

طراحی زمانبندی و تجمعیع برای یادگیری فدرال ناهمzman از طریق بیاسیم شبکه‌ها

چونگ هسوان هو، ژنگ چن و اریک جی. لارسون

چکیده - یادگیری فدرال (FL) یک چارجوب یادگیری ماشین (ML) مشارکتی است که آموزش روی دستگاه و تجمعیع مبنی بر سور را برای آموزش یک مدل یادگیری ماشین مشترک در بین عامل‌های توزیع‌شده ترکیب می‌کند. در این کار، ما یک طراحی یادگیری ماشین ناهمzman با تجمعیع دوره‌ای را برای مقابله با مشکل سرگردان در سیستم‌های FL پیشنهاد می‌کنیم. با توجه به منابع ارتباطی بیاسیم محدود، ما تأثیر سیاست‌های زمانبندی مختلف و طرح‌های تجمعیع را بر عملکرد همگایین برسیم. با توجه به اهمیت کاهش پایاس و واپسی پیروزرسانی‌های مدل تجمعیع شده، ما یک سیاست زمانبندی پیشنهاد می‌کنیم که به طور مشترک کیفیت کاتال و مسئله پراکنده شناخته می‌آشود. یک رویکرد برای این مسئله، تغییر رویه همزمان به یک رویه ناهمzman است، یعنی سور نیازی ندارد منتظر بماند تا همه دستگاه‌ها آموزش محلی را قبل از انجام تجمعیع پیروزرسانی‌ها به پایان برسانند.

اصطلاحات شاخص - یادگیری فدرال، آموزش ناهمzman، شبکه‌های بیاسیم، زمانبندی، تجمعیع

پخش مدل، آموزش محلی و تجمعیع مدل.
در هر تکرار، فرآیند تجمعیع مدل تنها زمانی می‌تواند شروع شود که همه دستگاه‌ها آموزش محلی را به پایان رسانده باشند. بنابراین، مدت زمان یک تکرار به طور جدی توسط کندترین دستگاه محدود می‌شود [3]. این پدیده که معمولاً در روش‌های همزمان FL مشاهده می‌شود، به عنوان مسئله پراکنده شناخته می‌آشود. یک رویکرد برای این مسئله، تغییر رویه همزمان به یک رویه ناهمzman است، یعنی سور نیازی ندارد منتظر بماند تا همه دستگاه‌ها آموزش محلی را قبل از انجام تجمعیع پیروزرسانی‌ها به پایان برسانند.

در مقالات علمی، چنین چارجوب FL ناهمzman در بسیاری از محیط‌های یادگیری عمیق [5]، [4] به کار گرفته شده است. با این حال، FL کاملاً ناهمzman با پیروزرسانی متوازن [5]، [4] می‌تواند به تبادل مکرر مدل، منجر به هزینه‌های بالای ارتباطی شود. از این رو، ما یک چارجوب FL ناهمzman با تجمعیع دوره‌ای پیشنهاد می‌کنیم که اثر سرگردانی را بدون پیروزرسانی بیش از حد مدل و تبادل اطلاعات بین سور و دستگاه‌های شرکت‌کننده از بین می‌برد. در مقایسه با سایر کارهای موجود در FL با پیروزرسانی‌های ناهمzman، [8]-[6] طرح پیشنهادی ما به راحتی قابل پیاده‌سازی است و به مقدار کم اطلاعات جانبی نیاز دارد.

مقدمه

آموزش مدل‌های یادگیری ماشین (ML) معمولاً به حجم عظیمی از داده‌ها نیاز دارد. امروزه، تعداد روزافزون دستگاه‌های متصفح به شکیب، با ارائه مجموعه‌های بزرگ از داده‌ها که می‌توانند برای آموزش مدل استفاده قرار گیرند، به توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین کمک کرده است. از آنجایی که نگارنده‌های مربوط به حجم خصوصی در جامعه ما حیاتی شدنداشت، استفاده از داده‌های خصوصی از دستگاه‌های کاربر برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین دشوار شده است. بنابراین، یادگیری فدرال (FL) با پذراش اطلاعات روی دستگاه به دلیل مزایای آن در حفظ حجم خصوصی داده‌ها پیشنهاد شده است. FL یک چارجوب یادگیری ماشین مشارکتی است که در آن چندین دستگاه در آموزش یک مدل جهانی مشترک بر اساس داده‌های محلی موجود شرکت می‌کنند. [1] بخلاف معتمدی یادگیری ماشین، فقط پارامترهای مدل بین دستگاه‌های کاربر و یک سور پارامتر به اشتراک گذاشته می‌شوند. به دلیل نامگون دستگاه‌های شرکت‌کننده، داده‌ای آموزشی باید به صورت مرکزی ذخیره شوند، در یک سیستم پیکسان (iid) باشند، که FL را از چارجوب‌های بهینه‌سازی توزیع‌شده مرسوم که در آن‌ها داده‌های همگن و یکنواخت توزیع‌شده فرض می‌شوند، منحرف می‌کنند.

محدودیت منابع ارتباطی یک دیگر از مسائل حیاتی در سیستم‌های بیاسیم FL است. از آنجایی که تبادل مدل از طریق کاتال‌های بیاسیم انجام می‌شود، عملکرد سیستم (هزینه‌های ارتباطی و تأخیر) به طور طبیعی از محدودیت منابع فرکانس/ زمان رنج می‌پردازد، به خصوص زمانی که تعداد دستگاه‌های شرکت‌کننده زیاد باشد. یک راه حل ممکن برای کاهش بار ارتباطی، اجازه دادن به بخشی از دستگاه‌های شرکت‌کننده برای آپلود پیروزرسانی‌های محلی خود برای تجمعیع مدل است.

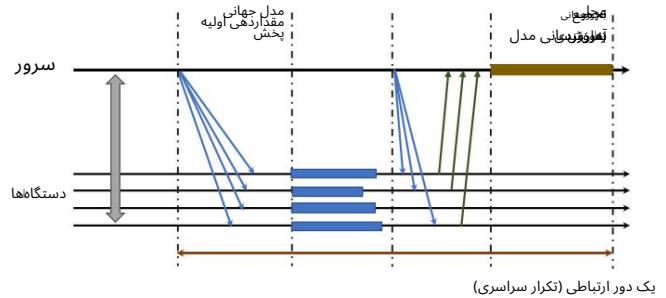
سپس، بسته به منابع ارتباطی اختصاص داده شده و کیفیت لینک بیاسیم، هر دستگاه پیروزرسانی‌های مدل خود را بر این اساس فشرده می‌کند تا پیروزرسانی‌های فشرده شده با توجه به منابع اختصاص داده شده، به طور اعتمادی منتقل شوند. زمانبندی دستگاه و تخصیص منابع ارتباطی برای دستیابی به یادگیری ماشینی کارآمد از نظر ارتباطی در شبکه‌های بیاسیم بسیار مهم هستند. [10]، [9] به طور شهودی، دستگاه‌هایی که تأثیر پیشتری بر عملکرد دارند باید در زمانبندی در اولویت قرار گیرند. این هدف ارتباطی مبنی بر یادگیری در تضاد با طراحی مرسوم مبنی بر نرخ است که در شبکه‌های سلولی اتخاذ می‌شود، جایی که هدف دستیابی به کارایی طیفی بالاتر با توان عملیاتی شبکه است. چندین کار موجود، معیارهای مختلفی را برای نشان دادن اهمیت پیروزرسانی‌های محلی، مانند هنجار FL [12]، [11] و سن پیروزرسانی [13] (AOU) در نظر می‌گیرند. با انگیزه دریافت پیروزرسانی‌های مدل با افت فشرده‌سازی کمتر، برخی از کارها کیفیت لینک بیاسیم را در طریق زمانبندی در نظر می‌گیرند. [14]-[12]، [17] از سوی دیگر، برای در نظر گرفتن توزیع داده‌های غیر iid،

میانگین‌گیری فدرال (FedAvg) یکی از معرفت‌آورین و پایه‌ترین الگوریتم‌های [2] است که یک فرآیند تکراری دارد.

نویسنگان از دیارتمان مهندسی برق (ISY)، دانشگاه لینشوبینگ، 58163 لینشوبینگ، سوئد هستند. (لینمیل): chung-hsuan.hu@liu.se, zheng.chen@liu.se, erik.g.larsson@liu.se

این کار تا حدی توسط Zenith، Lund - Linköping در فناوری اطلاعات (ELLIIT) و بیان Knut و Alice Wallen-berg پشتیبانی شد.

عدم قطعیت توزیع داده‌ها در [15] در نظر گرفته شده است، و در [19]، [18] طراحی زمان‌بندی از اصل اولویت بالاتر به دستگاه‌های با تنوع پیشتر در داده‌های محلی خود پیروی می‌کند. برخی از کارها بهینه‌سازی مشترک زمان‌بندی دستگاه و تخصیص منابع را به سمت حداقل تأخیر [20] یا انلاف تجربی [21]، [22] در نظر می‌آورند. با این وجود، همه آنها سیستم‌های FL هم‌زمان را در نظر می‌آورند. تعداد کمی از کارهای موجود، طراحی را بر یک محیط ناهم‌زمان در نظر گرفته‌اند. در [23] زمان‌بندی در FL ناهم‌زمان بر اساس به حداکثر رساندن مجموع مورد انتظار داده‌های آموزشی با توجه به عدم قطعیت شرایط کاتالوگ، وارد داده‌ها و منابع ارتباطی محدود در نظر گرفته شده است. با این حال، تأثیر توزیع داده‌های غیر محدود طراحی زمان‌بندی در نظر گرفته نشده است.



شکل : افرایند FL و تبادل اطلاعات بین سرور و دستگاه‌های شرکت‌کننده

در مقایسه با تنظیمات هم‌زمان، FL ناهم‌زمان باید با ناهم‌زمان به روزرسانی‌های مدل محلی مقابله کند، زیرا دستگاه‌های مختلف ممکن است آموزش محلی را بر اساس نسخه‌های مختلف مدل جهانی انجام دهند. برخی از طرح‌های تجمعی اکتشافی در مقالات بررسی شده‌اند. در [23] دستگاه‌هایی که از تکرارهای گذشته با شکستهای انتقال بیشتری مواجه شده‌اند، به روزرسانی‌های گردایان بزرگ‌آشده را ارسال می‌کنند. در [24] وزن‌های بیشتری به ردیفهای کنترل در فرایند تجمعی داده می‌شود، زیرا ردیفهای کنترل کمتر در مدل جهانی مشارکت می‌کنند.

هر دو رویکرد با هدف یکسان‌سازی سهم دستگاه‌های مختلف انجام می‌شوند، اگرچه با داده‌ای iid. همگراپی کند شود زیرا به روزرسانی‌های مدل بخلاف است آمده از مدل‌های جهانی قدیمی‌تر ممکن است حاوی اطلاعات مغایر کمی برای نسخه فعلی باشند.

که در آن (۱) تابع زیان نمونه‌محور است که بر اساس نمونه داده محاسبه می‌شود. به طور مشابه، یک تابع زیان محلی دستگاه به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$(1) \quad \text{Z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i$$

سبس، می‌توانیم (۱) را به صورت زیر بازنویسی کنیم

$$(2) \quad (z_i - \bar{z})^2 / N$$

برای توصیف ناهمگونی توزیع داده‌ها در N یک معیار [25] تعریف می‌کنیم.

$$(3) \quad \text{Z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2$$

با توجه به این تابع نمونه‌محور تدبیر کل‌لاقلان تلفاً ضروری‌نماینده جلطه‌زدیشند [5] کجا به نزدیک می‌شود، در حالی که در سناریوی غیر iid نکار داریم $\neq 0$ باشد که نشان دهنده سطح ناهمگونی داده‌ها در بین دستگاه‌ها است.

الف. با آموزش و تجمعی هم‌زمان

یکی از الگوریتم‌های نماینده FL با رویه هم‌زمان آموزش محلی و تجمعی سراسری است.

کل فرایند آموزش به چندین نکار سراسری (دورهای ارتباطی) تقسیم می‌شود که در طول هر نکار، سرور به روزرسانی‌های مدل را از دستگاه‌های شرکت‌کننده که بر روی داده‌های محلی موجودشان محاسبه شده‌اند، جمع‌آوری می‌کند. ما یک نسخه اصلاح‌شده از FedAvg را در نظر می‌گیریم که در آن مرحله اضافی از زمان‌بندی دستگاه پس از آموزش محلی اضافه می‌شود، همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است. انجیزه اصلی پشت این امر کاهش هزینه‌های ارتباطی و تأخیر، به ویژه بر یک شبکه بسیم با منابع ارتباطی محدود است. در نکار سراسری $i = 1, 2, \dots, I$ مراحل زیر اجرا می‌شوند: (۱) سرور مدل سراسری فعلی θ را به ... پختن می‌کند.

دوم، مدل سیستم

ما یک طرح وزن‌بندی آگاه از سن برای تجمعی مدل پیشنهاد می‌کنیم تا اثرات ناهم‌زمانی ناهم‌زمانی را کاهش دهیم. «ما تأثیر فشرده‌سازی به روزرسانی، ناهمگونی داده‌ها و برای طراحی زمان‌بندی ما فراهم می‌کند.

ما یک سیستم FL با دستگاه‌هایی که در آموزش یک مدل یادگیری جهانی مشترک شرکت می‌کنند، که توسط بردار پارامتری یک بعدی R پارامتری شده است را در نظر می‌گیریم. $\{\theta_1, \dots, \theta_N\}$ را به عنوان مجموعه دستگاه در سیستم نشان می‌دهیم. هر دستگاه N مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی محلی S را دارد. فرض کنید $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ نشان دهنده کل مجموعه داده‌ها در سیستم با اندازه $|S|$ باشد، که در آن $|S| = m$.

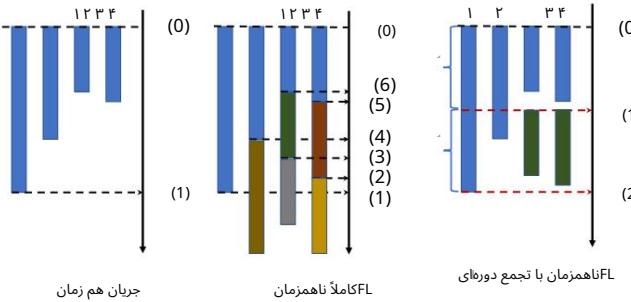
دستگاه N را تنظیم کرد.

هزارهای سیستمی زبانی اجرا می‌شود (SGD). هدف سیستمی بافت بردار پارامتری بهینه است که تابع زیان تجربی تعریف شده را به حداقل برساند.

$$(4) \quad \min_{\theta} \sum_{i=1}^m \ell(\theta, s_i)$$

۱ نشان دهنده شاخص نکار محلی، $(\cdot)_i$ نشان دهنده که در آن $\theta_i = 0$ ، $\theta_i = 0, \dots, \theta_i = 0$ ، $\theta_i = 0$ ، \dots

نخ یادگیری و



عدم تعادل بالقوه مدل ناشی از آموزش ناهمزمان.
تغفارشونه محلی منظم در دستگاه در تکرار سراسری-ام و تکرار محلی-ام به صورت زیر تعریف

$$\text{زیر} = \text{زیر} + \text{زیر}$$

که در آن $\text{زیر} < \text{ضریب منظم‌سازی}$ است. برای هر دستگاه $\text{زیر} = \text{آموزش بارزابانی محلی آن}$
به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$\text{زیر} = \text{زیر} + \text{زیر}$$

بلطفاً آنند. $\text{زیر} = 0$ که روی یک مینی-دسته تصادفی انتخاب شده $\text{زیر} = 0$ است.

بلطفاً آنند $\text{زیر} = \text{آموزش بارزابانی محلی آن}$. (تشان دهنده بردار پارامتر مدل در تکرار سراسری-ام است:
اویله در اولین تکرار محلی به صورت زیر است:

$$\text{زیر} = \text{زیر}$$

کجا

$$\text{زیر} = \text{زیر} + \text{زیر}$$

آخرین تکرار سراسری را نشان می‌داده که در آن دستگاه یک مدل سراسری بارزابانی شده
تصادفی انتخاب شده $\text{زیر} = 0$ است.

پس از تکمیل آموزش محلی، هر دستگاه بارزابانی مدل را به صورت تفاوت
بین بردار پارامتر مدل قبل و بعد از آموزش دریافت می‌کند، یعنی

$$\text{زیر} = \text{زیر} + \text{زیر}$$

(۴) پس از آموزش محلی، زیرمجموعه‌ای از دستگاه‌های $\text{زیر} = 0$ برای آپلود
بارزابانی‌ها مدل خود به سرور برنامه‌ریزی شده‌اند.

(۵) پس از دریافت بارزابانی‌ها محلی از دستگاه‌های برنامه‌ریزی شده، سرور
اطلاعات دریافتی را تجمعیم کرده و مدل سراسری را مطابق با آن بارزابانی می‌کند.

$$\text{زیر} = \text{زیر} + \text{زیر}$$

$$\text{زیر} = \text{زیر}$$

$$(7)$$

که در آن (در (۴) تعریف شده است، و (تشان دهنده وزن $\text{زیر} = 1$) است. سپس مدل بارزابانی
مشهوده در پردازش کلیش‌های داده‌های اخراج‌های جهت‌برای الامات آنرا در (۵) عرضه کرد. مدل تکرار بارزابانی‌ها
محلی (ALU) را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

ب. FLناهمزمان با تجمع دوره‌ای

برای پرداختن به مشکل پراکندگی در FLنمکام بدون ایجاد بار ارتباطی بین از حد، ما یک چارچوب
ناهمزمان با تجمع دوره‌ای پیشنهاد می‌کنیم. ایده کلی این است که آموزش ناهمزمان در دستگاه‌های مختلف
امکان‌پذیر شود، به طوری که سرور به صورت دوره‌ای بارزابانی‌ها را از دستگاه‌هایی که محاسبات خود را تکمیل
کرده‌اند جمع‌آوری کند، در حالی که بقیه آموزش محلی خود را بدون وقفه با حذف ادامه می‌دهند. شکل 2 نمونه‌ای
از جدول زمانی آموزش بارزابانی FLنمکام اصلی، KFLناهمزمان [5] و طرح پیشنهادی ما را نشان
می‌دهد. از جایی که دستگاه‌های مختلف قابلیت‌های محاسباتی متفاوت‌تر دارند، هر زمان که یک دستگاه آموزش
 محلی خود را به پایان برساند، سیگنالی به سرور ارسال می‌کند که آمادگی آن را برای گزارش بارزابانی نشان
می‌دهد. در هر مدت زمان، "سرور زیرمجموعه‌ای از دستگاه‌های آماده بارزابانی را برنامه‌ریزی می‌کند. ما (K)
به عنوان مجموعه‌ای از دستگاه‌های آماده بارزابانی در تکرار سراسری-ام تعریف می‌کنیم، فرض کنید $\text{زیر} = \text{زیر}$
مجموعه دستگاه‌های برنامه‌ریزی شده باشد، با $\text{زیر} = \text{زیر}$ که در آن حداکثر تعداد دستگاه‌هایی است
که می‌توانند برنامه‌ریزی شوند. ما یک عبارت منظم‌سازی درتابع زیان برای کاوش ... در نظر می‌گیریم.

ج. مدل لایه فیزیکی (PHY)

در یک فرآیند، FLبخش ارتباط در دو مرحله انجام می‌شود، سرور مدل سراسری را به
دستگاه‌ها ارسال می‌کند (انتقال)، و دستگاه‌ها بارزابانی‌ها مدل را به سرور گزارش
می‌دهند (انتقال)، سرور قدرت انتقال بسیار بالاتر نسبت به دستگاه‌ها
دارد و انتقال downlink به دلیل کanal پخش نیازی به تقسیم منابع ارتباطی ندارد، بنابراین،
فرض می‌کنیم هیچ خطای فشرده‌سازی در downlink وجود ندارد. با این حال، انتقال uplink از
گلوگاه ارتباطی رنج می‌پردازد، که باعث می‌شود طراحی زمان‌بندی و تخصیص منابع از اهمیت
ویژه‌ای برخوردار باشد.

-این مرحله از زمان‌بندی آپلاینک به ویژه برای FAZ از طریق می‌اسیم اهمیت دارد.
شیوه‌ها به عنوان منابع ارتباطی باید بین دستگاه‌ها به اشتراک گذاشته شوند.

تجویه داشته باشید که این تعریف مبتنی بر سن با تعریف سن بارزابانی (AoI) در [13] ارائه شده
است، متفاوت است، که زمان سپری شده در هر دستگاه را آخرین مشارکت آن در تجمعیم مدل اندازه‌گیری
می‌کند.

ما در نظر می‌گیریم که در هر تکار سراسری، مدل بهاروزرسانی می‌آشود.
از همه دستگاه‌ها از طریق یک کانال محوشگی بلوک با بلوک همدوس نماد θ منتقل
می‌آشوند. ما متعامد فرض می‌کنیم $\text{ا) مصلحت همیل} = \text{متلب}(\text{عیلین} - \text{دستگاه})$
یعنی منحصرأ به دستگاه اختصاص داده شده و $= 0$)

بنابراین، انتقال از چندین دستگاه بدون تداخل، فرض کنید و α نشان دهنده مقیاس بزرگ و مجموعشدنگی کانال در مقیاس کوچک از دستگاه $-th$ - به th - ارسال را انجام داده است

به ترتیب سورور، با فرض اینکه دستگاه th - حداکثر توان Γ () و نویز افزایش در کanal μ_{th} () متفقی Γ کanal لینک -ام برابر است با

$$(\Gamma) = \log_2 1 + \frac{(\Gamma)}{\mu_{th}} \quad . \quad (8)$$

اما در نظر داریم که دستگاه‌ها فشرده‌سازی داده‌ها و طرح کدگذاری کانال مناسب را مطابق با کانال اعمال می‌کنند.

ظرفیت در (8) به گونه‌ای که انتقال‌های مدل بازرسانی شوند
بدون خطأ هستند. در نتیجه، سرور می‌تواند به طور قابل اعتمادی دریافت کند
باشند.¹⁴ این انتقال دستگاه.

□ ،) و طرح فشردهاسازی دادهها در زیر مشخص شده‌اند.

سطح یکسانی از افت فشرده سازی در بهاروزرسانی‌های مدل از هر کدام دستگاه، ما منابع نماد را به گونه‌ای تخصیص می‌دهیم که

$$|()|() = \dots = |\Pi()|()|\Pi()|(),$$

که نشان می‌دهد دستگاه‌هایی با کانال‌های بهتر با نمادهای کمتری اختصاص داده می‌شوند. طراحی مشابه در [11] در نظر گرفته شده است.

(۲) پردازندگی و کمیتاسازی: هر دستگاه نیاز دارد فشردهاسازی (با توجه به بودجه) (بیتها).

اما از پراکنده‌گر تصادفی و به دنبال آن دقت پایین استفاده می‌کنیم.
کوانتیزیزاسیون تصادفی برای فشرده‌سازی مدل. به طور خاص، ما
یک طبقه‌بندی را که مدل پراکنده تعريف کنید R () ~

در غیر این صورت، $\Box V(\phi)$ برابر با ϕ است.

در اینجا، (مؤلفه‌ی -ام) (است و) (نشان دهنده‌ی مجموعه عناصر رزو شده با) (= |V|Sپس، هر کدام عنصر (V ⊂ U)، (~ا تصادفی سطح پردازش می‌شود.

[27] $R \sqsubseteq Q : R$ به طوری که

س(ـ) علامت) = || ~ ()|| 2 با()) . ((), || ~ ()|| 2),

کجا

$$Z(., || | 2) = \frac{+1}{-}, \quad \begin{array}{l} \text{با احتمال} \\ \text{در غیر این صورت} \end{array}$$

و کوانتیزاسیون است. سطح ۳ بردار فشرده حاصل $\sim \{Q\} \cdot V$ است. سطح ۲ دارای ترکیب $\{Q\}$ است. یک متغیر تصادفی است، $|Q| = 2$

بین نصادری () و دارای کمیته‌های [] () نتیس گواهیز بدون بایاس است، یعنی، $= [()]$

مکریم (را پیدا می‌کنیم. ثابت، کانتیزاسیون سطح یک تحت اینست. به مقدمه ۴۰۲ صفحه ۱۱۱

$$+ 32 + () \log_2 (+ 1) + 1 \quad \{ \} \quad (10)$$

گریزی سایر افراد را نیز کاهش می‌کند.

بیانیه‌ای بطبعی لر لولو ۲۰ هفتماده می‌اشوند
اندیس‌های، (۷) جمله دوم ۳۴ بیت برای ن
مقدار، و عبارت سوم به این معنی است
برای انتقال هر عنصر غیر صفر از (۰) مور

- ۱- د. انگیزه طراحی زمانبندی و تجمعیع
تحت تنظیمات FNL ناهمزمان پیشنهادی، طراحی کلید سوالات عبارتند از:
 - (آ) توجه به محدودیتهای منابع ارتباطی، چگونه آیا باید زیرمجموعه‌ای از (K) را برای تجمعیع مدل تحت سناریوی داده‌های آموزشی ناهمگن برنامه‌کریزی کیم؟

نوزیع و کیفیت لینک بی اسیم؟

(۲) استگاه‌های مختلف ممکن است واحدهای محاسبه و منطق (ALU) متفاوتی داشته باشند، جدیدتر با قدمی‌تر، جگونه‌ی می‌توان یک سیاست وزن‌دهی مناسب با در نظر گرفتن تازگی طراحی کرد؟

از بهارو زرسانی‌های مدل؟

به یاد داشته باشید که هدف، به حداقل رساندن زیان تجربی جهانی است.

(۳) که در (۲) داده شده است. ما مدل بهینه را به صورت $\underset{\theta}{\operatorname{argmin}}$ معرفی می‌کنیم. فرض اینکه (۱) شدت محدب است، به این معنی که

$$f(\theta) = 0 \Leftrightarrow f(\theta) \text{ smooth}.$$

$$(1) \square (2) \square (2) (1 \square 2) + \frac{1}{r} \quad | \quad 12.2111$$

در تکرار $(+1)$ ام داریم (9)

$$((+1))\mathbb{I}\mathbb{B}^{\square} \square - E || (+1)\mathbb{I}\mathbb{B}^{\square}, \quad (12)$$

که در آن [.] نشان دهنده امید به کل تصادف بودن است در تکرارهای گذشته ...، انتوجه داشته باشید که (12) کمیت را تعیین می‌کند اثربخش آمورش مدل با بررسی شکاف بین E || (+1) || E و یک کران بالای کوچکتر، به طور بالقوه شکاف را کاهش می‌دهد. به ویژه،
 (12) را می‌توان به عنوان واریانس مدل تجمعیغاشده تفسیر کرد. تولید شده از پنهان سازی‌ها، مدا، دستگاه‌ها، برنامه‌ریزی اشده.

که متفاوت باشد. این ممکن است که در دستگاه‌های مختلف زیاد است، که منجر به واریانس زیادی می‌شود.

(۳) فشرده‌سازی داده‌ها: هم‌زمان با انتقال به روزرسانی‌های مدل از طریق کانال‌های بی‌اسیم با نزد محدود، سرور فقط دریافت می‌کند اطلاعات نویزی به دلیل فشرده‌سازی داده‌ها. تلفات فشرده‌سازی بیشتر، واریانس بیشتری از مدل تحمیل‌شده ایجاد می‌کند.

(۳) به روزرسانی‌های ناهمزمان مدل: همانطور که در بخش B-II نشان داده است،
به روزرسانی‌های دریافتی \square ، (ممکن است ULA‌های متفاوتی داشته باشند، که
یک مولوچ \square تأثیر بر این تغییر در $(+) (+)$ خواهد بود - از منظر زمان‌بندی دستگاه، می‌توانیم

کوچکتر - (+) | | E با در نظر گرفتن موارد زیر می‌توانیم جندها:

• دستگاه‌های برنامه‌بریزی اشده باید یک ساختار همگن ایجاد کنند
نمایش، کل، مجموعه داده‌های آموزشی، S.

• الاف فشرده‌سازی باید پایین نگه داشته شود، که این امر ما را ترجیب می‌کند تا دستگاه‌های با شرایط کanal بهتر را در اولویت قرار دهیم.
از منظر تجمعی مدل، می‌توانیم با در نظر گرفتن طراحی وزن‌دهی آگاه از سن در فرآیند تجمعی، تأثیر نامطلوب بهاروزسانی‌های ناهمzman را کاهش دهیم.

مشکل اعمال بهاروزسانی‌های قدیمی بر روی مدل تکامل یافته. از سوی دیگر، ترجیح بهاروزسانی‌های محلی جدیدتر به مدل کمک می‌کند تا با گذشت زمان سریع‌تر و روان‌تر همگرا شود، هرچند که این خطر وجود دارد که به یک مدل نامتعادل که به سمت دستگاه‌های با قدرت محاسباتی برتر متمایل است، همگرا شود. از آنجایی که سیاست زمان‌بندی پیشنهادی به گونه‌ای انجام می‌شود که همگن توزیع داده‌ها را بهبود می‌بخشد، مزیت استراتژی «ترجیح مدل‌های جدیدتر» قانع‌کننده‌تر می‌شود.

III. طراحی زمان‌بندی و تجمعی برای FLناهمzman

به طور خلاصه، طراحی زمان‌بندی مبتنی بر اهمیت داده و آگاه از کanal با سیاست تجمعی مابکرسیاست زمان‌بندی پیشنهاد ممکنیم که با در نظر گرفتن توزیع داده‌های آموزش و طراحی می‌باشد؛ وزن‌های تجمعی برای اساس تقطیعی و تابع شیوه‌سازی را در بخش Ω تأثیر می‌خواهند که هم‌زمان کاهش یابد.

V. تحلیل همگرای

ما برخی از نمادگاری‌ها و تعارف را برای تبدیل معرفی می‌کنیم.

تحلیل ماهیت سیستم پیشنهادی.

تعریف .(اتجمعی ناهمzman):

*فرض کید (اعداد نسخه‌های مختلف مدل سراسری دریافتی در تجمعی مدل -ام باشد، یعنی تعداد عناصر منحصر به فرد در مجموعه $\{ \dots, 1, 0 \}$ فرض کنید) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$ میکاری زیرمجموعه دستگاه با $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$ باشد که $\square M$ یکسازی دارد، یعنی $\square M$ باشد که $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$ باشد.

همانطور که در سیستم پیشنهادی، زمان‌بندی دستگاه منوط به مجموعه آماده بهاروزسانی ($\square K$) به جای مجموعه کامل دستگاه $\square N$ است، معیارهای زیر را برای تعیین کمیت سطح ناهمگونی داده‌ها برای هر زیرمجموعه دستگاه $\square M$ معرفی می‌کنیم.

تعریف .(سطح ناهمگنی داده‌ها): برای یک زیرمجموعه دستگاه $\square M$ و تعریف می‌کنیم $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

$$\Gamma_1(\square M) = \begin{cases} 1 & \text{اگر } \square M \neq \emptyset \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases}$$

$$\Gamma_2(\square M) = \begin{cases} 1 & \text{اگر } \square M \neq \emptyset \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases}$$

الف. فرضیات

برای تسهیل تحلیل، فرضیات پایه زیر را در نظر می‌گیریم.

فرض .1.(همواری): تابع زیان محلی \square ، همانطور که در (11) مشخص شده است، هموار است که معادل آن است $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$ به شرط پیوسته لیپشیتز، [28] یعنی $R^1 | \square M | \leq 1$.

فرض .2.(تحدب قوی): تابع زیان محلی \square ، به شدت محدب است، یعنی، $R^2 | \square M | \leq 1$.

(1) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(2) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(3) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(4) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(5) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(6) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(7) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(8) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(9) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(10) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(11) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(12) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(13) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(14) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(15) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(16) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(17) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(18) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(19) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(20) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(21) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(22) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(23) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(24) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(25) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(26) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(27) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(28) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(29) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(30) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(31) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(32) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(33) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(34) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(35) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(36) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(37) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(38) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(39) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(40) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(41) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(42) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(43) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(44) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(45) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(46) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(47) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(48) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(49) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(50) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(51) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(52) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(53) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(54) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(55) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(56) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(57) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(58) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(59) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(60) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(61) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(62) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(63) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(64) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(65) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(66) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(67) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(68) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(69) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(70) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(71) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(72) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(73) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(74) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(75) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(76) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(77) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(78) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(79) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(80) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(81) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(82) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(83) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(84) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(85) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(86) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(87) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(88) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(89) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(90) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(91) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(92) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(93) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(94) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(95) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(96) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(97) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(98) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(99) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(100) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(101) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(102) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(103) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(104) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(105) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(106) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(107) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(108) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(109) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(110) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(111) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(112) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(113) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(114) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(115) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(116) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(117) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(118) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(119) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(120) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(121) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(122) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(123) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(124) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(125) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(126) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(127) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(128) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(129) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(130) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(131) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(132) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(133) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(134) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(135) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(136) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(137) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(138) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(139) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(140) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(141) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(142) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(143) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(144) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(145) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(146) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(147) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(148) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(149) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(150) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(151) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(152) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(153) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(154) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(155) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(156) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

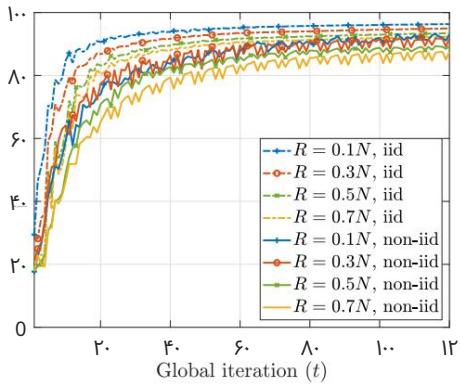
(157) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(158) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(159) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

(160) $\square M = \{ \dots, 1, 0 \}$

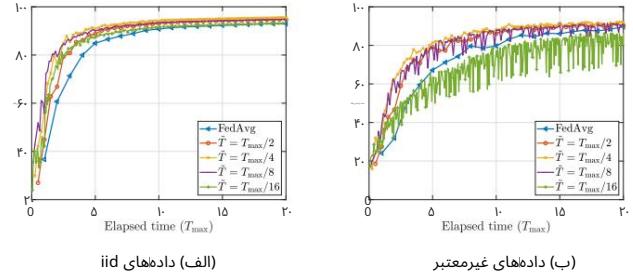
(161) <math



شکل 3: ترسیم دقت طرح پیشنهادی تحت شرایط مختلف سببیت زمانبندی جزئی، که در آن $40 = \omega$ و $5 = \alpha$

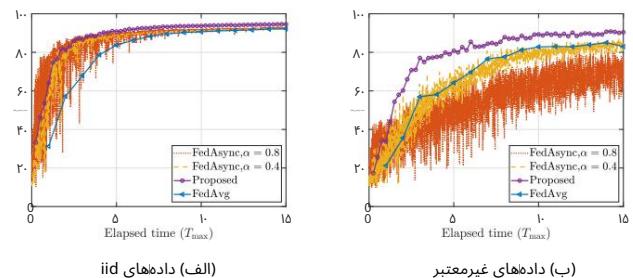
بر. حالت / $|S|$, iid, نمونه‌ها به طور تصادفی به هر کدام اختصاص داده می‌اشوند.
دستگاه بدون جایگزین. برای مورد غیر, iid,
خصوصیات داده از تنظیمات [2] پیروی می‌کند، که در آن هر دستگاه
شامل حداقل $(10, 200)$ /قم مختلف است.
(قابلیت محاسبات ناهمگن) ما به عنوان
بر. دستگاه همراه با مدخلاتی دستگاه، تولید شده از توزیع تکفیرم U (حداقل، حداکثر)، که

ز. برای نتایج عددی گزارش شده در اینجا، مانند انتخاب می‌کنیم $\max/4$ زیرا این بهترین نتایج را در شبیه‌سازی‌ها ارائه می‌آهد.
(دیگر مقایسه‌هایی نیستند) همان‌طوری که در مراجعت کردیم



شکل ۴: تأثیر بر دقت آزمایش FNAهای زمانی پیشنهادی با تجمع دوره‌ای در id و غیر id

سناریوهایی که در آنها $2 = 4 \cdot 0$ و $3 = \dots$ است.



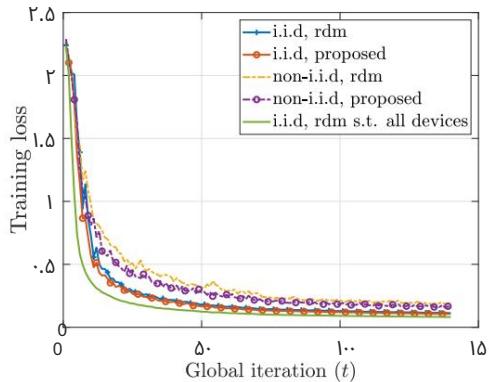
شکل 5: دقت تست الگوریتم ناهمزن پیشنهادی FedAvg با تجمع دوره‌ای، و FedAsync [4] در iid سناریوهای غیر دارای آن.
 $\text{FL} = 3\% \dots 40\% = 0.2$

مقایسه‌های متصفحانه بین طرح‌های مختلف انجام دهید، ما مشکل را برطرف می‌کنیم
میانگین میزان منابع ارتباطی اختصاص داده شده
یکی دو نظر مانگی فرضی کنیم که
آیا نمادها در دور از نیاطی هستند و قتی که $= \max/4$
پذیرفته شود، آنگاه π نماد در هر دور در دسترس خواهد بود
برای FedAvg اگر FedAsync تکرارهای FA را با گذشت زمان اجرا کند
مدت زمان تعداد نمادهای موجود در هر دور
باشد / π (حداکثر FA).

مانطور که در شکل ۴ نشان داده است، $\max/4$ بهترین عملکرد را ازcle برای همان حالت نسبت به سایر اپارتمانهای دیگر سیستم سنسگی دارد.

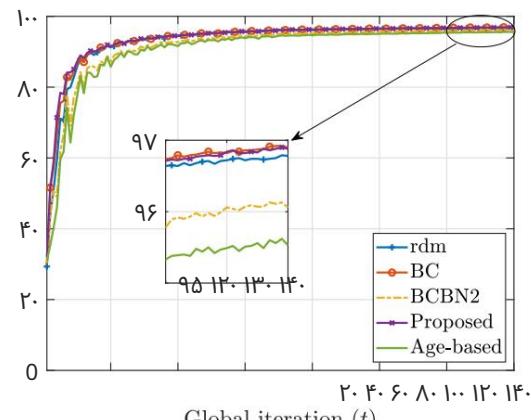
مقایسه بین طرح پیشنهادی ما، FedAvg، و FedAsync7 با مقادیر ۰.۴ و ۰.۸ در شکل نشان داده شده است.

شکل ۵. مشاهده می‌کنیم که اگرچه FedAsync می‌تواند به کاهش اثر سرگردان، نتیجه دقت آزمایش قوی نشان می‌دهد نوسان، به خصوص با داده‌های آموزشی غیر آنلاین هر دو سناریوهای iid و non-iid، FL بهتر عمل می‌کند، که نشان می‌دهد اثربخشی در از بین بردن اثر سرگردانی و دستیابی به الگوریتم‌های پردازشی FL.

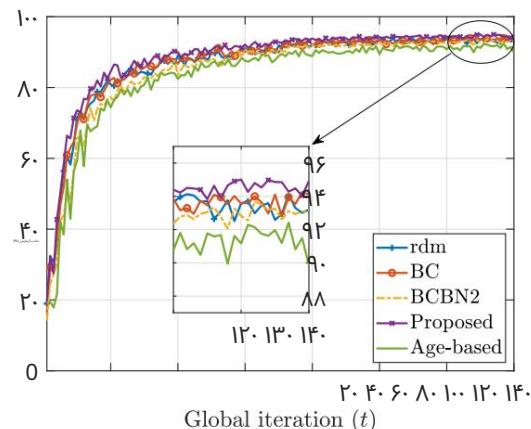


شکل 6: نتایج آموزش برای روش‌های تصادفی و زمان‌بندی پیشنهادی در سناریوهای iid و غیر iid، که در آن $\alpha = 0.2$ و $\beta = 40$ است.

دقت آزمایش (%)



(الف) داده‌های iid



(ب) داده‌های غیرمعتبر

شکل 7: تست دقتش سیاست‌های زمان‌بندی مختلف، که در آن $\alpha = 0.2$ و $\beta = 40$ است.

برای نشان دادن تأثیر ناهمزنی درون تکرار، نتیجه بهروزرسانی‌های همزمان با زمان‌بندی تصادفی برای داده‌های iid (منحنی سبز) را از این می‌دهیم. در مقایسه با حالت ناهمزنی (منحنی آبی)، حالت همزمان نتایج آموزش کمتر دارد. نشان داده‌های همگن‌تر را تأیید می‌کند.

علاوه بر این، همانطور که در شکل 4b با داده‌های غیر iid نشان داده شده است، می‌بینیم که با گوچکتر، که به معنی بزرگتر (۱) و بالاتر است متناسب با این نتایج می‌باشد. در مجموع، دستگاه‌های ذکر شده در نکته ۴ را تأیید می‌کند که در سناریوهای iid داده‌های زمان‌بندی همچنان‌چه با این ناهمزنی درون تکرار و فشرده‌سازی بهروزرسانی منجر به تحریب بیشتر عملکرد پادگیری می‌شود.

می‌بینیم بر سن : [13] ابتدا C را با استفاده از همان روش که در BCBN2 استفاده شده بدلایی می‌کنیم. نتایج در میان C، دستگاه‌هایی که بالاترین همکاری همگن‌تر دارند. این موضوع، نتایجی ذکر شده در نکته ۴ را تأیید می‌کند که در سناریوهای iid داده‌های زمان‌بندی همچنان‌چه با این ناهمزنی درون تکرار و فشرده‌سازی بهروزرسانی منجر به تحریب بیشتر عملکرد پادگیری می‌شود.

$$\therefore \quad (1) = 0$$

(۷) ادر غیر این صورت

می‌بینیم که سیاست زمان‌بندی پیشنهادی، در هر دو سناریوهای iid و غیر iid زمان‌بندی تصادفی و روش‌های مرتعه عمل می‌کند. علاوه بر این، در سناریوی غیر iid نتایج اگاهی از داده‌ها در روش پیشنهادی، دقتش تست بالاتری نسبت به روش‌های صرفاً آگاه از کanal BC و [11] BCBN2 دارد.

ابتدا، وزن‌های تجمعی با $= 1$ در (13) تنظیم می‌شوند. در شکل 7، دقتش آزمایش طرح زمان‌بندی پیشنهادی را با بخی روش‌های مرتع جایگزین نشان می‌دهیم.

ما تا حداقل دستگاه‌ها را به طور یکنواخت و تصادفی انتخاب می‌کنیم. rdm: BC [11]: ما تا حداقل دستگاه‌ها با بالاترین (۱) انتخاب می‌کنیم. BCBN2 [11]: ابتدا یک زیرمجموعه دستگاه (۱) K با C | C | ۰.۵ می‌پیدا می‌کنیم که بالاترین (۱) دارد. سپس، در میان C، دستگاه‌هایی با بالاترین | را زمان‌بندی می‌کنیم. (۲)

د. مقایسه سیاست‌های تجمعی

در شکل 8، عملکرد سیاست‌های مختلف تجمعی را تحت روش‌های زمان‌بندی می‌بینی بر اهمیت داده و زمان‌بندی تصادفی آگاه از کanal پیشنهادی نشان می‌دهیم. می‌بینیم که طراحی آگاه از سن با $= 1$ در از خط پایه بهتر عمل می‌کند.

اثبات به بخش های VIII-C، VIII-B، VII-C مراجعه کنید.

$$(20)-(21), \text{ بر اساس } | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \\ & = | | - | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (22) \\ & = | | - | \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (23) \end{aligned}$$

که در آن (22) به دلیل $| \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2}$ است. با لم ω ، کل انتظار (23) برآورده می‌شود.

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (\text{دقيقة}) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (24) \end{aligned}$$

طبق تعریف $| \boxed{1} | \boxed{2} = 0$ و $| \boxed{1} | \boxed{2} = 0$ با هم با لم ω ، را می‌توان به صورت زیر بازآرایی کرد:

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (\text{دقيقة}) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (25) \end{aligned}$$

که در آن $= \text{حداکثر} (1) + 2E$ و $= \text{حداکثر} (1) + 2E$ که شرط کافی در لام، اما ادعا می‌کنیم که

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (25) \\ & \text{استقرای ثابت می‌کنیم. برای } \omega, \text{ استقرای ثابت می‌کنیم. برای } \omega, \text{ می‌توانیم } | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \text{ را با } \omega \text{ می‌کنیم.} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (25) \\ & = | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (26) \\ & = | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (27) \end{aligned}$$

که در آن (27) به دلیل منفی بودن جمله دوم در (26) است. بنابراین (ناتایج) برقرار است و با جایگذاری نتیجه در (19)،

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (26) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (27) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (28) \end{aligned}$$

که در آن [EX] انتظار برای تمام تصمیمات زمان‌بندی گذشته است، یعنی $| \boxed{1} | \boxed{2} = \{M(\omega)\} = 1, \dots$ ، مثال $| \boxed{1} | \boxed{2} = 1$ (15).

ب. اثبات لام

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (26) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (27) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (28) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (29) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (29) \end{aligned}$$

گه در آن (28) و (29) به دلیل تحدب $| \boxed{1} | \boxed{2}$ هستند. $= (| \boxed{1} | \boxed{2})^2$ (28) عبارت سوم (29) عبارت از از محدود شده توسط تحدب، (29).

$$\begin{aligned} & | + \boxed{1} | \boxed{2} = | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (26) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (27) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (28) \\ & + | + \boxed{1} | \boxed{2} + | \boxed{1} | \boxed{2} - | \boxed{1} | \boxed{2} \quad (29) \end{aligned}$$

با اعمال (30) و (31) در بخش (29) به صورت 10 به عقب مرتب می‌شود.

برای جزئیات به بخش VIII-D مراجعه کنید.

$$\begin{aligned}
 & \text{سپس، بر اساس (16) و (17) داریم} \\
 & \text{توجه داشته باشید که} \\
 & \text{با جایگذاری (34) در (33) داریم:} \\
 & \text{همانطور که حد در (35) به زمان‌بندی فعلی بستگی ندارد} \\
 & \text{سیاست، مابین این دو مقدار کامل شده است.}
 \end{aligned}
 \tag{34}$$

از آنجایی که $\frac{1}{(1+R)^2} - \frac{1}{(1+R)} < 0$.

$$\begin{aligned}
 & \text{سپس،} \\
 & \text{با جایگذاری (32) در (31) داریم}
 \end{aligned}
 \tag{35}$$

سمت راست (36) را به عنوان یک تابع جدید تعریف کنید.

$$(1) = (2) + \frac{1}{2} (1+2) + \dots + \frac{1}{2^n} (1+2^n).$$

از آنجا که (1) یک تابع درجه دوم با حداقل سراسری است و $(1) = 0$ ، (1) نتیجه می‌شود که

$$\frac{1}{2} (1+2) = \dots = \frac{1}{2^n} (1+2^n).$$

سپس، حداقل سراسری برابر است با

$$(1) = \frac{1}{2} (1+2) + \dots + \frac{1}{2^n} (1+2^n).$$

با ترکیب (37) و (36)،

$$\frac{1}{2} (1+2) = \dots = \frac{1}{2^n} (1+2^n).$$

و از این رو

$$(2) = \dots = \frac{1}{2^n} (1+2^n).$$

مراجع



10 of 10



کن چن اعضو (IEEE) استادیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه لئینشونپینگ، سووند است، او دریافت کرد. کارشناسی خود را در سال ۱۹۸۷-۱۹۸۶ در دانشگاه علم و فناوری هوازوک (HUST) چن دریافت کرد. سپس، به ترتیب در سال‌های ۱۹۸۷-۱۹۸۶، امیرکارشناسی ارشد و دریافت خود را در دانشگاه سنتلار سوپلیک، دانشگاه پارس اسکول، دانشگاه ریاضی رفاقت کرد. از ۱۹۸۷-۱۹۸۶ در دانشگاه لئینشونپینگ، سووند مشغول به کار است. علاوه اصلی تحقیقاتی او شامل ارتباطات سیمی، سیستمهای هوشمند توپوزیشنده و شبکه‌های پیچیده است. دریافت‌کننده جایزه تبریز مقاله نویسنده جوان اجمن ارتباطات IEEE در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶. در سال ۲۰۱۶ به عنوان IEEE Communications Letters، امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Wireless Communications امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Communications امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Antennas and Propagation امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Signal Processing امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Image Processing امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE GLOBECOM امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ IEEE Transactions on Green Communications and Networking امیرکارشناسی ارشد سال ۲۰۱۷-۲۰۱۶ در حال حاضر.



کسون، سوندھ همکاری امانته است. مکانیزم این اتفاق را می‌توان با توجه به این دو عوامل در نظر گرفت: اول، در حال ایجاد انسان سبسته‌های ایمنی در دانشگاه شنیدنیونگ (الان) بر شوپیونگ، سوند است. او با موسسه سلطنتی فوارو KTH در استکهلم، سوند، دانشگاه را پس از آنچه فلورید، ایالات متحده آمریکا و مرکز تحقیقات لارسون، سوند ایجاد کرده است.

بیق اصلی حرفه‌ای او در حوزه‌های ارتباطات بسیم و پردازش سیگنال است.

در نگارش کتابهای «کدگذاری بلوکی فضای زمان برای ارتباطات بی‌سیم» (انتشارات دانشگاه سیریج، ۲۰۱۴) و «مبانی MIMO» (انتشارات دانشگاه کمبریج، ۲۰۱۶) همکاری داشته است.

Letters (2014-2015). IEEE SPCOM (2015-2016). IEEE نیس کمینه راهبری (2015-2016). IEEE Transactions on Wireless Communications (2019-2022). IEEE Wireless Communication and Networking Conference (2019-2022). IEEE عضو کمینه راهبری (2015-2016). IEEE عضو و فنی کنفرانس Asilomar SSC (2015-2016). IEEE عضو هیئت اجراء اینچمن پردازش سیگنال (2017-2019). IEEE اینچمن پردازش سیگنال (2006-2010). IEEE اینچمن پردازش سیگنال (2017-2019). IEEE اینچمن پردازش سیگنال (2010-2014). IEEE Transactions on Signal Processing (2018-2022). IEEE Transactions on Communications (2010-2014). IEEE Transactions on Image Processing (2018-2022).

ComSoc Stephen O. Rice، IEEE مجله پردازش سیگال‌ها، IEEE، ۱۹۷۴-۱۹۶۲، جایزه بهترین سال در دار از ایاهای سال ۱۹۶۲-۱۹۷۴، ایاهای جایزه IEEE، ۱۹۷۴-۱۹۷۳، IEEE ComSoc Leonard G. Abraham، IEEE مقاله آموزش ارتیفیشی، IEEE، ۱۹۷۴-۱۹۷۳، IEEE ComSoc Fred W. Ellersick، IEEE جایزه های ایاهای ۱۹۷۴-۱۹۷۵، ایاهای دریافت کرد.