A Joint Learning and Communications Framework for Federated Learning Over Wireless Networks

امیر ارسلان یاوری

دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکدهی مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف تهران، ایران aa.yavari@ce.sharif.edu

چکیده

این مقاله، مشکل آموزش الگوریتمهای یادگیری فدرال (FL) بر روی یک شبکه بیسیم بررسی کرده FL بست. در این مدل کاربران بیسیم یک الگوریتم FL را اجرا میکنند و درحالی که مدلهای محلی خود را با استفاده از دادههای خودشان آموزش میدهند دادههای آموزشیافته را هم به یک ایستگاه پایه (BS) منتقل میکنند که یک مدل FL جهانی را تولید کرده و آن را به کاربران بازمیگرداند.

از آنجا که تمامی پارامترهای آموزشی از طریق لینکهای بیسیم انتقال داده میشوند، کیفیت آموزش تحت تأثیر عوامل بیسیم مانند خطاهای بسته و در دسترس بودن منابع بیسیم قرار میگیرد. در عین حال، به دلیل محدودیت پهنای باند بیسیم، ایستگاه پایه باید یک زیرمجموعه مناسب از کاربران را انتخاب کند تا الگوریتم FL را به دقت اجرا کند.

این مشکل انتخاب یادگیری مشترک، تخصیص منابع، و انتخاب کاربران به عنوان یک مسئله بهینهسازی، فرموله شده است که هدف آن کمینهسازی تابع خطای FL است. در روش ارائه شده ابتدا تاثیر عوامل بی سیم بر FL را کمینه میکند به صورتی که بر اساس نرخ همگرایی مورد انتظار الگوریتم FL، توان انتقال بهینه برای هر کاربر، تحت یک طرح انتخاب کاربر و تخصیص بلوک منابع بالاسری (RB)، تعیین میشود. در نهایت، انتخاب کاربران و تخصیص بلوک منابع بالاسری بهینهسازی میشود تا تابع خطای FL کمینه گردد.

كلمات كليدي

Federated learning (FL), user selection, wireless, resource management

1- مقدمه

این مقاله به بررسی اجرای یادگیری فدرال (FL) در شبکههای بیسیم پرداخته و چارچوبی نوآورانه برای بهبود عملکرد FL با در نظر گرفتن عوامل شبکه بیسیم ارائه میدهد. یادگیری فدرال، روشی توزیعشده برای یادگیری ماشین است که کاربران را قادر میسازد مدلهای یادگیری را به صورت محلی آموزش داده و دادههای خود را روی دستگاههایشان حفظ کنند. اما اجرای FL در شبکههای بیسیم با چالشهایی مانند محدودیت پهنای باند، خطاهای انتقال بستهها و محدودیت منابع مواجه است. این مشکلات میتوانند منجر به کاهش سرعت همگرایی و دقت الگوریتمهای L شوند.

این مقاله برای اولین بار به بررسی جامع تأثیر عوامل بیسیم بر عملکرد FL پرداخته است. چارچوب پیشنهادی با انتخاب بهینه کاربران، تخصیص منابع بیسیم، و کاهش نرخ خطای بستهها تلاش میکند تا خطای یادگیری را به حداقل برساند و عملکرد FL را بهبود دهد. همچنین، این چارچوب با استفاده از مدلسازی ریاضی و الگوریتمهایی مانند تطبیق دوجانبه، راهحلی برای بهینهسازی همزمان انتخاب کاربران و تخصیص منابع ارائه میدهد. نتایج شبیهسازی نشان میدهد که این روش میتواند دقت شناسایی را به میزان ۱.۳ و ۳.۵ و ۳.۵ درصد در مقایسه در مقایسه با روشهای یک

الگوریتم انتخاب کاربر بهینه با تخصیص منابع تصادفی، یک الگوریتم FL استاندارد با انتخاب کاربران تصادفی و تخصیص منابع و همچنین یک الگوریتم بهینهسازی بیسیم که مجموع نرخ خطای بستهها را در بین تمامی کاربران کمینه میکند در حالی که نسبت به پارامترهای FL بیتفاوت است، بهبود بخشد.

2- تحلیل نرخ همگرایی یادگیری فدرال (FL)

در این بخش مقاله نرخ همگرایی الگوریتم یادگیری فدرال (FL) تحت تأثیر شرایط شبکههای بیسیم بررسی شده است. نرخ خطای بستهها (Error Rate) به عنوان یکی از عوامل کلیدی در عملکرد FL شناسایی شده و مدلسازی رابطه بین این خطاها و نرخ همگرایی مورد انتظار الگوریتم ایجا نجام شده است که فرمول آن در ادامه بیان شده.

$$\begin{split} \boldsymbol{g}_{t+1} &= \boldsymbol{g}_t - \lambda \left(\nabla F\left(\boldsymbol{g}_t\right) - \boldsymbol{o} \right), \\ \text{where } \boldsymbol{o} &= \nabla F\left(\boldsymbol{g}_t\right) - \frac{\sum\limits_{i=1}^{U} a_i \sum\limits_{k=1}^{K_i} \nabla f(\boldsymbol{g}, \boldsymbol{x}_{ik}, y_{ik}) C(\boldsymbol{w}_i)}{\sum\limits_{i=1}^{U} K_i a_i C(\boldsymbol{w}_i)}. \end{split}$$

کاربران در فرآیند آموزش از روش گرادیان نزولی برای بهروزرسانی مدلهای محلی خود استفاده میکنند، و بهروزرسانی مدل جهانی با ترکیب این مدلهای محلی صورت میگیرد. با این حال، خطاهای ناشی از نرخ پایین SINR و محدودیتهای کانالهای بیسیم میتوانند شکاف

قابل توجهی بین مدل جهانی واقعی و ایدهآل ایجاد کنند.

یافتهها نشان میدهند که کاهش نرخ خطای بستهها و افزایش تعداد کاربران به طور مستقیم باعث بهبود نرخ همگرایی و کاهش تفاوت بین عملکرد واقعی و ایدهآل FL میشود. با این وجود افزایش تعداد کاربران نیازمند مدیریت دقیقتر منابع بیسیم است تا از تاثیر منفی روی عملکرد جلوگیری شود. در نتیجه، برای اجرای مؤثر FL در شبکههای بیسیم واقعی، بهینهسازی همزمان تخصیص منابع، انتخاب کاربران، و توان انتقال ضروری است. این تحلیل مبنای طراحی چارچوب بهینهسازی در این تحلیل مبنای طراحی چارچوب بهینهسازی در این مقاله برای بهبود عملکرد FL است.

3- بهینهسازی تابع هزینه آموزش FL

هدف این بخش کمینه سازی تابع زیان یادگیری با در نظر گرفتن محدودیتهای موجود در شبکههای بی سیم است. این مسئله بهینه سازی شامل انتخاب بهینه کاربران، تخصیص منابع شبکه، و تعیین توان انتقال به نحویست که تاخیر انتقال و مصرف انرژی در محدوده قابل قبول قرار بگیرد. برای این منظور، اختلاف بین عملکرد مدل جهانی ایده آل و مدل واقعی را تحلیل کردند و تلاش کردند آن را از طریق بهینه سازی عوامل بی سیم مانند تخصیص منابع و نرخ خطای بسته ها کاهش دهند.

4- نتىجەگىرى

در این مقاله، یک چارچوب نوآورانه برای اجرای الگوریتمهای یادگیری فدرال (FL) بر روی شبکههای بی سیم توسعه داده شده است. یک مسئله بهینهسازی فرموله شده که انتخاب کاربران و

تخصیص منابع را برای کمینهسازی زیان آموزش FL به بطور همزمان در نظر میگیرد. برای حل این مسئله، یک بیان تحلیلی برای نرخ همگرایی مورد انتظار الگوریتم FL با در نظر گرفتن محدودیتهای شبکه بیسیم ارائه شد. سپس، بر اساس این نرخ همگرایی، توان ارسالی بهینه با توجه به انتخاب کاربران و تخصیص منابع uplink تعیین میشود.

5- پيادەسازى

برای پیادهسازی مقاله ذکر کرده است که از متلب استفاده کرده است؛ با این حال بنده برای پیادهسازی این پروژه، از یکی از ابزارهای برنامهنویسی متلب یا پایتون استفاده خواهد شد. هدف اصلی، بازتولید نتایج مقاله و بررسی عملکرد یادگیری فدرال (FL) در یک شبکه بیسیم با شرایط واقعی است. مطابق مقاله، برای پیادهسازی FL از مجموعه دادهی MNIST استفاده میشود که یک مصئلهی شناسایی اعداد دستنویس را در بر میگیرد. کاربران در این شبکه به عنوان گرههای یادگیری محلی عمل میکنند که مدلهای محلی خود را آموزش داده و به یک ایستگاه پایه (BS) منتقل میکنند. ایستگاه پایه، مدل جهانی را بهروزرسانی کرده و آن را به کاربران بازمی گرداند.