کلی را پیشتر می‌کند.

در [315] یک چارچوب FL توزیع شده طراحی شد تا مشکل اتصال و تخلیه انرژی برای دستگاه‌های دودست برطرف شود. این چارچوب برای رایانش لبه موبایل مناسب است که دستگاه‌ها را به صورت توزیع شده با استفاده از پروتکل‌های خوشه‌بندی متصل می‌کند. این رویکرد مشکلات سیستم‌های متمنکر را حل کرده و ارتباطی مقیاس‌پذیر، سریع‌تر و انرژی کارآمدتر هنگام تبادل مدل‌های آموزش دیده ارائه می‌دهد.

در آینده نزدیک، انتظار می‌رود FL شبکه‌های عصبی بزرگ با الگوریتم‌های مشابه را در سطح دستگاه‌های موبایل و گوشی‌های کالائیت اجرا کند. این برای دستگاه‌های محدود از نظر منابع امکان‌پذیر نیست. یکی از چالش‌های اصلی این است که چگونه الگوریتم‌های FL طراحی شوند تا استفاده از منابع محاسباتی و ارتباطی به حداقل برسد. یک دیدگاه بالقوه استفاده کارآمد از کوانتیزاسیون [316] (Quantization) است، که نشان داده شده مصرف انرژی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. در واقع، نیاز به چارچوب‌های جدید برای ساخت الگوریتم‌های FL سبز وجود دارد که هم کارایی محاسباتی و هم کارایی ارتباطی بالا داشته باشند، در حالی که به منابع و بودجه انرژی کمی نیاز دارند.

IX. نتیجه‌گیری

یادگیری فدره‌ای پتانسیل زیادی در رسیدگی به نگرانی‌های حریم خصوصی و هزینه‌های ارتباطی در بخش‌های مختلف دارد، بهویژه در نسل‌های فعلی و آینده شبکه‌های موبایل. این مقاله نقش FL در شبکه‌های ارتباطی بی‌سیم را به طور کامل بررسی می‌کند، معماهی‌های مختلف ML را مقایسه کرده و اصول، تکنیک‌ها و چارچوب‌های FL را بررسی می‌کند. همچنین آخرین مشارکت‌هایی که از FL برای بهبود ارتباطات و شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPIs) در پشتne پروتکل استفاده کرده‌اند مور می‌شود. در نهایت، بینش‌ها و چالش‌های مهمی که با استقرار

International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIC). IEEE, 2019, pp. 102–106.	— گیرنده مبتنی بر FL
[5] K. B. Letaief, W. Chen, Y. Shi, J. Zhang, and Y.-J. A. Zhang, “The roadmap to 6g: Ai empowered wireless networks,” IEEE Communications Magazine, vol. 57, no. 8, pp. 84–90, 2019.	— طبقه‌بندی مولاسیون خودکار AMC
[6] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, and M. Debbah, “Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 4, pp. 3039–3071, 2019.	— پروتکل کنترل انتقال TCP
[7] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, and M. Debbah, “Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial,” IEEE Communications Surveys Tutorials, vol. 21, no. 4, pp. 3039–3071, 2019.	— اطلاعات وضعیت کاتال
[8] N. Rastegardoost and B. Jabbari, “A machine learning algorithm for unlicensed lte and wifi spectrum sharing,” in 2018 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). IEEE, 2018, pp. 1–6.	— سطوح هوشمند قابل پیکربندی RIS
[9] Y.-Y. Liu and S.-J. Yoo, “Dynamic resource allocation using reinforcement learning for lte-u and wifi in the unlicensed spectrum,” in 2017 Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). IEEE, 2017, pp. 471–475.	— وزن‌ها و گردایان‌های فدره‌ای FED-WG
[10] T. Jiang, D. Grace, and P. D. Mitchell, “Efficient exploration in reinforcement learning-based cognitive radio spectrum sharing,” IET communications, vol. 5, no. 10, pp. 1309–1317, 2011.	— چندورودی چندخروجی MIMO
[11] Z. Zhang, K. Zhang, F. Gao, and S. Zhang, “Spectrum prediction and channel selection for sensing-based spectrum sharing scheme using online learning techniques,” in 2015 IEEE 26th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). 2015, pp. 355–359.	— موج میلی‌متری mm-Wave
[12] C. Yang, J. Li, M. Guizani, A. Anpalagan, and M. Elkashlan, “Advanced spectrum sharing in 5g cognitive heterogeneous networks,” IEEE Wireless Communications, vol. 23, no. 2, pp. 94–101, 2016.	— مدل‌سیون شاخص مسیر فضایی SPIM
[13] Y. Zhang, Y. Gu, M. Pan, and Z. Han, “Distributed matching based spectrum allocation in cognitive radio networks,” in 2014 IEEE Global Communications Conference, 2014, pp. 864–869.	— دسترسی چندگانه غیرارتوگونال NOMA
[14] K. Gai and M. Qiu, “Optimal resource allocation using reinforcement learning for iot content-centric services,” Applied Soft Computing, vol. 70, pp. 12–21, 2018.	— دستگاه‌های نوع ماشین MTD
[15] J. Wang, J. Wang, Y. Wu, J. Wang, H. Zhu, M. Lin, and J. Wang, “A machine learning framework for resource allocation assisted by cloud computing,” IEEE Network, vol. 32, no. 2, pp. 144–151, 2018.	— رایانش لبه چنددسترسی MEC
	— حافظه کوتاه‌مدت بلند LSTM
	— ماشین بدار پشتیبان SVM
	— وسیله هوایی بدون سرنشین UAV
	— کیفیت تجربه QoE
	— یادگیری تقویتی فدره‌ای ترکیبی HDRL
	— واقعیت مجازی VR
	— واقعیت افزوده AR
	— واقعیت گسترش‌یافته XR
	— اینترنت لمبی TI
	— ارتباطات فوق قابل اعتماد با تأخیر کم URLLC
	— طبقه‌بندی ترافیک TC

مراجع

- [1]W.Saad,M.Bennis, and M.Chen, "Avisionof6gwirelessystems: Applications, trends, technologies, and open research problems," IEEE network, vol.34,no.3,pp.134–142,2019.
 - [2]W. Jiang, B. Han, M. A. Habibi, and H. D. Schotten, "The road towards 6g: A comprehensive survey," IEEE Open Journal of the Communications Society, vol.2,pp.334–366,2021.
 - [3] C.Chaccour,W.Saad,M.Debbah,Z.Han, and H.V.Poor, "Less data, more knowledge: Building next generation semantic communication networks," arXiv preprint arXiv:2211.14343,2022.
 - [4] E. Dahlman, S. Parkvall, J. Peisa, H. Tullberg, H. Murai, and M. Fujioka, "Artificial intelligence in future evolution of mobile communication," in 2019

- [34] S. Hu, X. Chen, W. Ni, E. Hossain, and X. Wang, "Distributed machine learning for wireless communication networks: Techniques, architectures, and applications," arXiv preprint arXiv:2012.01489, 2020.
- [35] Z. Qin, G. Y. Li, and H. Ye, "Federated learning and wireless communications," arXiv preprint arXiv:2005.05265, 2020.
- [36] M. S. Mollel, A. I. Abubakar, M. Ozturk, S. F. Kaijage, M. Kisangiri, S. Hussain, M. A. Imran, and Q. H. Abbasi, "A survey of machine learning applications to handover management in 5g and beyond," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 45770–45802, 2021.
- [37] Z. Yang, M. Chen, K.-K. Wong, H. V. Poor, and S. Cui, "Federated learning for 6g : Applications, challenges, and opportunities," arXiv preprint arXiv:2101.01338, 2021.
- [38] A. M. Elbir, A. K. Papazafeiopoulos, and S. Chatzinotas, "Federated learning for physical layer design," arXiv preprint arXiv:2102.11777, 2021.
- [39] O. A. Wahab, A. Mourad, H. Otrok, and T. Taleb, "Federated machine learning: Survey, multi-level classification, desirable criteria and future directions in communication and networking systems," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 23, no. 2, pp. 1342–1397, 2021.
- [40] D. C. Nguyen, M. Ding, P. N. Pathirana, A. Seneviratne, J. Li, and H. V. Poor, "Federated learning for internet of things: A comprehensive survey," arXiv preprint arXiv:2104.07914, 2021.
- [41] L. U. Khan, W. Saad, Z. Han, E. Hossain, and C. S. Hong, "Federated learning for internet of things: Recent advances, taxonomy, and open challenges," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021.
- [42] T. R. Gadekallu, Q.-V. Pham, T. Huynh-The, S. Bhattacharya, P. K. R. Maddikunta, and M. Liyanage, "Federated learning for big data: A survey on opportunities, applications, and future directions," arXiv preprint arXiv:2110.04160, 2021.
- [43] M. Al-Quraan, L. Mohjazi, L. Bariah, A. Centeno, A. Zoha, S. Muhammed, M. Debbah, and M. A. Imran, "Edge-native intelligence for 6g communications driven by federated learning: A survey of trends and challenges," arXiv preprint arXiv:2111.07392, 2021.
- [44] R. Kontar, N. Shi, X. Yue, S. Chung, E. Byon, M. Chowdhury, J. Jin, W. Kontar, N. Masoud, M. Noueihed et al., "The internet of federated things (ioft): A vision for the future and in-depth survey of data-driven approaches for federated learning," arXiv preprint arXiv:2111.05326, 2021.
- [45] J. Liu, J. Huang, Y. Zhou, X. Li, S. Ji, H. Xiong, and D. Dou, "From distributed machine learning to federated learning: A survey," arXiv preprint arXiv:2104.14362, 2021.
- [46] D. Shome, O. Waqar, and W. U. Khan, "Federated learning and next generation wireless communications: A survey on bidirectional relationship," arXiv preprint arXiv:2110.07649, 2021.
- [47] N. Rodríguez-Barroso, D. J. López, M. Luzón, F. Herrera, and E. Martínez-Cámarra, "Survey on federated learning threats: concepts, taxonomy on attacks and defences, experimental study and challenges," arXiv preprint arXiv:2201.08135, 2022.
- [19] U. Challita, L. Dong, and W. Saad, "Deep learning for proactive resource allocation in lte-u networks," in European wireless technology conference, 2017.
- [20] W. Jiang and H. D. Schotten, "Multi-antenna fading channel prediction empowered by artificial intelligence," in 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). IEEE, 2018, pp. 1–6.
- [21] W. Jiang and H. Schotten, "A deep learning method to predict fading channel in multi-antenna systems," in 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). IEEE, 2020, pp. 1–5.
- [22] W. Jiang and H. D. Schotten, "Deep learning for fading channel prediction," *IEEE Open Journal of the Communications Society*, vol. 1, pp. 320–332, 2020.
- [23] W. Jiang and H. Schotten, "Recurrent neural networks with long short-term memory for fading channel prediction," in 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). IEEE, 2020, pp. 1–5.
- [24] A. Konstantinov and A. Pstryakov, "Fading channel prediction for 5g," in 2019 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO). IEEE, 2019, pp. 1–7.
- [25] R. Alvizu, S. Troia, G. Maier, and A. Pattavina, "Matheuristic with machine-learning-based prediction for software-defined mobile metro core networks," *Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 9, p. D19, 09 2017.
- [26] I. Railean, C. Stolojescu, S. Moga, and P. Lenca, "Wimax traffic forecasting based on neural networks in wavelet domain," in 2010 Fourth International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), 2010, pp. 443–452.
- [27] S. Suthaharan, "Big data classification: Problems and challenges in network intrusion prediction with machine learning," *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, vol. 41, no. 4, pp. 70–73, 2014.
- [28] F. Kong, J. Li, B. Jiang, T. Zhang, and H. Song, "Big data-driven machine learning-enabled traffic flow prediction," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 30, no. 9, p. e3482, 2019.
- [29] J. Verbraeken, M. Wolting, J. Katzy, J. Kloppenburg, T. Verbelen, and J. S. Rellermeier, "A survey on distributed machine learning," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 53, no. 2, pp. 1–33, 2020.
- [30] N. Kato, B. Mao, F. Tang, Y. Kawamoto, and J. Liu, "Ten challenges in advancing machine learning technologies toward 6g," *IEEE Wireless Communications*, vol. 27, no. 3, pp. 96–103, 2020.
- [31] D. Shome, O. Waqar, and W. U. Khan, "Federated learning and next generation wireless communications: A survey on bidirectional relationship," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 33, no. 7, p. e4458, 2022.
- [32] W. Y. B. Lim, N. C. Luong, D. T. Hoang, Y. Jiao, Y.-C. Liang, Q. Yang, D. Niyato, and C. Miao, "Federated learning in mobile edge networks: A comprehensive survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 22, no. 3, pp. 2031–2063, 2020.
- [33] S. Niknam, H. S. Dhillon, and J. H. Reed, "Federated learning for wireless communications: Motivation, opportunities, and challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 6, pp. 46–51, 2020.

- [63] M. Murshed, C. Murphy, D. Hou, N. Khan, G. Ananthanarayanan, and F. Hussain, "Machine learning at the network edge: A survey," arXiv preprint arXiv:1908.00080, 2019.
- [64] S. Abdulrahman, H. Tout, H. Ould-Slimane, A. Mourad, C. Talhi, and M. Guizani, "A survey on federated learning: The journey from centralized to distributed on-site learning and beyond," IEEE Internet of Things Journal, vol. 8, no. 7, pp. 5476–5497, 2021.
- [65] J. Kone'cn'y, H. B. McMahan, D. Ramage, and P. Richt'arik, "Federated optimization: Distributed machine learning for on-device intelligence," arXiv preprint arXiv:1610.02527, 2016.
- [66] P. Kairouz, H. B. McMahan, B. Avent, A. Bellet, M. Bennis, A. N. Bhagoji, K. Bonawitz, Z. Charles, G. Cormode, R. Cummings, R. G. L. D'Oliveira, S. E. Rouayheb, D. Evans, J. Gardner, Z. Garrett, A. Gasc'on, B. Ghazi, P. B. Gibbons, M. Gruteser, Z. Harchaoui, C. He, L. He, Z. Huo, B. Hutchinson, J. Hsu, M. Jaggi, T. Javidi, G. Joshi, M. Khodak, J. Kone'cn'y, A. Korolova, F. Koushanfar, S. Koyejo, T. Lepeint, Y. Liu, P. Mittal, M. Mohri, R. Nock, A. Ozgur, R. Pagh, M. Raykova, H. Qi, D. Ramage, R. Raskar, D. Song, W. Song, S. U. Stich, Z. Sun, A. T. Suresh, F. Tram'er, P. Vepakomma, J. Wang, L. Xiong, Z. Xu, Q. Yang, F. X. Yu, H. Yu, and S. Zhao, "Advances and open problems in federated learning," CoRR, vol. abs/1912.04977, 2019. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1912.04977>
- [67] C. Zhang, Y. Xie, H. Bai, B. Yu, W. Li, and Y. Gao, "A survey on federated learning," Knowledge-Based Systems, vol. 216, p. 106775, 2021.
- [68] V. Mothukuri, R. M. Parizi, S. Pouriyeh, Y. Huang, A. Dehghanianha, and G. Srivastava, "A survey on security and privacy of federated learning," Future Generation Computer Systems, vol. 115, pp. 619–640, 2021.
- [69] Q. Yang, Y. Liu, T. Chen, and Y. Tong, "Federated machine learning: Concept and applications," ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), vol. 10, no. 2, pp. 1–19, 2019.
- [70] L. Li, Y. Fan, M. Tse, and K.-Y. Lin, "A review of applications in federated learning," Computers & Industrial Engineering, p. 106854, 2020.
- [71] P. Kairouz, H. B. McMahan, B. Avent, A. Bellet, M. Bennis, A. N. Bhagoji, K. Bonawitz, Z. Charles, G. Cormode, R. Cummings et al., "Advances and open problems in federated learning," arXiv preprint arXiv:1912.04977, 2019.
- [72] D. Leroy, A. Coucke, T. Lavril, T. Gisselbrecht, and J. Dureau, "Federated learning for keyword spotting," in ICASSP 2019–2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2019, pp. 6341–6345.
- [73] Y. Liu, Y. Kang, C. Xing, T. Chen, and Q. Yang, "A secure federated transfer learning framework," IEEE Intelligent Systems, vol. 35, no. 4, pp. 70–82, 2020.
- [74] B. Liu, L. Wang, and M. Liu, "Lifelong federated reinforcement learning: a learning architecture for navigation in cloud robotic systems," IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 4, no. 4, pp. 4555–4562, 2019.
- [75] S. Feng and H. Yu, "Multi-participant multi-class vertical federated learning," arXiv preprint arXiv:2001.11154, 2020.
- [76] T.-D. Cao, T. Truong-Huu, H. Tran, and K. Tran, "A federated learning framework for privacy-preserving and parallel training," arXiv preprint arXiv:2001.09782, 2020.
- [48] S. Banabilah, M. Aloqaily, E. Alsayed, N. Malik, and Y. Jararweh, "Federated learning review: Fundamentals, enabling technologies, and future applications," Information Processing & Management, vol. 59, no. 6, p. 103061, 2022.
- [49] S. Agrawal, S. Sarkar, O. Aouedi, G. Yenduri, K. Piamrat, M. Alazab, S. Bhattacharya, P. K. R. Maddikunta, and T. R. Gadekallu, "Federated learning for intrusion detection system: Concepts, challenges and future directions," Computer Communications, 2022.
- [50] B. Ghimire and D. B. Rawat, "Recent advances on federated learning for cybersecurity and cybersecurity for federated learning for internet of things," IEEE Internet of Things Journal, 2022.
- [51] S. Pandya, G. Srivastava, R. Jhaveri, M. R. Babu, S. Bhattacharya, P. K. R. Maddikunta, S. Mastorakis, M. J. Piran, and T. R. Gadekallu, "Federated learning for smart cities: A comprehensive survey," Sustainable Energy Technologies and Assessments, vol. 55, p. 102987, 2023.
- [52] J. Wen, Z. Zhang, Y. Lan, Z. Cui, J. Cai, and W. Zhang, "A survey on federated learning: challenges and applications," International Journal of Machine Learning and Cybernetics, vol. 14, no. 2, pp. 513–535, 2023.
- [53] M. Al-Quraan, L. Mohjazi, L. Bariah, A. Centeno, A. Zoha, K. Arshad, K. Assaleh, S. Muhaidat, M. Debbah, and M. A. Imran, "Edge-native intelligence for 6g communications driven by federated learning: A survey of trends and challenges," IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2023.
- [54] Z. Zhao, Y. Mao, Y. Liu, L. Song, Y. Ouyang, X. Chen, and W. Ding, "Towards efficient communications in federated learning: A contemporary survey," Journal of the Franklin Institute, 2023.
- [55] R. Boutaba, M. A. Salahuddin, N. Limam, S. Ayoubi, N. Shahriar, F. Estrada-Solano, and O. M. Caicedo, "A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications and research opportunities," Journal of Internet Services and Applications, vol. 9, no. 1, pp. 1–99, 2018.
- [56] X.-D. Zhang, "Machine learning," in A Matrix Algebra Approach to Artificial Intelligence. Springer, 2020, pp. 223–440.
- [57] J. Jagannath, N. Polosky, A. Jagannath, F. Restuccia, and T. Melodia, "Machine learning for wireless communications in the internet of things: A comprehensive survey," Ad Hoc Networks, vol. 93, p. 101913, 2019.
- [58] D. Gunduz, P. de Kerret, N. D. Sidiropoulos, D. Gesbert, C. R. Murthy, and M. van der Schaar, "Machine learning in the air," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 37, no. 10, pp. 2184–2199, 2019.
- [59] X. Ma, Y. Zhou, L. Wang, and M. Miao, "Privacy-preserving byzantine robust federated learning," Computer Standards & Interfaces, vol. 80, p. 103561, 2022.
- [60] Q. Yang, Y. Liu, Y. Cheng, Y. Kang, T. Chen, and H. Yu, Federated Learning. IEEE, 2019.
- [61] V. Sze, Y.-H. Chen, J. Emer, A. Suleiman, and Z. Zhang, "Hardware for machine learning: Challenges and opportunities," in 2017 IEEE Custom Integrated Circuits Conference (CICC). IEEE, 2017, pp. 1–8.
- [62] B. A. y Arcas, "Decentralized machine learning," in 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). IEEE, 2018, pp. 1–1.

- [93] Z. Qin, H. Ye, G. Y. Li, and B.-H. F. Juang, "Deep learning in physical layer communications," *IEEE Wireless Communications*, vol. 26, no. 2, pp. 93–99, 2019.
- [94] T. O'shea and J. Hoydis, "An introduction to deep learning for the physical layer," *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 3, no. 4, pp. 563–575, 2017.
- [95] N. Farsad, N. Shlezinger, A. J. Goldsmith, and Y. C. Eldar, "Data-driven symbol detection via model-based machine learning," *arXiv preprint arXiv:2002.07806*, 2020.
- [96] ———, "Data-driven symbol detection via model-based machine learning," 2020.
- [97] M. B. Mashhadi, N. Shlezinger, Y. C. Eldar, and D. Gunduz, "Fedrec: Federated learning of universal receivers over fading channels," *arXiv preprint arXiv:2011.07271*, 2020.
- [98] J. Shi, H. Zhao, M. Wang, and Q. Tian, "Signal recognition based on federated learning," in *IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. IEEE, 2020, pp. 1105–1110.
- [99] Y. Wang, G. Gui, H. Gacanin, B. Adebisi, H. Sari, and F. Adachi, "Federated learning for automatic modulation classification under class imbalance and varying noise condition," *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021.
- [100] O. O. Oyerinde and S. H. Mneney, "Review of channel estimation for wireless communication systems," *IETE Technical review*, vol. 29, no. 4, pp. 282–298, 2012.
- [101] P. Dong, H. Zhang, G. Y. Li, I. S. Gaspar, and N. NaderiAlizadeh, "Deep cnn-based channel estimation for mmwave massive mimo systems," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 13, no. 5, pp. 989–1000, 2019.
- [102] A. M. Elbir, A. Papazafeiropoulos, P. Kourtessis, and S. Chatzino tas, "Deep channel learning for large intelligent surfaces aided mm wave massive mimo systems," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 9, no. 9, pp. 1447–1451, 2020.
- [103] A. M. Elbir and S. Coleri, "Federated learning for channel estimation in conventional and irs-assisted massive mimo," *arXiv preprint arXiv:2008.10846*, 2020.
- [104] D. Xue, P. Han, Y. Liu, Z. Sha, Y. Liu, and L. Guo, "Low-cost free-space-optical communication system with federated learning-based channel prediction," in *2020 Asia Communications and Photonics Conference (ACP) and International Conference on Information Photonics and Optical Communications (IPOC)*. IEEE, 2020, pp. 1–3.
- [105] E. Onggosanusi, M. S. Rahman, L. Guo, Y. Kwak, H. Noh, Y. Kim, S. Faxter, M. Harrison, M. Frenne, S. Grant et al., "Modular and high resolution channel state information and beam management for 5g new radio," *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, no. 3, pp. 48–55, 2018.
- [106] C. Luo, J. Ji, Q. Wang, X. Chen, and P. Li, "Channel state information prediction for 5g wireless communications: A deep learning approach," *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 227–236, 2018.
- [107] W. Hou, J. Sun, G. Gui, T. Ohtsuki, A. M. Elbir, H. Gacanin, and H. Sari, "Federated learning for dl-csi prediction in fdd massive mimo systems," *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021.
- [108] F. Pase, M. Giordani, and M. Zorzi, "On the convergence time of federated learning over wireless networks under imperfect csi," *arXiv preprint arXiv:2104.00331*, 2021.
- [77] Q. Wu, K. He, and X. Chen, "Personalized federated learning for intelligent iot applications: A cloud-edge based framework," *IEEE Open Journal of the Computer Society*, vol. 1, pp. 35–44, 2020.
- [78] A. Huang, Y. Liu, T. Chen, Y. Zhou, Q. Sun, H. Chai, and Q. Yang, "Starfl: Hybrid federated learning architecture for smart urban computing," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 12, no. 4, pp. 1–23, 2021.
- [79] A. M. Elbir, S. Coleri, and K. V. Mishra, "Hybrid federated and centralized learning," *arXiv preprint arXiv:2011.06892*, 2020.
- [80] M. Chen, H. V. Poor, W. Saad, and S. Cui, "Wireless communications for collaborative federated learning," *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 12, pp. 48–54, 2020.
- [81] M. Aledhari, R. Razzak, R. M. Parizi, and F. Saeed, "Federated learning: A survey on enabling technologies, protocols, and applications," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 140699–140725, 2020.
- [82] Q. Li, Z. Wen, Z. Wu, S. Hu, N. Wang, and B. He, "A survey on federated learning systems: vision, hype and reality for data privacy and protection," *arXiv preprint arXiv:1907.09693*, 2019.
- [83] B. McMahan, E. Moore, D. Ramage, S. Hampson, and B. A. y Arcas, "Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data," in *Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR, 2017, pp. 1273–1282.
- [84] T. Li, A. K. Sahu, M. Zaheer, M. Sanjabi, A. Talwalkar, and V. Smith, "Federated optimization in heterogeneous networks," *arXiv preprint arXiv:1812.06127*, 2018.
- [85] S. Ji, S. Pan, G. Long, X. Li, J. Jiang, and Z. Huang, "Learning private neural language modeling with attentive aggregation," in *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2019, pp. 1–8.
- [86] Q. Li, Z. Wen, and B. He, "Practical federated gradient boosting decision trees," in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 34, no. 04, 2020, pp. 4642–4649.
- [87] T. Ryffel, A. Trask, M. Dahl, B. Wagner, J. Mancuso, D. Rueckert, and J. Passerat-Palmbach, "A generic framework for privacy preserving deep learning," *arXiv preprint arXiv:1811.04017*, 2018.
- [88] S. Caldas, P. Wu, T. Li, J. Kone'cn'y, H. B. McMahan, V. Smith, and A. Talwalkar, "LEAF: A benchmark for federated settings," *CoRR*, vol. abs/1812.01097, 2018. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1812.01097>
- [89] Y. Ma, D. Yu, T. Wu, and H. Wang, "Paddlepaddle: An open-source deep learning platform from industrial practice," *Frontiers of Data and Computing*, vol. 1, no. 1, pp. 105–115, 2019.
- [90] WeBank, "Fate: An industrial grade federated learning framework," <https://www.fedai.org>, 2018. 27
- [91] H. Ludwig, N. Baracaldo, G. Thomas, Y. Zhou, A. Anwar, S. Rajamoni, Y. Ong, J. Radhakrishnan, A. Verma, M. Sinn et al., "Ibm federated learning: an enterprise framework white paper v0. 1," *arXiv preprint arXiv:2007.10987*, 2020.
- [92] C. He, S. Li, J. So, X. Zeng, M. Zhang, H. Wang, X. Wang, P. Vepakomma, A. Singh, H. Qiu et al., "Fedml: A research library and benchmark for federated machine learning," *arXiv preprint arXiv:2007.13518*, 2020.

- 2020 IEEE Conference on Communications and Network Security (CNS). IEEE, 2020, pp. 1–9.
- [125] L. Zhang, M. Xiao, G. Wu, M. Alam, Y.-C. Liang, and S. Li, “A survey of advanced techniques for spectrum sharing in 5g networks,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 24, no. 5, pp. 44–51, 2017.
- [126] L. Liang, H. Ye, and G. Y. Li, “Spectrum sharing in vehicular networks based on multi-agent reinforcement learning,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 37, no. 10, pp. 2282–2292, 2019.
- [127] S. Valenti, D. Rossi, A. Dainotti, A. Pescap’ e, A. Finamore, and M. Mellia, “Reviewing traffic classification,” in *Data Traffic Monitoring and Analysis*. Springer, 2013, pp. 123–147.
- [128] H. Mun and Y. Lee, “Internet traffic classification with federated learning,” *Electronics*, vol. 10, no. 1, p. 27, 2021.
- [129] U. Majeed, L. U. Khan, and C. S. Hong, “Cross-silo horizontal federated learning for flow-based time-related-features oriented traffic classification,” in 2020 21st Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS). IEEE, 2020, pp. 389–392.
- [130] Y. Peng, M. He, and Y. Wang, “A federated semi-supervised learning approach for network traffic classification,” *arXiv preprint arXiv:2107.03933*, 2021.
- [131] M. Nazir, A. Sabah, S. Sarwar, A. Yaseen, and A. Jurcut, “Power and resource allocation in wireless communication network,” *Wireless Personal Communications*, pp. 1–24, 2021.
- [132] L. Ale, N. Zhang, H. Wu, D. Chen, and T. Han, “Online proactive caching in mobile edge computing using bidirectional deep recurrent neural network,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 5520–5530, 2019.
- [133] R. Dong, C. She, W. Hardjawana, Y. Li, and B. Vucetic, “Deep learning for hybrid 5g services in mobile edge computing systems: Learn from a digital twin,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 10, pp. 4692–4707, 2019.
- [134] S. Wang, M. Chen, C. Yin, W. Saad, C. S. Hong, S. Cui, and H. V. Poor, “Federated learning for task and resource allocation in wireless high altitude balloon networks,” *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 28.
- [135] M. Yan, B. Chen, G. Feng, and S. Qin, “Federated cooperation and augmentation for power allocation in decentralized wireless networks,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 48088–48100, 2020.
- [136] R. Ali, Y. B. Zikria, S. Garg, A. K. Bashir, M. S. Obaidat, and H. S. Kim, “A federated reinforcement learning framework for incumbent technologies in beyond 5g networks,” *IEEE Network*, vol. 35, no. 4, pp. 152–159, 2021.
- [137] F. Foukalas, “Federated-learning-driven radio access networks,” *IEEE Wireless Communications*, 2022.
- [138] D. L’opez-P’erez, A. De Domenico, N. Piovesan, G. Xinli, H. Bao, S. Qitao, and M. Debbah, “A survey on 5g radio access network energy efficiency: Massive mimo, lean carrier design, sleep modes, and machine learning,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 24, no. 1, pp. 653–697, 2022.
- [139] Z. Mahrez, M. B. Driss, E. Sabir, W. Saad, and E. Driouch, “Benchmarking of anomaly detection techniques in o-ran for handover optimization,” in 2023 [109] L. Dai, R. Jiao, F. Adachi, H. V. Poor, and L. Hanzo, “Deep learning for wireless communications: An emerging interdisciplinary paradigm,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 27, no. 4, pp. 133–139, 2020.
- [110] A. M. Elbir and S. Coleri, “Federated learning for hybrid beamforming in mmwave massive mimo,” *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 12, pp. 2795–2799, 2020.
- [111] I. Chafaa, R. Negrel, E. V. Belmega, and M. Debbah, “Federated channel-beam mapping: from sub-6ghz to mmwave,” in *IEEE WCNC 2021 workshop: distributed machine learning*, 2021.
- [112] R. W. Heath, N. Gonzalez-Prelicic, S. Rangan, W. Roh, and A. M. Sayeed, “An overview of signal processing techniques for millimeter wave mimo systems,” *IEEE journal of selected topics in signal processing*, vol. 10, no. 3, pp. 436–453, 2016.
- [113] A. M. Elbir, S. Coleri, and K. V. Mishra, “Federated dropout learning for hybrid beamforming with spatial path index modulation in multi user mmwave-mimo systems,” *arXiv preprint arXiv:2102.07450*, 2021.
- [114] Z. Wang, L. Liu, and S. Cui, “Intelligent reflecting surface assisted massive mimo communications,” in 2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, 2020, pp. 1–5.
- [115] D. Ma, L. Li, H. Ren, D. Wang, X. Li, and Z. Han, “Distributed rate optimization for intelligent reflecting surface with federated learning,” in 2020 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2020, pp. 1–6.
- [116] L. Li, D. Ma, H. Ren, D. Wang, X. Tang, W. Liang, and T. Bai, “Enhanced reconfigurable intelligent surface assisted mmwave communication: A federated learning approach,” *China Communications*, vol. 17, no. 10, pp. 115–128, 2020.
- [117] Z. Liu and I. Elhanany, “Rl-mac: a reinforcement learning based mac protocol for wireless sensor networks,” *International Journal of Sensor Networks*, vol. 1, no. 3-4, pp. 117–124, 2006.
- [118] M. Qiao, H. Zhao, S. Huang, L. Zhou, and S. Wang, “An intelligent mac protocol selection method based on machine learning in wireless sensor networks,” *KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS)*, vol. 12, no. 11, pp. 5425–5448, 2018.
- [119] H. B. Pasandi and T. Nadeem, “Mac protocol design optimization using deep learning,” in 2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIC). IEEE, 2020, pp. 709–715.
- [120] M. M. Amiri and D. Gündüz, “Machine learning at the wireless edge: Distributed stochastic gradient descent over-the-air,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 2155–2169, 2020. [121] O. Habachi, M.-A. Adjif, and J.-P. Cances, “Fast uplink grant for noma: A federated learning based approach,” in *International Symposium on Ubiquitous Networking*. Springer, 2019, pp. 96–109.
- [122] R. Zhong, X. Liu, Y. Liu, Y. Chen, and Z. Han, “Mobile reconfigurable intelligent surfaces for noma networks: Federated learning approaches,” *arXiv preprint arXiv:2105.09462*, 2021.
- [123] M. Troglia, J. Melcher, Y. Zheng, D. Anthony, A. Yang, and T. Yang, “Fair: Federated incumbent detection in cbrs band,” in 2019 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [124] N. Wang, J. Le, W. Li, L. Jiao, Z. Li, and K. Zeng, “Privacy protection and efficient incumbent detection in spectrum sharing based on federated learning,” in

- [154] L. U. Khan, I. Yaqoob, N. H. Tran, Z. Han, and C. S. Hong, "Network slicing: Recent advances, taxonomy, requirements, and open research challenges," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 36009–36028, 2020.
- [155] S. A. Kazmi, L. U. Khan, N. H. Tran, and C. S. Hong, *Network slicing for 5G and beyond networks*. Springer, 2019, vol. 1.
- [156] W. Wu, C. Zhou, M. Li, H. Wu, H. Zhou, N. Zhang, W. Zhuang et al., "A-native network slicing for 6g networks," *arXiv preprint arXiv:2105.08576*, 2021.
- [157] L. U. Khan, S. R. Pandey, N. H. Tran, W. Saad, Z. Han, M. N. Nguyen, and C. S. Hong, "Federated learning for edge networks: Resource optimization and incentive mechanism," *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 10, pp. 88–93, 2020.
- [158] X. Wang, Y. Han, C. Wang, Q. Zhao, X. Chen, and M. Chen, "In-edge ai: Intelligentizing mobile edge computing, caching and communication by federated learning," *IEEE Network*, vol. 33, no. 5, pp. 156–165, 2019.
- [159] S. Messaoud, A. Bradai, O. B. Ahmed, P. T. A. Quang, M. Atri, and M. S. Hossain, "Deep federated q-learning-based network slicing for industrial iot," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 17, no. 8, pp. 5572–5582, 2020.
- [160] B. Brik and A. Ksentini, "On predicting service-oriented network slices performances in 5g: A federated learning approach," in *2020 IEEE 45th Conference on Local Computer Networks (LCN)*. IEEE, 2020, pp. 164–171.
- [161] Y.-J. Liu, G. Feng, Y. Sun, S. Qin, and Y.-C. Liang, "Device association for ran slicing based on hybrid federated deep reinforcement learning," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 12, pp. 15731–15745, 2020.
- [162] Y. Li, A. Huang, Y. Xiao, X. Ge, S. Sun, and H.-C. Chao, "Federated orchestration for network slicing of bandwidth and computational resource," *arXiv preprint arXiv:2002.02451*, 2020.
- [163] S. Sendra, A. Rego, J. Lloret, J. M. Jimenez, and O. Romero, "Including artificial intelligence in a routing protocol using software defined networks," in *2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. IEEE, 2017, pp. 670–674.
- [164] H. Yao, T. Mai, C. Jiang, L. Kuang, and S. Guo, "Ai routers & network mind: A hybrid machine learning paradigm for packet routing," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 14, no. 4, pp. 21–30, 2019.
- [165] A. Sacco, F. Esposito, and G. Marchetto, "A federated learning approach to routing in challenged sdn-enabled edge networks," in *2020 6th IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft)*. IEEE, 2020, pp. 150–154.
- [166] Y. Cao, S. Maghsudi, and T. Ohtsuki, "Mobility-aware routing and caching: A federated learning assisted approach," *arXiv preprint arXiv:2102.10743*, 2021.
- [167] M. Wilbur, C. Samal, J. P. Talusan, K. Yasumoto, and A. Dubey, "Time-dependent decentralized routing using federated learning," in *2020 IEEE 23rd International Symposium on Real-Time Distributed Computing (ISORC)*. IEEE, 2020, pp. 56–64.
- [168] U. Majeed, S. S. Hassan, and C. S. Hong, "Cross-silo model-based secure federated transfer learning for flow-based traffic classification," in *2021 International Conference on Information Networking (ICOIN)*. IEEE, 2021, pp. 588–593.
- [169] A. Yazdinejad, R. M. Parizi, A. Dehghanianha, and H. Karimipour, "Federated learning for drone authentication," *Ad Hoc Networks*, vol. 120, p. 102574, 2021.
- International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). IEEE, 2023, pp. 119–125.
- [140] A. Abouaomar, A. Taik, A. Filali, and S. Cherkaoui, "Federated learning for ran slicing in beyond 5g networks," *arXiv preprint arXiv:2206.11328*, 2022.
- [141] S. Manzoor, A. N. Mian, A. Zoha, and M. A. Imran, "Federated learning empowered mobility-aware proactive content offloading framework for fog radio access networks," *Future Generation Computer Systems*, vol. 133, pp. 307–319, 2022.
- [142] H. Zhang, H. Zhou, and M. Erol-Kantarci, "Federated deep reinforcement learning for resource allocation in o-ran slicing," in *GLOBECOM 2022-2022 IEEE Global Communications Conference*. IEEE, 2022, pp. 958–963.
- [143] M. Luca, G. Barlauchi, B. Lepri, and L. Pappalardo, "Deep learning for human mobility: a survey on data and models," *arXiv preprint arXiv:2012.02825*, 2020.
- [144] J. Feng, Y. Li, C. Zhang, F. Sun, F. Meng, A. Guo, and D. Jin, "Deep move: Predicting human mobility with attentional recurrent networks," in *Proceedings of the 2018 world wide web conference*, 2018, pp. 1459–1468.
- [145] T. Anagnostopoulos, C. Anagnostopoulos, and S. Hadjiefthymiades, "Mobility prediction based on machine learning," in *2011 IEEE 12th International Conference on Mobile Data Management*, vol. 2. IEEE, 2011, pp. 27–30.
- [146] A. Li, S. Wang, W. Li, S. Liu, and S. Zhang, "Predicting human mobility with federated learning," in *Proceedings of the 28th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, 2020, pp. 441–444.
- [147] J. Feng, C. Rong, F. Sun, D. Guo, and Y. Li, "Pmf: A privacy preserving human mobility prediction framework via federated learning," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 4, no. 1, pp. 1–21, 2020.
- [148] K. Sozinov, V. Vlassov, and S. Girdzijauskas, "Human activity recognition using federated learning," in *2018 IEEE Intl Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Ubiquitous Computing & Communications, Big Data & Cloud Computing, Social Computing & Networking, Sustainable Computing & Communications (ISPA/IUCC/BDCloud/SocialCom/SustainCom)*. IEEE, 2018, pp. 1103–1111.
- [149] J. Wu, Q. Liu, Z. Huang, Y. Ning, H. Wang, E. Chen, J. Yi, and B. Zhou, "Hierarchical personalized federated learning for user modeling," in *Proceedings of the Web Conference 2021*, 2021, pp. 957–968.
- [150] A. Bourdoux, A. N. Barreto, B. van Liempd, C. de Lima, D. Dardari, D. Belot, E.-S. Lohan, G. Seco-Granados, H. Sarieddeen, H. Wyneer sch et al., "6g white paper on localization and sensing," *arXiv preprint arXiv:2006.01779*, 2020.
- [151] F. Yin, Z. Lin, Q. Kong, Y. Xu, D. Li, S. Theodoridis, and S. R. Cui, "Fedloc: Federated learning framework for data-driven cooperative localization and location data processing," *IEEE Open Journal of Signal Processing*, vol. 1, pp. 187–215, 2020.
- [152] B. S. Ciftler, A. Albaseer, N. Lasla, and M. Abdallah, "Federated learning for localization: A privacy-preserving crowdsourcing method," *arXiv preprint arXiv:2001.01911*, 2020.
- [153] Z. Xiao, X. Xu, H. Xing, F. Song, X. Wang, and B. Zhao, "A federated learning system with enhanced feature extraction for human activity recognition," *Knowledge-Based Systems*, p. 107338, 2021.

- [184] A. A. Khuwaja, Y. Chen, N. Zhao, M.-S. Alouini, and P. Dobbins, "A survey of channel modeling for uav communications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 2804–2821, 2018.
- [185] V. Hassija, V. Chamola, A. Agrawal, A. Goyal, N. C. Luong, D. Niyato, F. R. Yu, and M. Guizani, "Fast, reliable, and secure drone communication: A comprehensive survey," arXiv preprint arXiv:2105.01347, 2021.
- [186] P. S. Bithas, E. T. Michailidis, N. Nomikos, D. Vouyioukas, and A. G. Kanatas, "A survey on machine-learning techniques for uav based communications," *Sensors*, vol. 19, no. 23, p. 5170, 2019.
- [187] B. Brik, A. Ksentini, and M. Bouaziz, "Federated learning for uavs enabled wireless networks: Use cases, challenges, and open problems," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 53841–53849, 2020.
- [188] K. Sentz and S. Ferson, "Combination of evidence in dempster-shafer theory," , 2002.
- [189] M. C. Domingo, "Securing underwater wireless communication networks," *IEEE Wireless Communications*, vol. 18, no. 1, pp. 22–28, 2011.
- [190] N. Victor, M. Alazab, S. Bhattacharya, S. Magnusson, P. K. R. Maddikunta, K. Ramana, T. R. Gadekallu et al., "Federated learning for iiot: Concepts, applications, challenges and opportunities," arXiv preprint arXiv:2207.13976, 2022.
- [191] G. Zhu, D. Liu, Y. Du, C. You, J. Zhang, and K. Huang, "Toward an intelligent edge: Wireless communication meets machine learning," *IEEE communications magazine*, vol. 58, no. 1, pp. 19–25, 2020.
- [192] P. Habibi, M. Farhoudi, S. Kazemian, S. Khorsandi, and A. Leon Garcia, "Fog computing: a comprehensive architectural survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 69105–69133, 2020.
- [193] A. Renda, P. Ducange, F. Marcelloni, D. Sabella, M. C. Filippou, G. Nardini, G. Stea, A. Virdis, D. Micheli, D. Rapone et al., "Federated learning of explainable ai models in 6g systems: Towards secure and automated vehicle networking," *Information*, vol. 13, no. 8, p. 395, 2022.
- [194] S. R. Pokhrel and J. Choi, "Improving tcp performance over wifi for internet of vehicles: A federated learning approach," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 6, pp. 6798–6802, 2020.
- [195] S. R. Pokhrel and S. Singh, "Compound tcp performance for industry 4.0 wifi: A cognitive federated learning approach," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 17, no. 3, pp. 2143–2151, 2020.
- [196] P. K. Sharma, J. H. Park, and K. Cho, "Blockchain and federated learning-based distributed computing defence framework for sustainable society," *Sustainable Cities and Society*, vol. 59, p. 102220, 2020.
- [197] S. Savazzi, M. Nicoli, and V. Rampa, "Federated learning with cooperating devices: A consensus approach for massive iot networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 5, pp. 4641–4654, 2020.
- [198] K. Wazny, "“crowdsourcing” ten years in: A review," *Journal of global health*, vol. 7, no. 2, 2017.
- [199] Z. Li, J. Liu, J. Hao, H. Wang, and M. Xian, "Crowdsfl: A secure crowd computing framework based on blockchain and federated learning," *Electronics*, vol. 9, no. 5, p. 773, 2020.
- [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1570870521001165>
- [170] W. Y. B. Lim, J. Huang, Z. Xiong, J. Kang, D. Niyato, X.-S. Hua, C. Leung, and C. Miao, "Towards federated learning in uav-enabled internet of vehicles: A multi-dimensional contract-matching approach," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021.
- [171] S. Wang, S. Hosseinalipour, M. Gorlatova, C. G. Brinton, and M. Chi ang, "Uav-assisted online machine learning over multi-tiered networks: A hierarchical nested personalized federated learning approach," arXiv preprint arXiv:2106.15734, 2021.
- [172] Y. Wang, Z. Su, N. Zhang, and A. Benslimane, "Learning in the air: Secure federated learning for uav-assisted crowdsensing," *IEEE Transactions on network science and engineering*, 2020.
- [173] T. Zeng, O. Semiaci, M. Mozaffari, M. Chen, W. Saad, and M. Bennis, "Federated learning in the sky: Joint power allocation and scheduling with uav swarms," in *ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2020, pp. 1–6.
- [174] H. Zhang and L. Hanzo, "Federated learning assisted multi-uav networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 11, pp. 14104–14109, 2020.
- [175] N. I. Mowla, N. H. Tran, I. Doh, and K. Chae, "Federated learning based cognitive detection of jamming attack in flying ad-hoc network," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 4338–4350, 2019.
- [176] D. Kwon, J. Jeon, S. Park, J. Kim, and S. Cho, "Multiagent ddpg-based deep learning for smart ocean federated learning iot networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 10, pp. 9895–9903, 2020. 29
- [177] H. Zhao, F. Ji, Q. Guan, Q. Li, S. Wang, H. Dong, and M. Wen, "Federated meta learning enhanced acoustic radio cooperative framework for ocean of things underwater acoustic communications," arXiv preprint arXiv:2105.13296, 2021.
- [178] C. Fang, Y. Guo, N. Wang, and A. Ju, "Highly efficient federated learning with strong privacy preservation in cloud computing," *Computers & Security*, vol. 96, p. 101889, 2020.
- [179] X. Zhang, M. Hu, J. Xia, T. Wei, M. Chen, and S. Hu, "Efficient federated learning for cloud-based aiot applications," *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2020.
- [180] L. Liu, J. Zhang, S. Song, and K. B. Letaief, "Client-edge-cloud hierarchical federated learning," in *ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2020, pp. 1–6.
- [181] Z. Zhao, C. Feng, H. H. Yang, and X. Luo, "Federated-learning enabled intelligent fog radio access networks: Fundamental theory, key techniques, and future trends," *IEEE wireless communications*, vol. 27, no. 2, pp. 22–28, 2020.
- [182] Y. Wu, Y. Jiang, M. Bennis, F. Zheng, X. Gao, and X. You, "Content popularity prediction in fog radio access networks: A federated learning based approach," in *ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2020, pp. 1–6.
- [183] Y. Qu, L. Gao, T. H. Luan, Y. Xiang, S. Yu, B. Li, and G. Zheng, "Decentralized privacy using blockchain-enabled federated learning in fog computing," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 6, pp. 5171–5183, 2020.

- [215] K. Demertzis, "Blockchained federated learning for threat defense," arXiv preprint arXiv:2102.12746, 2021.
- [216] M. Hengstler, E. Enkel, and S. Duelli, "Applied artificial intelligence and trust—the case of autonomous vehicles and medical assistance devices," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 105, pp. 105–120, 2016.
- [217] A. E. Sallab, M. Abdou, E. Perot, and S. Yogamani, "Deep reinforcement learning framework for autonomous driving," *Electronic Imaging*, vol. 2017, no. 19, pp. 70–76, 2017.
- [218] A. M. Elbir, B. Soner, and S. Coleri, "Federated learning in vehicular networks," arXiv preprint arXiv:2006.01412, 2020.
- [219] T. Zeng, O. Semirci, M. Chen, W. Saad, and M. Bennis, "Federated learning on the road: Autonomous controller design for connected and autonomous vehicles," arXiv preprint arXiv:2102.03401, 2021.
- [220] Y. Li, X. Tao, X. Zhang, J. Liu, and J. Xu, "Privacy-preserved federated learning for autonomous driving," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021.
- [221] S. R. Pokhrel and J. Choi, "Federated learning with blockchain for autonomous vehicles: Analysis and design challenges," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 68, no. 8, pp. 4734–4746, 2020.
- [222] X. Liang, Y. Liu, T. Chen, M. Liu, and Q. Yang, "Federated transfer reinforcement learning for autonomous driving," arXiv preprint arXiv:1910.06001, 2019.
- [223] S. Samarakoon, M. Bennis, W. Saad, and M. Debbah, "Federated learning for ultra-reliable low-latency v2v communications," in *2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. IEEE, 2018, pp. 1–7. 30
- [224] J. Posner, L. Tseng, M. Aloqaily, and Y. Jararweh, "Federated learning in vehicular networks: opportunities and solutions," *IEEE Network*, vol. 35, no. 2, pp. 152–159, 2021.
- [225] T. D. Nguyen, S. Marchal, M. Miettinen, H. Fereidooni, N. Asokan, and A.-R. Sadeghi, "D²iot: A federated self-learning anomaly detection system for iot," in *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. IEEE, 2019, pp. 756–767.
- [226] Y. Zhao, J. Chen, D. Wu, J. Teng, and S. Yu, "Multi-task network anomaly detection using federated learning," in *Proceedings of the tenth international symposium on information and communication technology*, 2019, pp. 273–279.
- [227] T. T. Huong, T. P. Bac, D. M. Long, T. D. Luong, N. M. Dan, B. D. Thang, K. P. Tran et al., "Detecting cyberattacks using anomaly detection in industrial control systems: A federated learning approach," *Computers in Industry*, vol. 132, p. 103509, 2021.
- [228] R. Zhao, Y. Yin, Y. Shi, and Z. Xue, "Intelligent intrusion detection based on federated learning aided long short-term memory," *Physical Communication*, vol. 42, p. 101157, 2020.
- [229] W. Zellinger, V. Wieser, M. Kumar, D. Brunner, N. Shepeleva, R. G' alvez, J. Langer, L. Fischer, and B. Moser, "Beyond federated learning: On confidentiality-critical machine learning applications in industry," *Procedia Computer Science*, vol. 180, pp. 734–743, 2021.
- [200] Y. Zhao, J. Zhao, M. Yang, T. Wang, N. Wang, L. Lyu, D. Niyato, and K.-Y. Lam, "Local differential privacy-based federated learning for internet of things," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 8, no. 11, pp. 8836–8853, 2020.
- [201] A. Capponi, C. Fiandrino, B. Kantarci, L. Foschini, D. Klazovich, and P. Bouvry, "A survey on mobile crowdsensing systems: Challenges, solutions, and opportunities," *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 21, no. 3, pp. 2419–2465, 2019.
- [202] L. Wang, H. Yu, and X. Han, "Federated crowdsensing: Framework and challenges," arXiv preprint arXiv:2011.03208, 2020.
- [203] B. Zhao, X. Liu, and W.-n. Chen, "When crowdsensing meets federated learning: Privacy-preserving mobile crowdsensing system," arXiv preprint arXiv:2102.10109, 2021.
- [204] W. Zhang, Z. Li, and X. Chen, "Quality-aware user recruitment based on federated learning in mobile crowd sensing," *Tsinghua Science and Technology*, vol. 26, no. 6, pp. 869–877, 2021.
- [205] Z. Chen, M. Simsek, and B. Kantarci, "Federated learning-based risk-aware decision to mitigate fake task impacts on crowdsensing platforms," arXiv preprint arXiv:2101.01266, 2021.
- [206] K. Bouraqia, E. Sabir, M. Sadik, and L. Ladid, "Quality of experience for streaming services: measurements, challenges and insights," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 13341–13361, 2020.
- [207] S. Aroussi and A. Mellouk, "Survey on machine learning-based qoe qos correlation models," in *2014 International Conference on Computing, Management and Telecommunications (ComManTel)*. IEEE, 2014, pp. 200–204.
- [208] S. Ickin, K. Vandikas, and M. Fiedler, "Privacy preserving qoe modeling using collaborative learning," in *Proceedings of the 4th Internet QoE Workshop on QoE-Based Analysis and Management of Data Communication Networks*, 2019, pp. 13–18.
- [209] S. Ickin, K. Vandikas, F. Moradi, J. Taghia, and W. Hu, "Ensemble based synthetic data synthesis for federated qoe modeling," in *2020 6th IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft)*. IEEE, 2020, pp. 72–76.
- [210] N. Wirkuttis and H. Klein, "Artificial intelligence in cybersecurity," *Cyber, Intelligence, and Security*, vol. 1, no. 1, pp. 103–119, 2017.
- [211] V. Rey, P. M. S. S' anchez, A. H. Celdr'an, and G. Bovet, "Federated learning for malware detection in iot devices," *Computer Networks*, vol. 204, p. 108693, 2022.
- [212] G. Xu, H. Li, S. Liu, K. Yang, and X. Lin, "Verifynet: Secure and verifiable federated learning," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 911–926, 2019.
- [213] E. Khramtsova, C. Hammerschmidt, S. Lagraa, and R. State, "Federated learning for cyber security: Soc collaboration for malicious url detection," in *2020 IEEE 40th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. IEEE, 2020, pp. 1316–1321.
- [214] C. Thapa, K. K. Karmakar, A. H. Celdran, S. Camtepe, V. Varadharajan, and S. Nepal, "Feddice: A ransomware spread detection in a distributed integrated clinical environment using federated learning and sdn based mitigation," arXiv preprint arXiv:2106.05434, 2021.

- [244] R. Ali, Y. B. Zikria, A. K. Bashir, S. Garg, and H. S. Kim, "Urllc for 5g and beyond: Requirements, enabling incumbent technologies and network intelligence," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 67064–67095, 2021.
- [245] E. Bastug, M. Bennis, M. M'edard, and M. Debbah, "Toward interconnected virtual reality: Opportunities, challenges, and enablers," *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 6, pp. 110–117, 2017.
- [246] M. Chen, O. Semari, W. Saad, X. Liu, and C. Yin, "Federated echo state learning for minimizing breaks in presence in wireless virtual reality networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 1, pp. 177–191, 2019.
- [247] Y. Chen, Q. Wang, H. Chen, X. Song, H. Tang, and M. Tian, "An overview of augmented reality technology," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1237, no. 2. IOP Publishing, 2019, p. 022082.
- [248] D. Chen, L. J. Xie, B. Kim, L. Wang, C. S. Hong, L.-C. Wang, and Z. Han, "Federated learning based mobile edge computing for augmented reality applications," in 2020 international conference on computing, networking and communications (ICNC). IEEE, 2020, pp. 767–773.
- [249] F. Wang, Y. Liu, J. Liu, A. Argyriou, L. Wang, and Z. Xu, "Output security for multi-user augmented reality using federated reinforcement learning," . . .
- [250] J. Ratcliffe, F. Soave, N. Bryan-Kinns, L. Tokarchuk, and I. Farkhatdinov, "Extended reality (xr) remote research: a survey of drawbacks and opportunities," in *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2021, pp. 1–13.
- [251] L. Barbieri, S. Savazzi, M. Brambilla, and M. Nicoli, "Decentralized federated learning for extended sensing in 6g connected vehicles," *Vehicular Communications*, p. 100396, 2021.
- [252] M. Chehimi, O. Hashash, and W. Saad, "The roadmap to a quantum enabled wireless metaverse: Beyond the classical limits," in 2023 Fifth International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA). IEEE, 2023, pp. 7–12.
- [253] Y. Chen, S. Huang, W. Gan, G. Huang, and Y. Wu, "Federated learning for metaverse: A survey," *arXiv preprint arXiv:2303.17987*, 2023.
- [254] D. C. Nguyen, Q.-V. Pham, P. N. Pathirana, M. Ding, A. Seneviratne, Z. Lin, O. Dobre, and W.-J. Hwang, "Federated learning for smart healthcare: A survey," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 55, no. 3, pp. 1–37, 2022.
- [255] J. Xu, B. S. Glicksberg, C. Su, P. Walker, J. Bian, and F. Wang, "Federated learning for healthcare informatics," *Journal of Healthcare Informatics Research*, vol. 5, no. 1, pp. 1–19, 2021.
- [256] Y. Chen, X. Qin, J. Wang, C. Yu, and W. Gao, "Fedhealth: A federated transfer learning framework for wearable healthcare," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 35, no. 4, pp. 83–93, 2020.
- [257] W. Y. B. Lim, S. Garg, Z. Xiong, D. Niyato, C. Leung, C. Miao, and M. Guizani, "Dynamic contract design for federated learning in smart healthcare applications," *IEEE Internet of Things Journal*, 2020.
- [258] A. Qayyum, K. Ahmad, M. A. Ahsan, A. Al-Fuqaha, and J. Qadir, "Collaborative federated learning for healthcare: Multi-modal covid 19 diagnosis at the edge," *arXiv preprint arXiv:2101.07511*, 2021.
- [230] S. Savazzi, M. Nicoli, M. Bennis, S. Kianoush, and L. Barbieri, "Opportunities of federated learning in connected, cooperative, and automated industrial systems," *IEEE Communications Magazine*, vol. 59, no. 2, pp. 16–21, 2021.
- [231] M. Hao, H. Li, X. Luo, G. Xu, H. Yang, and S. Liu, "Efficient and privacy-enhanced federated learning for industrial artificial intelligence," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 16, no. 10, pp. 6532–6542, 2019.
- [232] A. Fu, X. Zhang, N. Xiong, Y. Gao, H. Wang, and J. Zhang, "Vfl: A verifiable federated learning with privacy-preserving for big data in industrial iot," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020.
- [233] T. Hiessl, D. Schall, J. Kemnitz, and S. Schulte, "Industrial federated learning—requirements and system design," in *International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*. Springer, 2020, pp. 42–53.
- [234] W. Sun, S. Lei, L. Wang, Z. Liu, and Y. Zhang, "Adaptive federated learning and digital twin for industrial internet of things," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 17, no. 8, pp. 5605–5614, 2020.
- [235] Y. Xianjia, J. P. Queralta, J. Heikkonen, and T. Westerlund, "Fed erated learning in robotic and autonomous systems," *arXiv preprint arXiv:2104.10141*, 2021.
- [236] W. Zhou, Y. Li, S. Chen, and B. Ding, "Real-time data processing architecture for multi-robots based on differential federated learning," in 2018 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCom/IOP/SCI). IEEE, 2018, pp. 462–471.
- [237] J. Park, S. Samarakoon, H. Shiri, M. K. Abdel-Aziz, T. Nishio, A. Elgabli, and M. Bennis, "Extreme urllc: Vision, challenges, and key enablers," *arXiv preprint arXiv:2001.09683*, 2020.
- [238] C. She, R. Dong, Z. Gu, Z. Hou, Y. Li, W. Hardjawana, C. Yang, L. Song, and B. Vucetic, "Deep learning for ultra-reliable and low latency communications in 6g networks," *IEEE Network*, vol. 34, no. 5, pp. 219–225, 2020.
- [239] S. Samarakoon, M. Bennis, W. Saad, and M. Debbah, "Distributed federated learning for ultra-reliable low-latency vehicular communications," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 68, no. 2, pp. 1146–1159, 2019.
- [240] A. Azari, M. Ozger, and C. Cavdar, "Risk-aware resource allocation for urllc: Challenges and strategies with machine learning," *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 3, pp. 42–48, 2019.
- [241] M. Simsek, A. Ajiaz, M. Dohler, J. Sachs, and G. Fettweis, "5g-enabled tactile internet," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 34, no. 3, pp. 460–473, 2016.
- [242] N. Promwongs, A. Ebrahimzadeh, D. Naboulsi, S. Kianpisheh, F. Belqasmi, R. Glitho, N. Crespi, and O. Alfandi, "A comprehensive survey of the tactile internet: State-of-the-art and research directions," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020.
- [243] M. Mukherjee, M. Guo, J. Lloret, and Q. Zhang, "Leveraging intelligent computation offloading with fog/edge computing for tactile internet: Advantages and limitations," *IEEE Network*, vol. 34, no. 5, pp. 322–329, 2020.

- Journal of King Saud University Computer and Information Sciences, vol. 34, no. 9, pp. 7445–7458, 2022.
- [275] Y. J. Cho, J. Wang, and G. Joshi, “Client selection in federated learning: Convergence analysis and power-of-choice selection strategies,” arXiv preprint arXiv:2010.01243, 2020.
- [276] M. Tang, X. Ning, Y. Wang, Y. Wang, and Y. Chen, “Fedgp: Correlation-based active client selection for heterogeneous federated learning,” arXiv preprint arXiv:2103.13822, 2021.
- [277] T. Nishio and R. Yonetani, “Client selection for federated learning with heterogeneous resources in mobile edge,” in ICC 2019-2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2019, pp. 1–7.
- [278] W. Zhang, Y. Chen, Y. Jiang, and J. Liu, “Delay-constrained client selection for heterogeneous federated learning in intelligent transportation systems,” IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023.
- [279] Z. Cheng, X. Fan, N. Chen, M. Liwang, L. Huang, and X. Wang, “Learning-based client selection for multiple federated learning services with constrained monetary budgets,” ICT Express, 2023.
- [280] F. Shi, W. Lin, L. Fan, X. Lai, and X. Wang, “Efficient client selection based on contextual combinatorial multi-arm bandits,” IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023.
- [281] D. Kang and C. W. Ahn, “A approach to optimize training client set in federated learning,” IEEE Access, 2023.
- [282] M. Chahoud, H. Sami, A. Mourad, S. Otoum, H. Otrok, J. Bentahar, and M. Guizani, “On-demand-fl: A dynamic and efficient multi-criteria federated learning client deployment scheme,” IEEE Internet of Things Journal, 2023.
- [283] X. Tang, Y. Wang, R. Huang, G. Chen, and L. Wang, “Stackelberg game based resource allocation algorithm for federated learning in mects,” in 2023 6th World Conference on Computing and Communication Technologies (WCCCT). IEEE, 2023, pp. 7–12.
- [284] U. Michieli and M. Ozay, “Are all users treated fairly in federated learning systems?” in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, pp. 2318–2322.
- [285] W. Hao, M. El-Khamy, J. Lee, J. Zhang, K. J. Liang, C. Chen, and L. C. Duke, “Towards fair federated learning with zero-shot data augmentation,” in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, pp. 3310–3319.
- [286] T. Huang, W. Lin, W. Wu, L. He, K. Li, and A. Y. Zomaya, “An efficiency-boosting client selection scheme for federated learning with fairness guarantee,” IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, vol. 32, no. 7, pp. 1552–1564, 2020.
- [287] L. Lyu, X. Xu, Q. Wang, and H. Yu, “Collaborative fairness in federated learning,” in Federated Learning. Springer, 2020, pp. 189–204.
- [288] Z. Wang, X. Fan, J. Qi, C. Wen, C. Wang, and R. Yu, “Federated learning with fair averaging,” arXiv preprint arXiv:2104.14937, 2021.
- [289] W. He, H. Yao, T. Mai, F. Wang, and M. Guizani, “Three-stage stackelberg game enabled clustered federated learning in heterogeneous uav swarms,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023.
- [259] Y. Fu, Y. Zhang, Q. Zhu, H.-n. Dai, M. Li, and T. Q. Quek, “A new vision of wireless edge caching networks (wecns): Issues, technologies, and open research trends,” IEEE Network, 2023.
- [260] L. Gashi, A. Luma, H. Snopce, and Y. Januzaj, “A secure recommender system model for service placement in wireless networks,” International Journal of Interactive Mobile Technologies, vol. 17, no. 11, 2023.
- [261] M. Vaishnavi and S. Vemuru, “The three-tier architecture of federated learning for recommendation systems,” in 2023 7th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). IEEE, 2023, pp. 1529–1533.
- [262] L. Yang, B. Tan, V. W. Zheng, K. Chen, and Q. Yang, “Federated recommendation systems,” Federated Learning: Privacy and Incentive, pp. 225–239, 2020.
- [263] J. Qin, B. Liu, and J. Qian, “A novel privacy-preserved recommender system framework based on federated learning,” in 2021 The 4th International Conference on Software Engineering and Information Management, 2021, pp. 82–88.
- [264] W. Huang, M. Ye, and B. Du, “Learn from others and be yourself in heterogeneous federated learning,” in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022, pp. 10143–10153.
- [265] L. Lyu, H. Yu, and Q. Yang, “Threats to federated learning: A survey,” arXiv preprint arXiv:2003.02133, 2020.
- [266] H. Fereidooni, S. Marchal, M. Miettinen, A. Mirhoseini, H. Mollering, T. D. Nguyen, P. Rieger, A.-R. Sadeghi, T. Schneider, H. Yalame et al., “Safelearn: secure aggregation for private federated learning,” in 2021 IEEE Security and Privacy Workshops (SPW). IEEE, 2021, pp. 56–62, 31.
- [267] Q. Zhang, B. Gu, C. Deng, and H. Huang, “Secure bilevel asynchronous vertical federated learning with backward updating,” arXiv preprint arXiv:2103.00958, 2021.
- [268] J. Konečný, H. B. McMahan, F. X. Yu, P. Richtárik, A. T. Suresh, and D. Bacon, “Federated learning: Strategies for improving communication efficiency,” arXiv preprint arXiv:1610.05492, 2016.
- [269] S. Wang, T. Tuor, T. Salonidis, K. K. Leung, C. Makaya, T. He, and K. Chan, “Adaptive federated learning in resource constrained edge computing systems,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 37, no. 6, pp. 1205–1221, 2019.
- [270] F. Haddadpour and M. Mahdavi, “On the convergence of local descent methods in federated learning,” arXiv preprint arXiv:1910.14425, 2019.
- [271] C. T. Dinh, N. H. Tran, M. N. Nguyen, C. S. Hong, W. Bao, A. Y. Zomaya, and V. Gramoli, “Federated learning over wireless networks: Convergence analysis and resource allocation,” IEEE/ACM Transactions on Networking, vol. 29, no. 1, pp. 398–409, 2020.
- [272] X. Wei and C. Shen, “Federated learning over noisy channels: Convergence analysis and design examples,” arXiv preprint arXiv:2101.02198, 2021.
- [273] M. Chen, N. Shlezinger, H. V. Poor, Y. C. Eldar, and S. Cui, “Communication-efficient federated learning,” Proceedings of the National Academy of Sciences, vol. 118, no. 17, 2021.
- [274] M. Ahmadi, A. Taghavirashidizadeh, D. Javaheri, A. Masoumian, S. J. Ghoushchi, and Y. Pourasad, “Dqre-snet: a novel hybrid approach for selecting users in federated learning with deep-q-reinforcement learning based on spectral clustering,”

- [306] A. Mehrjou, "Federated learning as a mean-field game," arXiv preprint arXiv:2107.03770, 2021.
- [307] E. Jeong, S. Oh, H. Kim, J. Park, M. Bennis, and S.-L. Kim, "Communication-efficient on-device machine learning: Federated distillation and augmentation under non-iid private data," arXiv preprint arXiv:1811.11479, 2018.
- [308] A. Mora, I. Tenison, P. Bellavista, and I. Rish, "Knowledge distillation for federated learning: a practical guide," arXiv preprint arXiv:2211.04742, 2022.
- [309] M. Chen, D. Gunduz, K. Huang, W. Saad, M. Bennis, A. V. Feljan, and H. V. Poor, "Distributed learning in wireless networks: Recent progress and future challenges," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 39, no. 12, pp. 3579–3605, 2021.
- [310] H. Q. Le, J. H. Shin, M. N. Nguyen, and C. S. Hong, "Distilling knowledge in federated learning," in 2021 22nd Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS). IEEE, 2021, pp. 196–201.
- [311] W. Yang, H. Du, Z. Q. Liew, W. Y. B. Lim, Z. Xiong, D. Niyato, X. Chi, X. S. Shen, and C. Miao, "Semantic communications for future internet: Fundamentals, applications, and challenges," IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022.
- [312] G. Shi, Y. Xiao, Y. Li, and X. Xie, "From semantic communication to semantic-aware networking: Model, architecture, and open problems," IEEE Communications Magazine, vol. 59, no. 8, pp. 44–50, 2021. 32
- [313] D. Shi, L. Li, R. Chen, P. Prakash, M. Pan, and Y. Fang, "Toward energy-efficient federated learning over 5g+ mobile devices," IEEE Wireless Communications, vol. 29, no. 5, pp. 44–51, 2022.
- [314] Z. Yang, M. Chen, W. Saad, C. S. Hong, and M. Shikh-Bahaei, "Energy efficient federated learning over wireless communication networks," IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 3, pp. 1935–1949, 2020.
- [315] S. A. Khowaja, K. Dev, P. Khowaja, and P. Bellavista, "Toward energy efficient distributed federated learning for 6g networks," IEEE Wireless Communications, vol. 28, no. 6, pp. 34–40, 2022.
- [316] M. Kim, W. Saad, M. Mozaffari, and M. Debbah, "Green, quantized federated learning over wireless networks: An energy-efficient design," IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023.
- [317] ———, "On the tradeoff between energy, precision, and accuracy in federated quantized neural networks," in ICC 2022—IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2022, pp. 2194–2199.
- Maryam Ben Driss (Student Member, IEEE) received the B.Sc. degree in Computer Science in 2018 and the M.Sc. degree in Big Data and Data Science in 2020 from the University of Hassan II, Faculty of Sciences Ben M'Sik, Casablanca, Morocco. She is currently pursuing her Ph.D. degree at the National Higher School of Electricity and Mechanics (ENSEM) in Casablanca. Her research interests include Artificial Intelligence, Federated Learning, Machine Learning, Deep Learning, Cellular Networks, 5G, 6G and beyond.
- Essaid Sabir (Senior Member, IEEE) received the Ph.D. degree (Hons.) in networking and computer engineering from Avignon University, France, in 2010. He has been a non-tenure-track Assistant Professor at Avignon University, from 2009 to 2012. He has been a Professor at Hassan II university of Casablanca until late 2022, where he was leading the NEST research Group. He is a professor with the department of computer science, Université du Québec à Montréal. His research interests
- [290] A. Peyvandi, B. Majidi, S. Peyvandi, and J. C. Patra, "Privacy preserving federated learning for scalable and high data quality computational-intelligence-as-a-service in society 5.0," Multimedia tools and applications, vol. 81, no. 18, pp. 25029–25050, 2022.
- [291] P. Singh, M. K. Singh, R. Singh, and N. Singh, "Federated learning: Challenges, methods, and future directions," in Federated Learning for IoT Applications. Springer, 2022, pp. 199–214.
- [292] J. Konečný, B. McMahan, and D. Ramage, "Federated optimization: Distributed optimization beyond the datacenter," arXiv preprint arXiv:1511.03575, 2015.
- [293] M. Chen, Z. Yang, W. Saad, C. Yin, H. V. Poor, and S. Cui, "A joint learning and communications framework for federated learning over wireless networks," IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 1, pp. 269–283, 2020.
- [294] H. H. Yang, Z. Liu, T. Q. Quek, and H. V. Poor, "Scheduling policies for federated learning in wireless networks," IEEE transactions on communications, vol. 68, no. 1, pp. 317–333, 2019.
- [295] M. Chen, H. V. Poor, W. Saad, and S. Cui, "Convergence time optimization for federated learning over wireless networks," IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 4, pp. 2457–2471, 2020.
- [296] B. Xiao, X. Yu, W. Ni, X. Wang, and H. V. Poor, "Over-the-air federated learning: Status quo, open challenges, and future directions," arXiv preprint arXiv:2307.00974, 2023.
- [297] H. Y. Oksuz, F. Molinari, H. Spreeker, and J. Raisch, "Federated learning in wireless networks via over-the-air computations," arXiv preprint arXiv:2305.04630, 2023.
- [298] B. Tegin and T. M. Duman, "Federated learning with over-the-air aggregation over time-varying channels," IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023.
- [299] F. Malandrino and C. F. Chiasseroni, "Federated learning at the network edge: When not all nodes are created equal," arXiv preprint arXiv:2101.01995, 2021.
- [300] A. Z. Tan, H. Yu, L. Cui, and Q. Yang, "Towards personalized federated learning," IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022.
- [301] L. Barbieri, S. Savazzi, M. Brambilla, and M. Nicoli, "Decentralized federated learning for extended sensing in 6g connected vehicles," Vehicular Communications, vol. 33, p. 100396, 2022.
- [302] S. K. Singh, L. T. Yang, and J. H. Park, "Fusionfedblock: Fusion of blockchain and federated learning to preserve privacy in industry 5.0," Information Fusion, vol. 90, pp. 233–240, 2023.
- [303] Y. Qu, M. P. Uddin, C. Gan, Y. Xiang, L. Gao, and J. Yearwood, "Blockchain-enabled federated learning: A survey," ACM Computing Surveys, vol. 55, no. 4, pp. 1–35, 2022.
- [304] H. Kim, J. Park, M. Bennis, and S.-L. Kim, "Blockchained on-device federated learning," IEEE Communications Letters, vol. 24, no. 6, pp. 1279–1283, 2019.
- [305] C. Ma, J. Li, M. Ding, L. Shi, T. Wang, Z. Han, and H. V. Poor, "When federated learning meets blockchain: A new distributed learning paradigm," arXiv preprint arXiv:2009.09338, 2020.

Associate Professor. She has authored or co-authored many journal and conference papers. Her research interests include network performance evaluation, traffic engineering, and quality of service management in optical and wireless networks.

Walid Saad (Fellow Member, IEEE) received his Ph.D. degree from the University of Oslo in 2010. He is a Professor at the Department of Electrical and Computer Engineering at Virginia Tech where he leads the Network Science, Wireless, and Security (NEWS) laboratory. His research interests include wireless networks, machine learning, game theory, cybersecurity, unmanned aerial vehicles, semantic communications, and cyber-physical systems. He was the author/co-author of eleven conferences' best paper awards and the 2015 and 2022 IEEE ComSoc Fred W. Ellersick Prize

include 5G/6G, wireless networks, IoT, AI/ML, and game theory. His work has been awarded in four international conferences. To bridge the gap between academia and industry, he founded the International Conference on Ubiquitous Networking (UNet) and co-founded the WINCOM conference series. He serves as a guest editor for many journals. He organized numerous events and played executive roles for other major events.

Halima Elbiaze (Senior Member, IEEE) received the B.S. degree in applied mathematics from the University of MV, Morocco, in 1996, the M.Sc. degree in telecommunication systems from the University of Versailles, in 1998, and the Ph.D. degree in computer science from Institut National des T'el'communications, Paris, France, in 2002. Since 2003, she has been with the Department of Computer Science, Universit'e du Qu'ebec 'a Montr'eal, QC, Canada, where she is currently an