

کاهش بارمخابراتی شبکه در تخمین توزیع شده با استفاده از کورتروپی به عنوان یک معیار اطلاعاتی

فاطمه عروجی^۱ هادی زیانی^۲ علی کوهستانی^۳

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی قم- قم- ایران

oruji.fatemeh@gmail.com

۲- دانشیار- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی قم- قم- ایران

Zayyani@qut.ac.ir

۳- استادیار- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی قم- قم- ایران

Kuhestani@qut.ac.ir

چکیده: تخمین توزیع شده در شبکه‌های مخابراتی مساله‌ای است که اخیراً مورد توجه قرار گرفته است. یکی از مسایل چالش برانگیز در این شبکه‌ها بارمخابراتی می‌باشد. اخیراً محققان روش‌هایی را برای کاهش بارمخابراتی ارائه داده‌اند که ضمن کاهش بارمخابراتی در شبکه، تاثیر کمتری بر عملکرد نهایی شبکه داشته باشد. برای پردازش سیگنال در فضای غیرخطی، کورتروپی به عنوان یک معیار اطلاعاتی در سال‌های اخیر مورد توجه بوده است. البته در فضای گاوسی همواره استفاده از کورتروپی نتیجه خوبی نمی‌دهد. اما اگر نویز ضربه داشته باشیم، تابع هزینه بر پایه کورتروپی بهتر از تابع هزینه بر پایه مربع خطای تخمین جواب می‌دهد. در این کار تحقیقاتی، نویز شبکه از نوع نویز ضربه می‌باشد. بنابراین، برای اینکه کاهش بارمخابراتی اثر مخرب کمتری بر عملکرد نهایی شبکه داشته باشد، راهکار جدیدی بر مبنای معیارهای اطلاعاتی ارائه می‌شود. کورتروپی یک معیار شباهت بین دو متغیر تصادفی است که در یک فضای مشترک قرار دارند. به دلیل اینکه کورتروپی نسبت به تغییرات ناگهانی حساس نیست، معیار مناسبی است. حذف گره‌ها هوشمندانه و براساس کورتروپی میان گره مرجع و گره‌های همسایه انجام می‌شود. همچنین، در یک تحلیل ریاضی نشان داده می‌شود که معیار حذف گره‌ها بر اساس کورتروپی به پارامترهای هسته کورتروپی وابسته نیست. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش نسبت به روش‌های دیگر کاهش بارمخابراتی شبکه، MSD نهایی کمتری دارد.

واژه‌های کلیدی: تخمین توزیع شده، کاهش بارمخابراتی، نویز ضربه، معیار اطلاعاتی، کورتروپی

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.52547/jiaeee.20.3.97

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۳/۱

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۴۰۱/۰۹/۲۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۵

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر هادی زیانی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - قم - بلوار شهید خدایکرم - دانشگاه صنعتی قم - دانشکده‌ی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

در تخمین به روش‌های متمرکز، گره‌ها از اطلاعات جمع‌آوری شده تمام عوامل (یا گره‌ها) شبکه برای تخمین پارامتر موردنظر استفاده می‌کنند که ممکن است منجر به عملکرد بهتر شوند، اما محدودیت‌های اساسی برای این روش‌ها مطرح است [۱]. در این روش‌ها، عوامل موجود در شبکه، اطلاعات را برای پردازش به گره مرکزی ارسال می‌کنند که منجر به هزینه‌های ارتباطی بالا می‌شود. همچنین، این روش در برابر خرابی گره مرکزی حساس می‌باشد و خرابی در این گره، عملکرد کل سیستم را مختل می‌کند. بنابراین روش‌های جدیدی ارائه شده‌است که تا حدودی این محدودیت‌ها را جبران می‌کند.

در مقابل تخمین متمرکز، تخمین غیر متمرکز یا توزیع شده^۱ معرفی می‌شود که این نوع تخمین، بارمخابراتی را کاهش می‌دهد [۲]. روش‌های غیر متمرکز غیر از شبکه‌های مخابراتی در سایر کاربردها نظیر شبکه‌های قدرت نیز به کار می‌روند [۳-۴]. در تخمین توزیع شده، گره‌ها اطلاعات خود را به صورت محلی پردازش کرده و آن را با همسایگان خود تبادل می‌کنند تا در مقایسه با موردی که هر گره فقط براساس داده‌های محلی خود تخمین را محاسبه می‌کند، عملکرد بهتری داشته باشد. در تخمین توزیع شده، مجموعه‌ای از گره‌ها که در یک ناحیه توزیع شده‌اند، مشترکاً به دنبال تخمین بردار پارامتر از اندازه‌گیری‌های خطی دریافت‌شده توسط همه گره‌ها، هستند [۵]. از جمله کاربردهای این شبکه، می‌توان به ردیابی هدف [۶]، مدل کردن شبکه‌های پزشکی و مخابرات بی‌سیم [۷] اشاره کرد. برای پردازش دنباله داده‌ها به صورت توزیع شده چند روش وجود دارد [۸]: اجماع^۲، افزایشی^۳ [۹] و پراکندگی^۴ [۱۰-۱۱].

در روش افزایشی، باید یک مسیر حلقه پیدا کنیم که از گره‌ها بگذرد. پیدا کردن این مسیر چالش برانگیز بوده و از طرفی، این روش نسبت به خرابی لینک‌ها و گره‌ها حساس می‌باشد [۱۰]. روش پراکندگی از آنجا که مقیاس‌پذیر است و سازگاری و یادگیری مداوم را امکان‌پذیر می‌کند، جذاب می‌باشد. همچنین، نشان داده شده‌است که این روش دامنه عملکرد و پایداری بهتری نسبت به روش اجماع دارد [۱۱]. این روش، یک تابع هزینه سراسری را بهینه می‌کند که مجموع توابع هزینه محلی همسایه‌ها می‌باشد و نسبت به خرابی گره‌ها یا راه‌های ارتباطی مقاوم‌تر می‌باشد و نسبت به تغییر ساختار شبکه به صورت وقتی عمل می‌کند. این روش به دو صورت تطبیق بعد از ترکیب^۵ یا ترکیب بعد از تطبیق^۶ پیاده‌سازی می‌شود. از میان روش‌های تخمین توزیع شده، روش پراکندگی عملکرد بهتری دارد که براساس تابع هزینه آن دسته‌بندی می‌شوند.

اعمال یک تابع هزینه مناسب، یک مسئله کلیدی در تئوری و کاربردهای فیلتر وقتی است. میانگین مربعات خطا^۷ (MSE) به طور گسترده‌ای به عنوان تابع هزینه استفاده می‌شود زیرا دارای ویژگی‌های جذابی مانند تحذب، بار محاسباتی کم و بهینه بودن تحت فرض

گاوسی بودن توزیع‌ها می‌باشد [۱۱]. الگوریتم تخمین توزیع شده پراکندگی که تابع هزینه آن براساس معیار MSE تعریف شده‌است را به اختصار^۸ DLMS می‌نامیم. MSE در صورتی تابع هزینه مطلوب است که سیگنال‌ها دارای توزیع گاوسی باشند و در شرایط غیر گاوسی، عملکرد آن ممکن است به طور قابل توجهی کاهش یابد. در این موارد، تابع هزینه غیر درجه دوم، به طور کلی، بهتر از MSE خواهد بود [۱۲]. نرخ همگرایی روش‌های MSE در برابر نویز ضربه‌ای کم می‌شود و حتی گاهی الگوریتم واگرا می‌شود. برای حل این مشکل روش‌هایی ارائه شده‌است که از نرم یک خطا به عنوان تابع هزینه استفاده می‌کنند و موجب همگرایی الگوریتم می‌شوند [۱۳].

در روش‌هایی که تاکنون بررسی کردیم، برای تمام گره‌های موجود در شبکه نویز مشاهده یکسان فرض شده‌است. در [۱۴] شبکه در شرایط واقعی‌تری در نظر گرفته می‌شود که در آن تعدادی از گره‌های شبکه دارای نویز مشاهده با توان بیشتر هستند (گره‌های نویزی) و روشی برای شناسایی این دسته از گره‌ها معرفی کرده و در ادامه از آن برای بهبود الگوریتم تخمین توزیع شده استفاده می‌شود.

در [۱۵] الگوریتمی ارائه شده‌است که با بهینه کردن ضرایب ترکیب در مرحله تطبیق و ترکیب الگوریتم DLMS، الگوریتم را در برابر نویز ضربه مقاوم می‌کند. بهینه کردن ضرایب ترکیب در هر دو مرحله از طریق کمینه کردن فاصله اقلیدسی به دست می‌آید [۱۵].

اخیراً استفاده از معیارهای اطلاعاتی در حضور نویز ضربه به عنوان تابع هزینه مورد توجه قرار گرفته‌است. کورنتروپی^۹ یک معیار شباهت غیرخطی و محلی است که مستقیماً با احتمال شباهت دو متغیر تصادفی در همسایگی فضای مشترک مرتبط است، که همچنین ریشه در آنتروپی دارد [۱۶]. از آنجایی که کورنتروپی نسبت به نقاط پرت حساس نیست، طبیعتاً هزینه انطباق بالایی در حضور نویز ضربه شدید دارد.

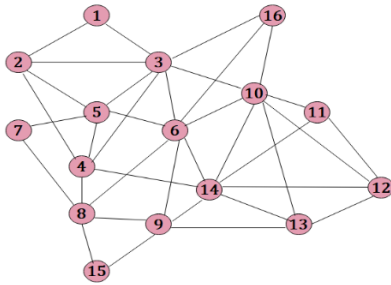
به دلیل ارتباطی که بین گره‌ها در تخمین توزیع شده وجود دارد، ممکن است نویز ضربه، شبکه را بیشتر تحت تاثیر قرار دهد [۱۷]. در الگوریتمی که در [۱۷] ارائه شده‌است، با استفاده از تابع کسینوس هایپربولیک، الگوریتم تخمین را در حضور نویز ضربه‌ای مقاوم می‌کند.

الگوریتم ارائه شده در [۱۷] نسبت به [۱۵، ۱۳] عملکرد بهتری دارد.

مساله دیگر در شبکه‌های مخابراتی بی‌سیم، محدودیت مصرف انرژی می‌باشد. از آنجایی که استفاده از داده همه همسایه‌های گره k ام برای تخمین ضروری نیست، برای کاهش بارمخابراتی شبکه، باید از گره‌های همسایه‌ای که اهمیت کمتری دارند، صرف نظر کنیم.

در [۱۸-۲۴] روش‌هایی برای کاهش بارمخابراتی شبکه در تخمین توزیع شده ارائه شده‌است. در [۱۸] یک استراتژی وقتی طراحی شده‌است که احتمال ترکیب داده‌ها از گره‌های همسایه را کنترل می‌کند. در واقع این الگوریتم با به‌روزرسانی احتمال ترکیب گره‌ها باهم (که براساس نزدیکی تخمین آن‌هاست) فقط از گره‌های همسایه‌ای

که $v_{k,i}$ نویز اندازه گیری شده و ω_k° بردار پارامتر بهینه در هر گره k می باشد. هدف تخمین بردار پارامتر ω_k° می باشد. همانطور که در مقدمه ذکر شد، از مهمترین دسته روش ها برای حل این مساله، روش های پراکندگی است. مساله ای که در این مقاله بررسی می شود، کاهش بار مخابراتی در این دسته از روش ها و در حضور نویز ضربه می باشد.



شکل (۱): مدل سیستم

۳- تخمین توزیع شده به روش پراکندگی

الگوریتم تخمین توزیع شده به روش پراکندگی در دو مرحله به روزرسانی (تطبیق) و ترکیب، پیاده سازی می شود. روشی را که در آن مرحله تطبیق قبل از ترکیب انجام شود، ATC (Adapt-Then-Combine) و روشی را که در آن مرحله تطبیق بعد از ترکیب انجام شود، CTA (Combine-Then-Adapt) می گوئیم. روش ATC عملکرد بهتری دارد و خطای حالت دائم الگوریتم کمتر است [۱۹]. بنابراین، در اینجا فقط براین اساس پیش می رویم.

ابتدا، باید تابع هزینه را با توجه به شرایط مساله تعریف کنیم. تابع هزینه در حضور نویز گاوسی براساس توان دوم خطا تعریف می شود. اگر نویز شبکه، نویز ضربه باشد باید از توان های کوچکتر خطا استفاده کنیم تا الگوریتم به پایداری برسد.

هدف ما کمینه کردن تابع هزینه نسبت به پارامتر ω می باشد. بعد از محاسبه بردار وزن بهینه، بر اساس الگوریتم تندرین شیب، تخمین هر گره را در هر مرحله به روزرسانی می کنیم.

در روش ATC ابتدا تخمین میانی هر گره را براساس رابطه (۲) محاسبه می کنیم. این مرحله را مرحله تطبیق یا به روزرسانی می گوئیم.

مرحله به روزرسانی (تطبیق):

$$\varphi_k(i) = \omega_k(i-1) - \mu_k \frac{\partial}{\partial \omega} J_k(\omega) \quad (2)$$

که در آن $\varphi_k(i)$ تخمین میانی گره k در لحظه i ، $\omega_k(i-1)$ تخمین لحظه قبل گره k ، μ_k طول گام الگوریتم و $J_k(\omega)$ تابع هزینه الگوریتم می باشد. بعد از این مرحله گره k ، تخمین میانی همسایه های خود را دریافت کرده و با استفاده از آنها بردار پارامتر خود را تخمین می زند. این مرحله از الگوریتم را مرحله ترکیب می گوئیم:

مرحله ترکیب:

استفاده می کند که احتمال ترکیب بیشتری دارد و به این ترتیب بار مخابراتی شبکه را کاهش می دهد.

با توسعه روش های توزیع شده، بسیاری از محققان به دنبال روشی برای کاهش بار مخابراتی شبکه هستند که ثبات طولانی مدت شبکه را حفظ کند. زیرا بسیاری از روش هایی که برای کاهش بار مخابراتی استفاده می شوند، دقت تخمین را به طور قابل توجهی کاهش می دهند. الگوریتم NPDLMs^{۱۱} که در [۲۰] معرفی شد، این ویژگی ها را دارد. در این الگوریتم مرحله تطبیق انجام می شود و در مرحله ترکیب، هر گره، تخمین میانی خود را با همسایه های خود به اشتراک می گذارد. هر گره k ، M بعد از تخمین میانی همسایه را انتخاب می کند و $L - M$ بعد باقی مانده را با تخمین میانی یکی از همسایه ها که به صورت تصادفی انتخاب شده است (با احتمال p)، جایگزین می کند [۲۰]. در ادامه الگوریتم DNPDLMS^{۱۲} ارائه شد [۲۰]. این الگوریتم عملکرد تخمین را نسبت به الگوریتم NPDLMs بهبود می دهد. در مرحله تطبیق، گره k از داده های بردار رگرسیون، خروجی مطلوب همسایه ها و تخمین لحظه قبل برای محاسبه تخمین میانی خود استفاده می کند. داده ها براساس [۲۱] انتخاب می شوند و مرحله ترکیب همان روش ارائه شده در الگوریتم NPDLMs می باشد.

در روش هایی که برای کاهش بار مخابراتی شبکه معرفی کردیم، نویز شبکه از نوع گاوسی در نظر گرفته شده است. ما روش های کاهش بار مخابراتی را در حضور نویز ضربه بررسی کردیم و نتایج شبیه سازی نشان داد که میزان MSD نهایی شبکه در حضور نویز ضربه افزایش می یابد و شبکه ناپایدار می شود. بنابراین ما معیاری برای کاهش بار مخابراتی ارائه می کنیم که در حضور نویز ضربه عملکرد بهتری داشته باشد. در این مقاله، روش جدیدی برای کاهش بار مخابراتی شبکه های مخابراتی بی سیم ارائه می کنیم که در حضور نویز ضربه عملکرد خوبی دارد. در این روش، برای اولین بار از کورنتروپی به عنوان یک معیار اطلاعاتی برای شناسایی همسایه هایی از گره k که بردار تخمین آنها فاصله زیادی از بردار تخمین k دارد، استفاده می کنیم و همسایه هایی که بیشترین فاصله را دارند، حذف می کنیم. در نهایت از معیار MSD^{۱۳} برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش های دیگر کاهش بار مخابراتی استفاده می کنیم. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی، ضمن کاهش بار مخابراتی شبکه، میزان MSD نهایی اش کمتر است.

۲- مدل سیستم

یک شبکه با ۱۶ گره متصل به هم را در نظر بگیرید. مساله، تخمین بردار پارامتر $L \times 1$ یعنی ω_k° در هر گره می باشد. هر گره به $u_{k,i}$ و $d_{k,i}$ دسترسی دارد، که $d_{k,i}$ خروجی مطلوب اسکالر و $u_{k,i}$ بردار رگرسیون می باشد. رابطه بین بردار رگرسیون و خروجی مطلوب با بردار پارامتر بهینه به صورت زیر مطرح است [۹]:

$$d_{k,i} = u_{k,i} \omega_k^\circ + v_{k,i} \quad (1)$$

$$\begin{aligned}\hat{H}(X) &= -\log \int \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(x - x_i) \right)^2 dx \\ &= -\log \left(\int \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(x_j - x_i) \right)\end{aligned}\quad (6)$$

که در آن $G_{\sigma}(x - x_i)$ هسته آنتروپی می‌باشد. معمولاً هسته را گاوسی در نظر می‌گیریم.

$$\hat{v}(x) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma}(x_j - x_i) \quad (7)$$

حال می‌توان تابع هزینه الگوریتم پراکندگی را بر اساس آنتروپی خطا نوشت:

$$J_k(\omega) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} H(e_{l,i}) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} H(d_l(i) - u_l(i)\omega) \quad (8)$$

بنابراین تخمین میانی گره‌ها با استفاده از معیار آنتروپی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\varphi_k(i) = \omega_k(i-1) - \mu_k \frac{\partial}{\partial \omega} \hat{v}(e_{k,i}) \quad (9)$$

که مشتق آنتروپی نسبت به بردار ω از رابطه (۱۱) به دست می‌آید: [26]

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \omega} \hat{v}_2(e_{k,i}) &= \\ \frac{1}{\sigma^2 L} \sum_{j=i-L}^{i-1} &\left[G_{\sigma}(e_{k,i} - e_{k,j}) (e_{k,i} - e_{k,j}) (u_{k,j} - u_{k,i}) \right]\end{aligned}\quad (10)$$

بنابراین رابطه (۹) را می‌توان بازنویسی کرد:

$$\begin{aligned}\varphi_k(i) &= \omega_k(i-1) \\ &- \mu_k \frac{1}{\sigma^2 L} \sum_{j=i-L}^{i-1} \left[G_{\sigma}(e_{k,i} - e_{k,j}) (e_{k,i} - e_{k,j}) (u_{k,j} - u_{k,i}) \right]\end{aligned}\quad (11)$$

بعد از محاسبه تخمین میانی همه گره‌ها، با استفاده از رابطه (۳) تخمین گره k را محاسبه می‌کنیم.

۴-۲- کورنتروپی

کورنتروپی یک معیار غیرخطی می‌باشد که طبق تعریف، شبیه بودن دو متغیر تصادفی را محاسبه می‌کند. ثابت شده است که کورنتروپی نیز مانند آنتروپی یک معیار اطلاعاتی است [۲۸]. کورنتروپی نسبت به پرس‌های ناگهانی در هسته‌های با پهنای باند کوچک حساس نیست. بنابراین در حضور نویز ضربه، گزینه مناسبی برای تابع هزینه می‌باشد [۲۸، ۱۶].

کورنتروپی بین دو متغیر تصادفی X و Y به صورت زیر تعریف می‌شود: [۲۷]

$$\begin{aligned}V(X, Y) &= E[\kappa(X, Y)] \\ &= \int \kappa(X, Y) dF_{X,Y}(x, y)\end{aligned}\quad (12)$$

$$\omega_k(i) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \varphi_k(i) \quad (3)$$

برای انتخاب ضرایب ترکیب در رابطه (۳) روش‌های مختلفی وجود دارد [10, 22] که باید در شرط زیر صدق کنند:

$$\sum_{l \in N_k} c_{l,k} = 1, \quad \begin{cases} c_{l,k} > 0 & \text{if } l \in N_k \\ 0 & \text{o.w} \end{cases}$$

همانطور که در رابطه (۴) می‌بینیم، گره k از تمام همسایه‌هایش برای محاسبه بردار پارامتر خود استفاده می‌کند، در حالی که گاهی تخمین میانی گره همسایه، فاصله زیادی از بردار پارامتر گره k دارد. بنابراین، برای کاهش بارمخابراتی در شبکه بهتر است آن گره همسایه را حذف کنیم. در روش‌های کاهش بارمخابراتی که در بخش مقدمه معرفی کردیم، حذف گره‌های همسایه با استفاده از معیارهای مختلف و به منظور کاهش بارمخابراتی انجام می‌شود.

۴- الگوریتم تخمین توزیع شده با معیارهای اطلاعاتی

اعمال یک تابع هزینه مناسب یک مسئله کلیدی در تئوری و کاربردهای فیلتر و فکسی است [۱۲]. اخیراً تابع هزینه‌هایی ارائه شده که اطلاعات بیشتری را از داده‌ها برای انطباق استخراج می‌کند، و بنابراین راه‌حلی به دست می‌آید که در پردازش سیگنال غیرگاوسی و غیرخطی، از MSE دقیق تر هستند. یادگیری بر اساس تئوری اطلاعات^{۱۳} (ITL) نسبت به معیار MSE چارچوب کلی تری را برای پردازش سیگنال غیرگاوسی فراهم می‌کند [۲۶].

۴-۱- آنتروپی

آنتروپی متغیر تصادفی X که چگالی توزیع احتمال^{۱۴} (pdf) آن $f_X(x)$ می‌باشد، به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H(X) = -\log \int f_X^2(x) dx \quad (5)$$

معمولاً pdf داده‌ها در دسترس نیست. روشهای تخمین pdf به سه دسته الف- هیستوگرام ب- روشهای پارامتری و ج- روشهای غیر پارامتری تقسیم می‌شوند. روش هیستوگرام نیاز به تعداد داده زیادی دارد. روش پارامتری هم چون از یک pdf پارامتری ثابت استفاده می‌کند گاهی برای انطباق به بعضی pdf ها دچار مشکل می‌شود. برای همین روش غیر پارامتری از جمله روش پنجره پارزن روش متداولتری برای تخمین pdf داده‌هاست که ما در این مقاله از آن استفاده می‌کنیم [۲۷]. بنابراین pdf داده‌ها با استفاده از روش تخمین پنجره پارزن بدست می‌آید [۲۷]. بنابراین، آنتروپی را به صورت زیر می‌توان تخمین زد [۲۷]:

که $\kappa(X, Y)$ تابع هسته کورنتروپی می‌باشد. یکی از متداولترین هسته های استفاده شده در کورنتروپی، هسته گاوسی است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\kappa(X, Y) = G_{\sigma}(e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{e^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

که در آن $e = x - y$ و σ پهنای باند هسته می‌باشد. همچنین تابع تعمیم یافته گوسی^{۱۵} (GGD) با میانگین صفر که به صورت زیر تعریف می‌شود نیز به عنوان هسته در کورنتروپی استفاده می‌شود [15]:

$$G_{\alpha, \beta}(e) = \frac{\alpha}{2\beta \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp\left(-\left|\frac{e}{\beta}\right|^{\alpha}\right) \quad (14)$$

که در آن $\Gamma(\cdot)$ تابع گاما، α پارامتر شکل دهی و β پهنای باند هسته می‌باشد. مقادیر مختلف α موجب توزیع‌های متفاوت برای تابع هسته می‌شود. انتخاب مقادیر بزرگ برای α موجب می‌شود که تابع $G_{\alpha, \beta}(e)$ در بازه $(-\beta, \beta)$ توزیع یکنواخت داشته باشد [15].

تابع هزینه برای گره k براساس کورنتروپی خطا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$J_k(\omega) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} V(e_{l,i}) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} V(d_l(i) - u_l(i)\omega) \quad (15)$$

که در آن ω برداری به طول L می‌باشد. چون هر عضو از این بردار از عضو دیگر مستقل است، می‌توان کورنتروپی میان بردار $d_l(i)$ و $u_l(i)\omega$ را به صورت زیر نوشت:

$$V(d_l(i) - u_l(i)\omega) = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L G_{\alpha, \beta}(d_{l,n}(i) - u_{l,n}(i)\omega) \quad (16)$$

بنابراین می‌توان تابع هزینه را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$J_k(\omega) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} V(e_{l,i}) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L G_{\alpha, \beta}(d_{l,n}(i) - u_{l,n}(i)\omega) \quad (17)$$

همانطور که پیش از این گفتیم در مسائل تخمین، هدف ما بهینه‌سازی تابع هزینه نسبت به پارامتری است که آن را تخمین می‌زنیم. بنابراین مشتق تابع هزینه را نسبت به ω محاسبه می‌کنیم:

$$\frac{d}{d\omega} J_k(\omega) = 0 \quad (18)$$

$$\frac{d}{d\omega} \left(\sum_{l \in N_k} c_{l,k} \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L G_{\alpha, \beta}(d_{l,n}(i) - u_{l,n}(i)\omega) \right) = 0 \quad (19)$$

بهینه سازی رابطه (۱۹) معادل است با بهینه سازی رابطه زیر:

$$\frac{d}{d\omega} (G_{\alpha, \beta}(d_{l,n}(i) - u_{l,n}(i)\omega)) = 0 \quad (20)$$

$$e = d_{l,n}(i) - u_{l,n}(i)\omega \quad (21)$$

$$\frac{d}{d\omega} \left(\frac{\alpha}{2\beta \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp\left(-\left|\frac{e}{\beta}\right|^{\alpha}\right) \right) = 0 \quad (22)$$

$$\frac{d}{d\omega} \left(\exp\left(-\left|\frac{e}{\beta}\right|^{\alpha}\right) \right) = 0 \quad (23)$$

$$\exp\left(-\left|\frac{e}{\beta}\right|^{\alpha}\right) \left(\frac{1}{\beta}\right)^{\alpha} e^{\alpha-1} \text{sign}(e) \frac{\partial}{\partial \omega}(e) = 0 \quad (24)$$

$$\lambda = \left(\frac{1}{\beta}\right)^{\alpha} \quad (25)$$

$$\exp(-\lambda|e|^{\alpha}) \lambda e^{\alpha-1} \text{sign}(e) u_{l,n}(i) = 0 \quad (26)$$

بنابراین الگوریتم تخمین پراکندگی با معیار کورنتروپی تعمیم یافته به صورت زیر خواهد بود:

مرحله به روزرسانی (تطبیق): در این مرحله تخمین میانی در هر گره براساس تخمین در لحظه قبل محاسبه می‌شود:

$$\varphi_k(i) = \omega_k(i-1) + \mu \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \exp(-\lambda|e|^{\alpha}) \lambda e^{\alpha-1} \text{sign}(e) u_l(i) \quad (27)$$

مرحله ترکیب: در این مرحله گره k برای تخمین بردار پارامتر خود از تخمین میانی گره‌های همسایه‌اش استفاده می‌کند (رابطه (۳)).

در واقع گره k برای تخمین بردار پارامتر خود از تخمین میانی همه همسایه‌ها استفاده می‌کند. این موضوع موجب تحمیل بارمخابراتی به شبکه می‌شود. کاهش بارمخابراتی به خصوص در شبکه‌های مخابراتی بی‌سیم اهمیت زیادی دارد. در بخش بعدی، روشی برای کاهش بارمخابراتی ارائه می‌کنیم که در حضور نویز ضربه، نسبت به روش‌های کاهش بارمخابراتی که پیش از این ارائه شده‌اند، عملکرد بهتری دارد.

۵- روش پیشنهادی برای کاهش بارمخابراتی

گره k برای تخمین بردار پارامتر خود از تخمین میانی همه گره‌های همسایه استفاده می‌کند. ممکن است تخمین میانی یک (یا چند) همسایه، فاصله زیادی از بردار پارامتر گره k داشته باشد، بنابراین استفاده از آن همسایه(ها) فقط بارمخابراتی به شبکه تحمیل می‌کند. برای کاهش بارمخابراتی شبکه می‌خواهیم ابتدا گره‌های همسایه با اهمیت کمتر را شناسایی کنیم و سپس آن گره را از دایره محاسبات تخمین بردار گره k حذف کنیم. برای این کار از کورنتروپی بین تخمین میانی گره k و همسایه‌هایش در لحظه i استفاده می‌کنیم.

مراحل کار روش پیشنهادی به صورت زیر می‌باشد:

۱. تخمین میانی گره k و همه گره‌های همسایه را محاسبه می‌کنیم (رابطه (۲۷)).
۲. کورنتروپی بین دو بردار $\varphi_k(i)$ و $\varphi_l(i)$ را با استفاده از هسته GGD محاسبه می‌کنیم.

$$\sum_{n=1}^L \left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^{\alpha} \right) \right) < \sum_{n=1}^L \left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l2,n}(i) \right|^{\alpha} \right) \right) \quad (32)$$

ساده سازی رابطه (32) در پیوست آمده است. در نهایت داریم:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \ln \left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right| \right) - \ln \left(\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right| \right) &< 0 \\ \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \ln \left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right| \right) &< \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \ln \left(\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right| \right) \\ \sum_{n=1}^L \ln \left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right| \right) &< \sum_{m=1}^L \ln \left(\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right| \right) \end{aligned} \quad (33)$$

همانطور که می بینیم مقایسه کورنتروپی بین گره k و همسایه هایش نهایتاً منجر به رابطه (33) می شود. نتیجه نهایی که منجر به حذف یکی از همسایه ها و تعریف ضرایب ترکیب جدید می شود، به هیچکدام از پارامترهای هسته تابع کورنتروپی (α و β) وابسته نیست.

۶- شبیه سازی

نتایج شبیه سازی میانگین ۳۰ بار تکرار الگوریتم با استفاده از نرم افزار MATLAB می باشد. پارامترهای اولیه شبیه سازی به طور خلاصه در جدول ۱ آمده است. نویز ضربه ای به صورت مدل برنولی-گاوسی (غیر صفر گاوسی با واریانس واحد و احتمال $P_{im}=0.01$ و صفر با احتمال $\bar{P}_{im}=1-P_{im}=0.99$) در نظر گرفته شده است.

جدول (۱): پارامترهای شبیه سازی

پارامتر	مقدار
تعداد گره ها	N=16
طول بردار پارامترها	L=50
توان نویز ضربه	P-Impulse=0.01
پارامترهای کرنل GG	$\alpha=4$ و $\beta=3.16$

برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، شبکه شکل (۱) را در نظر می گیریم و ضرایب ترکیب در الگوریتم را به صورت یکنواخت تعریف می کنیم. در ابتدا الگوریتم $GMCC^{16}$ (الگوریتم پراکندگی با تابع هزینه بر پایه کورنتروپی و بدون حذف گره ها) را پیاده سازی کردیم و با استفاده از الگوریتم پیشنهادی برای کاهش بارمخابراتی شبکه، بارمخابراتی شبکه را کاهش داده و میزان MSD نهایی شبکه را با الگوریتم GMCC مقایسه کردیم.

می دانیم که استفاده از تخمین میانی همه همسایه ها در محاسبه بردار پارامتر گره k موجب بهبود عملکرد الگوریتم تخمین می شود. اما حذف گره های با اهمیت کمتر، بارمخابراتی شبکه را کاهش می دهند. نتایج شبیه سازی در شکل (۲) نشان می دهد که با حذف یک گره از همسایه های گره k ، بارمخابراتی شبکه کم شده و الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم GMCC سریعتر به پایداری می رسد. همچنین،

$$V(\varphi_k(i), \varphi_l(i)) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \left(\frac{\alpha}{2\beta \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp \left(- \left| \frac{\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l,n}(i)}{\beta} \right|^{\alpha} \right) \right) \quad (28)$$

۳. کورنتروپی های محاسبه شده برای همسایه های گره k را در یک بردار قرار داده و به صورت صعودی مرتب می کنیم.
۴. ضریب ترکیب همسایه ای که کمترین کورنتروپی را دارد صفر می کنیم. (کمترین کورنتروپی به این معناست که تخمین میانی گره همسایه فاصله زیادی از گره k دارد).
۵. براساس همسایه های جدید، ضرایب ترکیب جدید را تعریف می کنیم.
۶. بردار پارامتر گره k را براساس ضرایب ترکیب جدید و براساس رابطه (۳) تخمین می زنیم.

با استفاده از این روش بار مخابراتی شبکه کاهش می یابد و یکی از گره های همسایه گره k که فاصله زیادی از بردار پارامتر آن دارد، حذف می شود. همچنین در یک شبکه مخابراتی گسترده و بنابر نیاز شبکه می توان با تکرار این الگوریتم تعداد بیشتری از گره های همسایه با اهمیت کمتر را حذف کرد.

۵-۱- بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی با تغییر پارامترهای هسته کورنتروپی

روش پیشنهادی نسبت به تغییر پارامترها حساس نیست. فرض کنید برای دو همسایه گره k ، رابطه (28) را محاسبه کردیم و داریم:

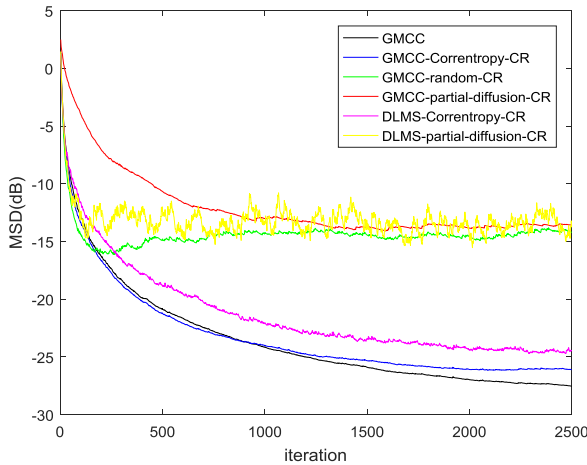
$$V(\varphi_k(i), \varphi_{l1}(i)) > V(\varphi_k(i), \varphi_{l2}(i)) \quad (29)$$

$$\sum_{n=1}^L \left(\frac{\alpha}{2\beta \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp \left(- \left| \frac{\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i)}{\beta} \right|^{\alpha} \right) \right) > \sum_{n=1}^L \left(\frac{\alpha}{2\beta \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \exp \left(- \left| \frac{\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l2,n}(i)}{\beta} \right|^{\alpha} \right) \right) \quad (30)$$

رابطه (30) معادل رابطه زیر می باشد:

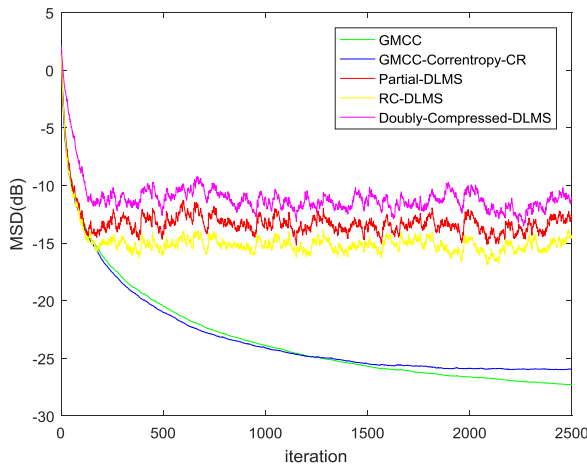
$$\sum_{n=1}^L \left(\exp \left(- \left| \frac{\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i)}{\beta} \right|^{\alpha} \right) \right) > \sum_{n=1}^L \left(\exp \left(- \left| \frac{\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l2,n}(i)}{\beta} \right|^{\alpha} \right) \right) \quad (31)$$

با ساده سازی رابطه (31) داریم:



شکل (۳): مقایسه عملکرد روش‌های پیشین کاهش بار مخابراتی و روش پیشنهادی بر الگوریتم GMCC

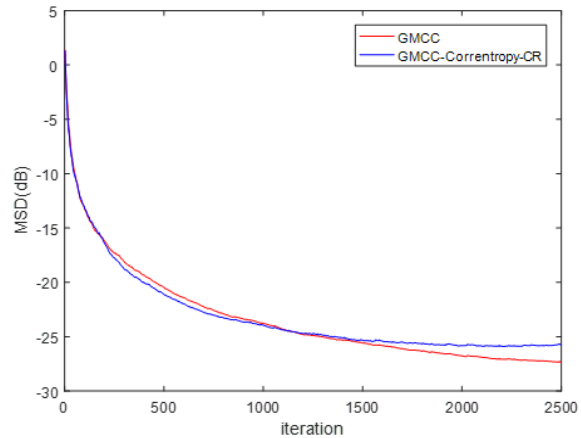
در شکل (۴) عملکرد سه الگوریتم کاهش بار مخابراتی که پیش از این ارائه شده (Doubly-Compressed-DLMS [24] و NPDLMs یا Partial-DLMS [20] و RC-DLMS [18]) و الگوریتم پیشنهادی در حضور نویز ضربه بررسی شده است. همانطور که می‌بینیم روش‌های پیشین در حضور نویز ضربه آسیب‌پذیر بوده و عملکرد خوبی ندارند، در حالی که روش پیشنهادی ما عملکرد قابل قبولی دارد. همانطور که می‌بینیم روش‌های پیشین در حضور نویز ضربه ناپایدار هستند در حالی که الگوریتم پیشنهادی به پایداری می‌رسد.



شکل (۴): مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی و روش‌های MSE در حضور نویز ضربه

در بخش قبل نشان دادیم که عملکرد الگوریتم پیشنهادی به پارامترهای هسته GG وابسته نیست. نتایج شبیه‌سازی در شکل (۵) و (۶) به خوبی نشان می‌دهد که با تغییر پارامترهای هسته GG، MSD نهایی شبکه تغییر نکرده است.

میزان MSD نهایی الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم GMCC کمی بیشتر شده است و این یعنی الگوریتم پیشنهادی اثر مخرب کمی بر MSD نهایی شبکه دارد.



شکل (۵): بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی

در مرحله بعدی الگوریتم پیشنهادی خود را به ۴ صورت پیاده‌سازی کردیم:

۱. تابع هزینه براساس معیار کورنتروپی [16] و کاهش بار مخابراتی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی (GMCC-Correntropy-CR)
۲. تابع هزینه براساس معیار کورنتروپی [16] و کاهش بار مخابراتی با استفاده از الگوریتم (GMCC-Partial-DLMS_CR)
۳. تابع هزینه براساس معیار کورنتروپی [16] و کاهش بار مخابراتی به صورت تصادفی (GMCC-random-CR)
۴. تابع هزینه معیار MSE و کاهش بار مخابراتی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی (DLMS-Correntropy-CR)
۵. تابع هزینه معیار MSE و کاهش بار مخابراتی با استفاده از الگوریتم [20] (DLMS-Partial-DLMS_CR).

همانطور که در شکل (۳) می‌بینیم و نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد در حضور نویز ضربه، الگوریتم پیشنهادی برای کاهش بار مخابراتی، اثر مخرب کمتری بر میزان MSD نهایی شبکه دارد و استفاده از روش‌های پیشین، MSD نهایی شبکه را به میزان بیشتری افزایش می‌دهد.

اگر تابع هزینه را براساس معیار MSE تعریف کنیم و نویز شبکه را ضربه در نظر بگیریم، باز هم کاهش بار مخابراتی با استفاده از معیار کورنتروپی عملکرد بهتری دارد و MSD نهایی شبکه را کمتر تحت تاثیر قرار می‌دهد و همچنین الگوریتم به پایداری می‌رسد (مقایسه نمودار زرد و بنفش در شکل (۳)).

$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \right) \right) \sum_{m=1}^L \frac{1}{\left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right)} < 1$$

$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left[\left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \right) \right) \frac{1}{\left(\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right)} \right] < 1 \quad (35)$$

با ساده سازی رابطه (۳۵) داریم:

$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left[\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha - \lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right] < 1 \quad (36)$$

از دو طرف رابطه (۳۶)، $\ln(\cdot)$ می گیریم:

$$\ln \left(\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left[\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha - \lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right] \right) < 0 \quad (37)$$

طبق خاصیت concavity داریم:

$$\left(\sum_{n=1}^L a_n \ln(x_n) \right) < \ln \left(\sum_{n=1}^L a_n x_n \right) \quad (38)$$

بنابراین رابطه (۳۷) معادل است با:

$$\left(\sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \ln \left[\exp \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha - \lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right] \right) < 0$$

$$\left(\sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha - \lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right) < 0$$

$$\frac{1}{L} \left(\sum_{n=1}^L \left(\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \right) \right) < \frac{1}{L} \left(\sum_{m=1}^L \left(\lambda \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^\alpha \right) \right) \quad (39)$$

دو طرف رابطه (۳۹) را در عبارت $\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^{-\alpha}$ ضرب می کنیم:

$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \sum_{m=1}^L \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^{-\alpha} < 1 \quad (40)$$

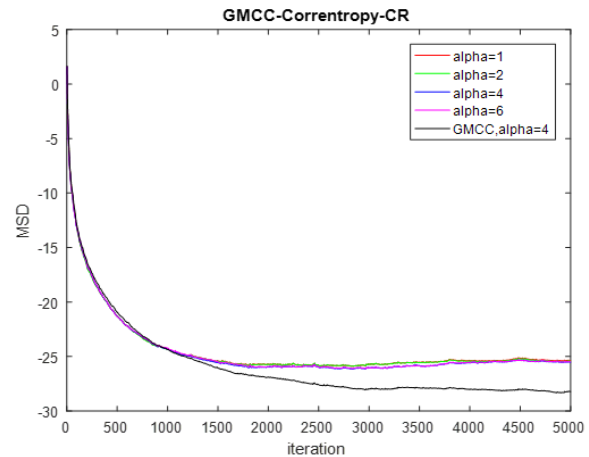
$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^{-\alpha} \right) < 1 \quad (41)$$

با ساده سازی رابطه (۴۱) داریم:

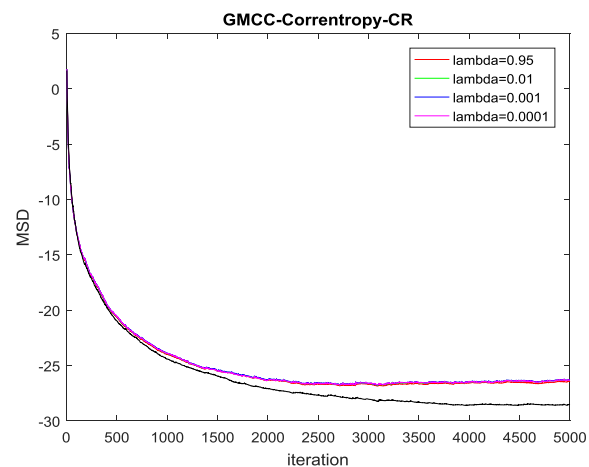
$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left(\left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \right) \left(\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^{-\alpha} \right) \right) < 1 \quad (42)$$

از دو طرف نامساوی (۴۲)، $\ln(\cdot)$ می گیریم:

$$\ln \left[\sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \left(\left(\left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i) \right|^\alpha \right) \left(\left| \varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i) \right|^{-\alpha} \right) \right) \right] < 0 \quad (43)$$



شکل (۵): بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی با تغییر پارامتر α



شکل (۶): بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی با تغییر پارامتر β

۷- نتیجه گیری

در این مقاله، مساله کاهش بار مخابراتی مساله تخمین توزیع شده در حضور نویز ضربه ای مد نظر قرار گرفت. برای حذف گره ها برای کاهش بار مخابراتی، از کورتروپی بین تخمینهای میانی گره های مجاور یک گره مرکزی مورد استفاده قرار گرفت. معیار کورتروپی نسبت به نویز ضربه ای حساسیت کمتری دارد و لذا به طور موثری در کاهش بار مخابراتی در حضور نویز ضربه عمل می کند. شبیه سازیها برتری این روش در کاهش بار مخابراتی را نسبت به سایر روشها نشان داد. همچنین، با ارایه یک کار تحلیلی بر روی معیار کورتروپی نشان داده شد که روش ارایه شده نسبت به تغییر پارامترهای هسته کورتروپی حساس نیست.

پیوست

دو طرف نامساوی (۳۲) را در عبارت مثبت زیر ضرب می کنیم:

$$\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \left(\exp \left(-\lambda \left| \varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l2,n}(i) \right|^\alpha \right) \right) \quad (34)$$

بنابراین رابطه (۳۲) به صورت زیر خواهد بود:

- [12] B. Chen, Y. Zhu, J. Hu, and J. C. Principe, System parameter identification: information criteria and algorithms. Newnes, 2013.
- [13] T. Shao, Y. R. Zheng, and J. Benesty, "An affine projection sign algorithm robust against impulsive interferences," IEEE Signal Processing Letters, vol. 17, no. 4, pp. 327-330, 2010.

[۱۴] امیر رستگاری، محمدعلی طینتی و اعظم خلیلی «بهبود کارایی الگوریتم تخمین تطبیقی توزیع شده در شبکه های سنسوری تحت شرایط نویز مشاهده غیریکسان با استفاده از شناسایی سنسورهای نویزی» اولین کنفرانس ملی مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد، اسفند ماه ۸۷.

- [15] H. Zayyani, "Robust minimum disturbance diffusion LMS for distributed estimation," IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, vol. 68, no. 1, pp. 521-525, 2020.
- [16] B. Chen, L. Xing, H. Zhao, N. Zheng, and J. C. Pri, "Generalized correntropy for robust adaptive filtering," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 64, no. 13, pp. 3376-3387, 2016.
- [17] A. N. Sadigh and H. Zayyani, "A Proportionate Robust Diffusion Recursive Least Exponential Hyperbolic Cosine Algorithm for Distributed Estimation," IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2022.
- [18] W. Huang, X. Yang, and G. Shen, "Communication-reducing diffusion LMS algorithm over multitask networks," Information Sciences, vol. 382, pp. 115-134, 2017.
- [19] J. Lee, J. Kong, W. Song, and S. Kim, "Data-Reserved Periodic Diffusion LMS With Low Communication Cost Over Networks," IEEE Access, vol. 6, pp. 54636-54650, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2872719.
- [20] F. Chen, S. Deng, Y. Hua, S. Duan, L. Wang, and J. Wu, "Communication-Reducing Algorithm of Distributed Least Mean Square Algorithm with Neighbor-Partial Diffusion," Circuits, Systems, and Signal Processing, pp. 1-20, 2020.
- [21] P. S. R. Diniz, "On Data-Selective Adaptive Filtering," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 66, no. 16, pp. 4239-4252, 2018, doi: 10.1109/TSP.2018.2847657.
- [22] A. Rastegarnia, "Reduced-communication diffusion RLS for distributed estimation over multi-agent networks," IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, vol. 67, no. 1, pp. 177-181, 2019.
- [23] H. Shiri, M. A. Tinati, M. Codreanu, and G. Azarnia, "Distributed sparse diffusion estimation with reduced communication cost," IET Signal Processing, vol. 12, no. 8, pp. 1043-1052, 2018.
- [24] I. E. K. Harrane, R. Flamary, and C. Richard, "On reducing the communication cost of the diffusion LMS algorithm," IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, vol. 5, no. 1, pp. 100-112, 2018.
- [25] A. H. Sayed, "Diffusion adaptation over networks," in Academic Press Library in Signal Processing, vol. 3: Elsevier, 2014, pp. 323-453.
- [26] Jose C Principe. Information theoretic learning: Renyi's entropy and kernel perspectives. Springer Science & Business Media, 2010.
- [27] E. Parzen, "On estimation of a probability density function and mode," The annals of mathematical statistics, vol. 33, no. 3, pp. 1065-1076, 1962.
- [28] Weifeng Liu, Puskal P Pokharel, and Jose C Principe. Correntropy: properties and applications in non-gaussian

با استفاده از خاصیت concavity و رابطه (۳۸) داریم:

$$\sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \ln \left(\left(\frac{|\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i)|}{|\varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i)|} \right)^\alpha \right) < 0 \quad (44)$$

طبق خواص تابع $\ln(\cdot)$ ، رابطه (۴۴) را ساده می کنیم:

$$\sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L \alpha \ln \left(\frac{|\varphi_{k,n}(i) - \varphi_{l1,n}(i)|}{|\varphi_{k,m}(i) - \varphi_{l2,m}(i)|} \right) < 0 \quad (45)$$

مراجع

- [1] Y. Wang, W. P. Tay, and W. Hu, "A multitask diffusion strategy with optimized inter-cluster cooperation," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 11, no. 3, pp. 504-517, 2017.
- [2] Y. Wang, W. P. Tay, and W. Hu, "Multitask diffusion LMS with optimized inter-cluster cooperation," in 2016 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), 26-29 June 2016 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/SSP.2016.7551719.
- [۳] مجتبی خدر زاده، دامون محمد ظاهری «روشی غیر متمرکز برای بازیابی شبکه توزیع فعال در حضور ریز شبکه های مجاور متصل به هم»، مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال نوزدهم شماره ۱، بهار ۱۴۰۱. صفحات ۲۱۳-۲۲۵.
- [۴] شایان بهنام پور، محمود رضا حق فام، علی اخوین و حسن سیاهکلی «بازیابی غیر متمرکز شبکه توزیع با استفاده از سیستم چند عامله»، مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال نوزدهم شماره ۱، بهار ۱۴۰۱. صفحات ۲۳۷-۲۴۴.
- [5] M. Korki and H. Zayyani, "Weighted diffusion continuous mixed p-norm algorithm for distributed estimation in non-uniform noise environment," Signal Processing, vol. 164, pp. 225-233, 2019.
- [6] S. Tu and A. H. Sayed, "Mobile Adaptive Networks," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 5, no. 4, pp. 649-664, 2011, doi: 10.1109/JSTSP.2011.2125943.
- [7] P. Di Lorenzo, S. Barbarossa, and A. H. Sayed, "Bio-inspired decentralized radio access based on swarming mechanisms over adaptive networks," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 61, no. 12, pp. 3183-3197, 2013.
- [8] A. H. Sayed, Adaptation, Learning, and Optimization over Networks. 2014, pp. 431-456.
- [9] C. G. Lopes and A. H. Sayed, "Incremental adaptive strategies over distributed networks," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 55, no. 8, pp. 4064-4077, 2007.
- [10] J. Chen, C. Richard, and A. H. Sayed, "Multitask diffusion adaptation over networks with common latent representations," IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 11, no. 3, pp. 563-579, 2017.
- [11] J. Chen, C. Richard, and A. H. Sayed, "Multitask Diffusion Adaptation Over Networks," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 62, no. 16, pp. 4129-4144, 2014, doi: 10.1109/TSP.2014.2333560.

signal processing. Signal Processing, IEEE Transactions on, 55(11):5286–5298, 2007.

- [29] B. Chen and J. C. Príncipe, "Maximum correntropy estimation is a smoothed MAP estimation," IEEE Signal Processing Letters, vol. 19, no. 8, pp. 491-494, 2012.

زیر نویس ها

- ¹ Distributed Estimation
- ² Consensus
- ³ Incremental
- ⁴ Diffusion
- ⁵ Adapt-then-combine
- ⁶ Combine-then-adapt
- ⁷ Mean Square Deviation
- ⁸ Diffusion Least Mean Square error
- ⁹ Correntropy
- ¹⁰ Data Reserved Partial DLMS
- ¹¹ LMS Neighbor-Partial Diffusion
- ¹² Data-Selective NPDLMs
- ¹³ Information Theory Learning
- ¹⁴ Probability density function
- ¹⁵ Generalized Gaussian density
- ¹⁶ Generalized Maximum Correntropy Criterion