

## تأثیر توپولوژی شبکه‌های پیچیده بر روی عملکرد تخمین تطبیقی توزیع شده با مشارکت نفوذی

مرتضی فرهید<sup>۱</sup>، دانشجوی دکتری مخابرات، موسی شمسی<sup>۲</sup>، دانشیار و محمدحسین صدافی<sup>۳</sup>، استاد

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - تبریز - ایران - [m\\_farhid@sut.ac.ir](mailto:m_farhid@sut.ac.ir)

۲- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - تبریز - ایران - [shamsi@sut.ac.ir](mailto:shamsi@sut.ac.ir)

۳- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - تبریز - ایران - [sedaaghi@sut.ac.ir](mailto:sedaaghi@sut.ac.ir)

**چکیده:** در این مقاله به بررسی توپولوژی شبکه‌های تطبیقی پیچیده مبتنی بر الگوریتم کم‌ترین مربعات خطا (LMS) برای حالت مشارکت نفوذی و مد تطبیق-ترکیب به منظور تخمین پارامتر پرداخته می‌شود. مدل‌های شبکه پیچیده استفاده شده شامل شبکه‌های منظم، تصادفی و جهان کوچک با شرایط وابستگی مکانی و زمانی دیتا می‌باشد. مشخصات استفاده شده برای پیاده‌سازی شبکه‌های پیچیده علاوه بر میزان دقت تخمین شبکه شامل پارامترهای طول مسیر، ضریب خوشه‌گرایی و اتصال جبری شبکه خواهد بود. نتایج شبیه‌سازی‌ها در تمامی شبکه‌های پیچیده نشان می‌دهد که در دو حالت لینک ایده‌آل و نویزی، شبکه جهان کوچک به دلیل اضافه کردن لینک‌های تصادفی به شبکه منظم، به دلیل داشتن پارامتر اتصال جبری پایین (میزان مقاوم بودن به از بین رفتن گره)، طول متوسط کوتاه‌ترین مسیر قابل قبول و ضریب خوشه‌گرایی بالا (محل بودن گره‌ها) در کنار عملکرد تخمین مطلوب دارای برتری نسبی نسبت به سایر شبکه‌ها دارا است. این از لحاظ طراحی عملی شبکه بسیار مفید می‌باشد. نتایج شبیه‌سازی‌ها برای ضریب ترکیب متروپولیس در ادامه آورده شده است.

**واژه‌های کلیدی:** شبکه‌های تطبیقی، تخمین توزیع شده، مشارکت نفوذی، شبکه‌های پیچیده، تئوری گراف، الگوریتم LMS، معیار بازدهی شبکه MSD.

## Impact of complex networks' topology in distributed adaptive estimation based on diffusion cooperation

M. Farhid, PhD Student<sup>1</sup>, M. Shamsi, Associate Professor<sup>2</sup>, M. H. Sedaaghi, Professor<sup>3</sup>

1- Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, [m\\_farhid@sut.ac.ir](mailto:m_farhid@sut.ac.ir)

2- Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, [shamsi@sut.ac.ir](mailto:shamsi@sut.ac.ir)

3- Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, [sedaaghi@sut.ac.ir](mailto:sedaaghi@sut.ac.ir)

**Abstract:** In this paper, the topology of complex adaptive networks based on distributed estimation least mean square (LMS) algorithm for the diffusion mode of cooperation (ATC) is studied. The study covers different network models, including the regular, small-world and random assuming temporal and spatial dependence of data. The parameters used for implementation of complex networks are average path length, cluster coefficient and algebraic connectivity in addition to the performance of the network. The simulation results indicate that in all complex networks with ideal and noisy links, the small-world networks (for adding random links) are better candidates for practical implementations due to high algebraic connectivity (robust to node failure problem), average path length and cluster coefficients (strong locality). Simulation results are also included for the Metropolis coefficient combination.

**Keywords:** Adaptive networks, distributed estimation, diffusion mode, complex networks, graph theory, LMS Algorithm, mean square deviation (MSD).

تاریخ ارسال مقاله: ۹۴/۸/۱۱

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۴/۱۰/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۲/۴

نام نویسنده مسئول: موسی شمسی

نشانی نویسنده مسئول ایران - تبریز - شهر سهند - دانشگاه صنعتی سهند - دانشکده مهندسی برق

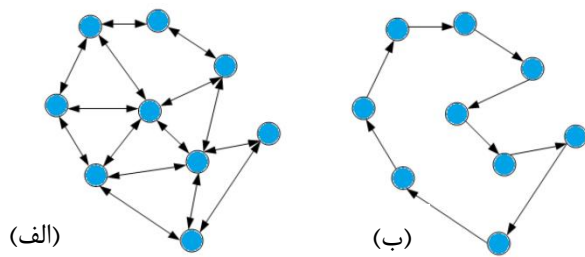
## ۱- مقدمه

در بسیاری از کاربردها با مسئله تخمین (و یا تشخیص) توزیع شده مواجه هستیم که در آن مجموعه‌ای از گره‌ها (حسگرها) برای تخمین (و یا تشخیص) پارامتر مجهول موردعلاقه ما پراکنده شده‌اند. کاربردهای اولیه این مسئله در کنترل توزیع شده، ردیابی و در ادامه به شبکه‌های سنسوری بی‌سیم گسترده شده است [۴-۱]. به‌طور کلی بسته به وجود و یا عدم وجود واحد بنام مرکز ترکیب (FC) در شبکه، مسئله تخمین توزیع شده به دو روش قابل حل است [۵]. در روش اول هر حسگر مشاهدات خود را پس از پردازش اولیه برای پردازش بیش‌تر به FC ارسال می‌کند. سپس در FC به کمک مشاهداتی که از کل حسگرهای موجود در شبکه گردآوری شده است، عمل تخمین پارامتر موردنظر انجام می‌شود. در بسیاری از کاربردهای مرتبط با شبکه‌های حسگر بی‌سیم، پیاده‌سازی شبکه به صورت یک شبکه فاقد FC از نظر هزینه، شرایط محیطی، بار محاسباتی و غیره ترجیح داده می‌شود. به‌عنوان نمونه یکی از معایب شبکه‌های دارای FC این است که اگر این واحد به دلیلی از کار بیافتد عمل تخمین در شبکه متوقف می‌شود. همچنین معمولاً به دلیل دور بودن فاصله بسیاری از گره‌ها از واحد FC، این گره‌ها به توان بیش‌تری برای ارسال داده‌ها نیاز دارند که این امر موجب افزایش توان مصرفی در گره‌ها می‌گردد. روش دوم، راه حل توزیع شده (غیرمتمرکز) است که در آن گره‌ها فقط از داده‌های محلی خود و تعامل با همسایگان نشان استفاده می‌کنند. در این طرح، حجم پردازش و ارتباطات کاهش قابل توجهی پیدا می‌کنند [۱].

با این حال، در بسیاری از کاربردها، نیاز به عمل تخمین در یک محیط دائماً در حال تغییر ضرورت پیدا می‌کند که در آن اطلاعات آماری برای فرآیندهای موردعلاقه در دسترس نیست. این موجب توسعه الگوریتم‌های تخمین تطبیقی توزیع شده گردیده است که به‌عنوان شبکه‌های تطبیقی شناخته می‌شود [۸-۶]. یک شبکه تطبیقی، مجموعه‌ای از گره‌های تطبیقی است که داده‌های مکانی-زمانی را مشاهده و با توجه به پروتکل‌های همکاری به‌منظور تخمین یک پارامتر مشارکت می‌کنند [۶]. استفاده از پردازش مشارکتی به همراه فیلتر تطبیقی در هر گره، کل شبکه (و همچنین هر گره) را قادر به پیگیری هم تغییرات محیطی و هم توپولوژی شبکه می‌کند. مشارکت مابین گره‌ها می‌تواند به دو طریق مختلف، افزایشی و نفوذی (پخشی)<sup>۲</sup> (و همچنین حالات احتمالاتی آن‌ها) در شبکه انجام گیرد.

در شبکه‌های تطبیقی افزایشی، مسیری حلقوی در شبکه تعریف می‌شود به طوری که هر گره فقط با گره قبل و گره بعد از خود در ارتباط باشد. در شبکه‌های نفوذی نیز هر گره با تمام گره‌های مجاور خود در ارتباط بوده و می‌تواند با آن‌ها تبادل اطلاعات نماید. شکل ۱ انواع مشارکت مابین گره‌ها را در شبکه‌های تطبیقی نشان می‌دهد. شکل ۱

(الف) نشان دهنده مشارکت نفوذی بوده و در شکل ۱ (ب) نیز نحوه مشارکت افزایشی را می‌توان مشاهده کرد.



شکل ۱: مدهای مشارکتی: (الف) پخشی، (ب) افزایشی

در الگوریتم‌های افزایشی مانند افزایشی کم‌ترین مربعات خطا [۶]، کم‌ترین مربعات بازگشتی<sup>۲</sup> [۸]، affine [۹] و مدل احتمالاتی آن [۱۰]، اطلاعات از یک گره به گره دیگر (نزدیک-ترین همسایه) به صورت چرخشی فرستاده می‌شود. اگرچه در این روش، حجم ارتباطات به صورت محسوسی کاهش پیدا می‌کند اما نیازمند یک مسیر چرخشی (همپلتونی)<sup>۳</sup> است. به‌علاوه در مواقع خرابی گره باید مسیر جدید برای آن باید از نو ایجاد گردد. چون پیدا کردن یک چنین مسیری از نوع NP-hard می‌باشد، پیاده‌سازی الگوریتم‌های افزایشی در شبکه‌های با تعداد بالا سؤال برانگیز بوده و محدود به شبکه‌های کوچک می‌گردند [۱۱]. همچنین این الگوریتم دارای همگرایی اولیه کند نیز می‌باشد که در [۱۲] با بهره‌گیری از پردازش بلوکی اطلاعات و در [۱۳] از الگوریتم طول متغیر با فرض معلوم بودن آن (ممکن است در برخی از کاربردهای خاص، مجهول هم باشد) برای افزایش همگرایی این نوع از شبکه‌ها استفاده شده است. اثر گره‌های با کیفیت پایین نیز برای این نوع از شبکه‌ها برای لینک‌های ایدئال و نویزی در [۱۴] بررسی و نشان داده شده است که لینک‌های نویزی می‌تواند در این شرایط باعث ناپایداری شبکه گردد. در [۱۷-۱۵]، بازدهی شبکه‌های با مرکز ترکیب و افزایشی LMS برای حالت‌های لینک ایده‌ال و نویزی، تحلیل و با هم مقایسه شده‌اند.

از سوی دیگر استراتژی‌های نفوذی، روش‌های مؤثر برای انجام تخمین توزیع شده بر روی شبکه‌های تطبیقی هستند. در یک الگوریتم تخمین تطبیقی بر پایه نفوذی همه گره‌های شبکه تخمین‌های میانی منحصر به فردی را از یک بردار پارامتر هدف مشترک با استفاده از دستیابی محلی را تولید می‌کنند. سپس گره‌ها با تمامی همسایه‌های نزدیک برای تبادل اطلاعات، ارتباط برقرار می‌نمایند. در نتیجه هر گره تخمین‌های میانی رسیده شده از همسایه‌های خود را با تخمین خودش برای ایجاد تخمین جدید ترکیب می‌کند. این روش برای تمامی زمان‌ها تکرار می‌شود [۱۸]. به‌علاوه، این پردازش مشارکتی درون شبکه‌ای کمک می‌کند تا اطلاعات در تمامی شبکه منتشر شده به طوری که تمامی گره‌ها از دیتای مشاهده شده تمامی شبکه بهره‌مند شوند. با

در این مقاله ابتدا مرور کوتاهی به مسئله نحوه تخمین در شبکه‌های تطبیقی LMS نفوذی خواهیم پرداخت. در ادامه، شبکه‌های پیچیده و مشخصات استفاده شده مانند اتصال جبری، ضریب خوشگی (نسبت گره‌های همسایه یک گره که خود با یکدیگر همسایه هستند) و کوتاه‌ترین طول مسیر معرفی و سپس تخمین تطبیقی توزیع شده با مشارکت نفوذی بر روی شبکه‌های پیچیده با در نظر گرفتن مشخصات گراف‌ها شبیه‌سازی می‌گردد.

توضیح اینکه تشخیص توزیع شده نیز با کمینه کردن احتمال خطا بر پایه قانون بیزین به انجام تشخیص به صورت توزیع شده می‌پردازد [۲۸-۲۹].

حروف برجسته (Boldface) برای کمیت‌های تصادفی و نشانه \* برای مختلط مزدوج (اسکالر یا برداری) در نوتاسیون معادلات استفاده شده است.

## ۲- تخمین در شبکه تطبیقی بر مبنای الگوریتم LMS

همان‌گونه که بحث شد، الگوریتم‌های تخمین تطبیقی توزیع شده در شبکه‌های تطبیقی برای حل مسئله تخمین خطی به صورت توزیع شده و تطبیقی در شبکه‌های فاقد مرکز ترکیب پیشنهاد شده‌اند. شبکه‌ای متشکل از  $N$  گره (سنسور) در نظر گرفته و فرض می‌کنیم مجموعه  $N = \{1, 2, \dots, N\}$  معرف گره‌های موجود در این شبکه باشند. برای توصیف ارتباط بین گره‌های موجود در شبکه از ماتریس مجاورت  $A = [a_{k,l}]$  با ابعاد  $N \times N$  و عناصر  $a_{k,l} \in \{0, 1\}$  استفاده می‌کنیم که در آن  $a_{k,l} = 1$  زمانی که گره  $k$  و  $l$  متصل باشند، در غیر این صورت  $a_{k,l} = 0$  می‌باشد. هدف از به‌کارگیری این شبکه به دست آوردن تخمینی از پارامتر نامعلوم  $w^0$  (که توسط بردار  $M \times 1$  نشان داده می‌شود) در هر گره با استفاده از اطلاعات موجود در تمامی گره‌های شبکه می‌باشد. در هر لحظه از زمان  $i > 0$ ، گره  $k$  اطلاعاتی به صورت  $\{d_k(i), u_{k,i}\}$  را در اختیار دارد که در آن  $d_k(i)$  کمیت اسکالر اندازه‌گیری شده توسط گره و  $u_{k,i}$  بردار رگرسیون با ابعاد  $1 \times M$  می‌باشد. این کمیات با بردار پارامتر  $w^0$  به صورت زیر به هم مرتبط می‌باشند:

$$d_k(i) = u_{k,i} w^0 + v_k(i) \quad (1)$$

در رابطه فوق  $v_k(i)$  مؤلفه نویز مشاهده می‌باشد که متغیر تصادفی گوسی با میانگین صفر و واریانس  $\sigma_{v,k}^2$  در نظر گرفته می‌شود. بسته به کاربرد مورد نظر، بردار  $w^0$  می‌تواند از نظر فیزیکی معانی مختلفی داشته باشد. به‌طور مثال در کاربرد تخمین طیف توان بردار  $w^0$  همان پارامترهای مدل بازگشتی AR<sup>۴</sup> با مرتبه  $M$  بوده و در کاربرد تخمین موقعیت هدف، بردار  $w^0$  معرف موقعیت هدف در فضا باشد [۳۰]. صرف نظر از معانی فیزیکی کمیت‌های  $\{d_k(i), u_{k,i}, w^0\}$  از نظر ریاضی می‌توان کمیت‌های  $\{d_k(i), u_{k,i}\}$  را تحقق‌های زمانی از فرآیندهای

وجود مزایای الگوریتم‌های بر پایه نفوذی چون تمامی گره‌ها به ارسال و دریافت اطلاعات از تمامی همسایه‌های مستقیم خود مشغول هستند، بسته به چگالی شبکه، حجم ارتباطات بین گره‌ها به صورت محسوس بر طبق توپولوژی دیکته شده شبکه افزایش پیدا می‌کند. مثال‌های معمول استفاده شده برای تخمین شامل LMS نفوذی [۱۹]، RLS نفوذی [۲۰] و فیلتر کالمن نفوذی [۲۱] می‌باشند. در الگوریتم‌های نفوذی LMS احتمالاتی نیز هر لینک مخابراتی با یک احتمال داده شده به نوبت فعال می‌شوند [۲۲].

در مقایسه، الگوریتم‌های بر پایه مد افزایشی دارای بازدهی بالاتر تخمین (به‌ویژه در شبکه‌های کوچک) نسبت به حالت پخش داشته، در حالی که شبکه‌های بر پایه پخش نسبت به از بین رفتن لینک و گره مقاوم‌تر می‌باشند. برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های بر پایه نفوذی هر گره باید قابلیت برقراری ارتباط با تمامی همسایگان خود به صورت هم‌زمان یا در یک فریم زمانی خاص داشته باشد. پیاده‌سازی تخمین تطبیقی توزیع شده بر روی شبکه‌های پیچیده در [۲۳] آورده شده است.

با وجود آنکه در [۲۳] با شبیه‌سازی برای شبکه‌های پیچیده با لینک‌های ایده‌آل نشان داده شده است که شبکه‌های تصادفی [۲۴] نسبت به شبکه‌های منظم و جهان کوچک [۲۵] از دقت تخمین بالایی برخوردار هستند ولی ممکن است همیشه در موارد عملی و واقعی (بحث هزینه)، این شبکه‌ها ترجیح داده نشوند. همچنین در برخی شرایط ممکن است پارامتر دقت تخمین برای کاهش هزینه‌ها و طول عمر شبکه قربانی شود. به‌عنوان مثال، در تشکیل شبکه‌های حسگر، فاصله مکانی باید مدنظر قرار گیرد چراکه یک لینک فیزیکی کوتاه‌تر همیشه به دلیل هزینه‌های ارتباطی پایین‌تر و مصرف انرژی کم‌تر ترجیح داده می‌شود. در حقیقت در طراحی عملی شبکه باید علاوه بر طول کوتاه‌ترین مسیر، باید پارامترهای ضریب خوشه‌گرایی<sup>۵</sup> (محلی بودن) و اتصال جبری (مقاوم بودن)<sup>۶</sup> نیز مدنظر قرار گیرد.

در این کار تمرکز بر روی مد مشارکتی تطبیق-ترکیب LMS بر روی مدل‌های مختلف شبکه مانند شبکه منظم، جهان کوچک و تصادفی با لینک‌های ایده‌آل و نویزی بوده و مشخصات توپولوژی شبکه مانند طول مسیر متوسط، ضریب خوشه‌گرایی و اتصال جبری که نقش مهمی از لحاظ پیاده‌سازی، هزینه و مقاوم بودن دارند بررسی خواهد شد. توسط شبیه‌سازی نشان داده خواهد شد که شبکه‌های جهان کوچک با در نظر گرفتن موارد عملی طراحی مذکور نسبت به دیگر شبکه‌ها از ارجحیت بالایی برخوردار هستند. همچنان که پیش‌تر در [۲۶-۲۷] ارجحیت توپولوژی جهان کوچک در شبکه‌های سنسوری بی‌سیم نشان داده شده است. در حقیقت در [۲۷] مفهوم پدیده جهان کوچک در شبکه‌های بی‌سیم معرفی شد. او یک رابطه بین گراف جهان کوچک و شبکه‌های بی‌سیم به دست آورد. او ثابت کرد که در شبکه‌های بی‌سیم با اضافه کردن چند لینک میان‌بر، می‌توان طول مسیر را کاهش داد. او همچنین نشان داد که این لینک‌های تصادفی باید به یک بخش کوچکی از قطر شبکه (بلندترین مسیر) محدود شده باشند.

برای پیاده‌سازی رابطه (۸) در یک شبکه متشکل از  $N$  گره، باید

$$\text{مجموع } \sum_{k=1}^N (d_k(i)u_{k,i}^* - u_{k,i}^*u_{k,i}w_{i-1}) \text{ در هر گره محاسبه}$$

شود و همچنین هر گره نیاز به دانستن تخمین  $w_{i-1}$  می‌باشد که این مسئله در تضاد با پیاده‌سازی الگوریتم به‌صورت توزیع‌شده می‌باشد. برای حل این مسئله به‌صورت غیر توزیعی می‌توان از روش مبتنی بر FC و یا روش غیر مشارکتی استفاده کرد. در روش مبتنی بر FC تمامی گره‌ها اطلاعات و اندازه‌گیری‌های خود، شامل  $\{d_k(i), u_{k,i}\}$  را به یک گره مرکزی که FC نامیده می‌شود ارسال می‌کنند و عملیات تخمین که شامل رابطه (۸) می‌شود در این گره انجام می‌گیرد. در حالت غیرمشارکتی نیز عمل تخمین از پارامتر نامعلوم را فقط بر مبنای اطلاعات و اندازه‌گیری‌های خود انجام می‌دهد و هیچ‌گونه مشارکتی با سایر گره‌ها در پروسه تخمین انجام نمی‌گیرد. در واقع در این حالت رابطه (۹) توسط هر گره انجام می‌شود.

$$\psi_{k,i} = \psi_{k,i-1} + \mu(d_k(i)u_{k,i}^* - u_{k,i}^*u_{k,i}\psi_{k,i-1}) \quad (9)$$

همان‌گونه که در رابطه (۹) مشاهده می‌شود هر گره تخمینی محلی به‌صورت  $\psi_{k,i}$  در هر زمان  $i$  را ارائه می‌دهد. برای حل این مسئله به‌صورت توزیع‌شده نیز در ادامه الگوریتمی که در [۴] و [۶] آمده است را بررسی می‌کنیم.

## ۲-۱- راه حل نفوذی (پخش‌ی)

در شبکه‌های تطبیقی با مشارکت نفوذی هر گره به‌جای این‌که فقط از اطلاعات گره قبلی استفاده کند (مشارکت افزایشی) از اطلاعات موجود در تمام گره‌های مجاور استفاده می‌نماید. بدین منظور، ابتدا گره  $k$  از تخمین‌های جمع‌آوری‌شده از سایر گره‌های مجاور برای داشتن برآوردی از تخمین‌های گره مجاور استفاده می‌نمایند. این فرآیند را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد.

$$\phi_k^{(i-1)} = \sum_{l \in \mathcal{N}_k} c_{k,l} \psi_l^{(i-1)} \quad (10)$$

که در آن  $\mathcal{N}_k$  معرف مجموعه همسایگان گره (خود گره نیز به عنوان همسایه محسوب می‌شود) بوده و  $c_{k,l} \in \mathbb{R}$  ضرایبی هستند که برای ترکیب تخمین‌های بدست‌آمده از گره‌های همسایه مورد استفاده قرار گرفته و مجموع این ضرایب برابر یک است. از ضرایب ترکیب مختلفی می‌توان در عبارت (۱۰) برای به دست آوردن  $\phi_k^{(i-1)}$  استفاده کرد. برخی از ضرایب مورد استفاده در جدول ۱ آورده شده است.

تصادفی ایستادن به مفهوم وسیع (WSS)  $\{\mathbf{d}_k, \mathbf{u}_k\}$  فرض کرد. حال با توجه به اینکه برای به دست آوردن تخمین  $w^0$  نیازمند استفاده از اطلاعات موجود در تمامی گره‌ها هستیم، لذا این اطلاعات را به‌صورت زیر در دو ماتریس  $\mathbf{U}$  و  $\mathbf{d}$  گردآوری می‌کنیم:

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \\ \mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{u}_N \end{bmatrix}_{(N \times M)}, \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix}_{(N \times 1)} \quad (2)$$

با در نظر گرفتن معیار میانگین مربعات خطا (MSE)، محاسبه تخمین پارامتر  $w^0$  را می‌توان به‌صورت مسئله بهینه‌سازی زیر بیان کرد:

$$w^0 = \arg \min J(w), \quad \text{where } J(w) = E\{\|\mathbf{d} - \mathbf{U}w\|^2\} \quad (3)$$

جواب بهینه مسئله فوق همان پارامتر موردنظر یعنی  $w^0$  بوده و می‌توان آن را برحسب آمارگان مربوط به اطلاعات  $\mathbf{U}$  و  $\mathbf{d}$  به‌صورت زیر به دست آورد:

$$R_{du} = R_u w^0, \quad R_{du} = E[\mathbf{U}^* \mathbf{d}] = \sum_{k=1}^N R_{du,k}, \quad (4)$$

$$R_u = E[\mathbf{U}^* \mathbf{U}] = \sum_{k=1}^N R_{u,k}$$

برای حل مسئله (۴) به‌صورت تطبیقی و توزیع‌شده می‌توان از روش تندترین نزول<sup>۶</sup> بهره برد. با توجه به این روش خواهیم داشت:

$$w_i = w_{i-1} - \mu[\nabla_w J(w_{i-1})]^* \quad (5)$$

که در آن  $w_i$  تخمین کلی از پارامتر  $w^0$  در لحظه  $i$  بوده،  $\mu$  معرف ضریب گام و  $\nabla_w J$  بردار گرادیان  $J(w)$  نسبت به متغیر  $w$  می‌باشد. با اعمال عملگر  $\nabla_w$  بر روی تابع هزینه  $J(w)$  داریم:

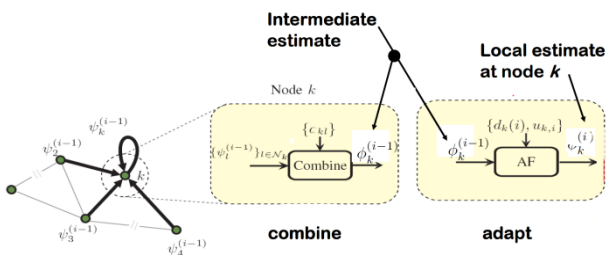
$$w_i = w_{i-1} + \mu \sum_{k=1}^N (R_{du,k} - R_{u,k} w_{i-1}) \quad (6)$$

در رابطه (۶) نیازمند دانستن اطلاعات درباره  $\{R_{du,k}, R_{u,k}\}$  هستیم که این امر ویژگی تطبیقی بودن شبکه را برآورده نمی‌سازد. برای حل این مسئله به‌جای تقریب آماری برای  $\{R_{du,k}, R_{u,k}\}$  می‌توان از تقریب‌های زمانی آن‌ها بهره برد. یکی از تقریب‌های زمانی پرکاربرد روش کم‌ترین مربعات خطا (LMS) است که با استفاده از آن خواهیم داشت:

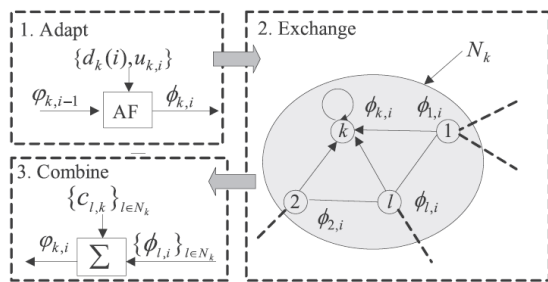
$$R_{u,k} \approx u_{k,i}^* u_{k,i}, \quad R_{du,k} \approx d_k(i) u_{k,i}^* \quad (7)$$

در این صورت با جایگذاری (۷) در رابطه (۶) رابطه زیر حاصل می‌گردد:

$$w_i = w_{i-1} + \mu \sum_{k=1}^N (d_k(i) u_{k,i}^* - u_{k,i}^* u_{k,i} w_{i-1}) \quad (8)$$



شکل ۳: استراتژی CTA نفوذی [۶]



شکل ۴: استراتژی ATC نفوذی [۲۳]

رابطه CTA به صورت زیر نوشته می شود:

$$\begin{cases} \phi_k^{(i-1)} = c_{k,k}\psi_k^{(i-1)} + \sum_{l \in \mathcal{N}_k / \{k\}} c_{k,l}(\psi_l^{(i-1)} + q_{k,l}^{(i-1)}) \\ \psi_k^{(i)} = \phi_k^{(i-1)} + \mu_k u_{k,i}^*(d_k(i) - u_{k,i}\phi_k^{(i-1)}) \end{cases} \quad (13)$$

معیار بازدهی شبکه یا 'MSD' (و یا 'EMSE' و 'MSE') برای هر دو حالت ATC و CTA تعریف و در [۱۲] آورده شده است که به عبارتی میانگین آماری نرم فاصله تخمین محلی از بردار هدف با گذشت زمان می باشد و در رابطه زیر آورده شده است:

$$\eta_k \triangleq E\left\|\tilde{\psi}_k^{(\infty)}\right\|^2 \quad \text{where} \quad \tilde{\psi}_k^{(i)} \triangleq w^o - \psi_k^{(i)} \quad (14)$$

در رابطه (۱۳) فرض بر این است که کانال بین گره‌ها نویزی است یعنی زمانی که اطلاعات  $\{\psi_k^{(i-1)}\}, l \in \mathcal{N}_k / \{k\}$  از گره‌های همسایه یعنی بردارهای  $1 \times M$   $\{q_{k,l}^{(i-1)}\}, l \in \mathcal{N}_k / \{k\}$  قرار می گیرند که در آن مؤلفه‌های نویز کانال  $\{q_{k,l}^{(i-1)}\}$  دارای میانگین صفر و ماتریس کوواریانس  $Q_{k,l} = E[q_{k,l}^{(i)} q_{k,l}^{(i)*}]$  فرض شده و از نظر زمانی و مکانی دارای توزیع یکسان و مستقل از هم و همچنین مستقل از سایر کمیت‌ها در نظر گرفته می شوند.

در [۳۱] با فرض مقادیر ضرایب گام یکسان برای تمامی گره‌ها و ماتریس‌های کوواریانس  $R_{u,k} = \lambda I_M$  و  $Q_k = \sigma_{c,k}^2 I_M$  مقدار تقریبی MSD برای هر گره به صورت زیر تعریف شده است:

$$\eta_k = \frac{M(\lambda\mu^2\sigma_{v,k}^2 + ((1-2\mu\lambda)\sigma_{c,k}^2))}{2\lambda\mu} \quad (15)$$

جدول ۱. ضرایب ترکیب مختلف مورد استفاده در شبکه‌های تطبیقی نفوذی

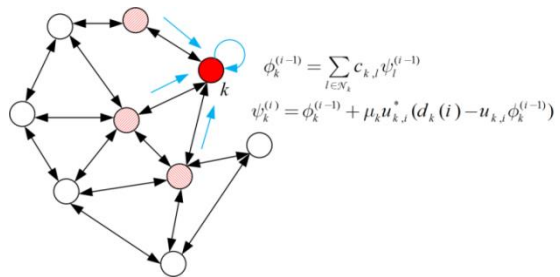
تعریف	قانون ترکیب
$C_{k,l} = 1/\mathcal{N}_k$	ثابت (یکنواخت)
$C_{k,l} = 1/\mathcal{N}_{\max}$	لاپلاسی
$C_{k,l} = 1/\max(\mathcal{N}_k, \mathcal{N}_l)$	متروپولیس
$C_{k,l} = \frac{1/N \quad l \neq k}{1 - (\mathcal{N}_k - 1)/N}$	بیشترین درجه

در صورت استفاده از فیلتر تطبیقی LMS رابطه به روز کردن  $\psi_k^{(i)}$

در گره  $k$  به صورت زیر خواهد بود:

$$\psi_k^{(i)} = \phi_k^{(i-1)} + \mu_k u_{k,i}^*(d_k(i) - u_{k,i}\phi_k^{(i-1)}) \quad (11)$$

شکل ۲ فرآیند ترکیب تخمین‌های مختلف و به روزرسانی آن را در گره  $k$  نشان می دهد.



شکل ۲: فرآیند به روزرسانی  $\psi_k^{(i)}$  در شبکه تطبیقی نفوذی، گره  $k$  (قرمز رنگ) از همسایه‌هایش (آجری رنگ)

تاکنون در استراتژی بحث شده در مورد تخمین یک پارامتر مطلوب به روش مشارکت نفوذی، ابتدا عمل ترکیب تخمین‌های محلی (میانی) در یک گره انجام شده و سپس عمل به روزرسانی  $\psi_k^{(i)}$  صورت می گیرد. در [۱۲] ایده متفاوتی نیز به کار برده شده است، بدین صورت که ابتدا عمل به روزرسانی صورت گرفته و سپس فرآیند ترکیب تخمین‌های محلی انجام می شود. در رابطه (۱۲) می توان این فرآیند را مشاهده کرد.

$$\begin{cases} \phi_k^{(i)} = \psi_k^{(i-1)} + \mu_k u_{k,i}^*(d_k(i) - u_{k,i}\psi_k^{(i-1)}) \\ \psi_k^{(i)} = \sum_{l \in \mathcal{N}_k} c_{k,l}\phi_l^{(i)} \end{cases} \quad (12)$$

همان طور که در روابط (۱۰-۱۱) و (۱۲) مشاهده می شود، در روابط (۱۰-۱۱) ابتدا عمل ترکیب و سپس به روزرسانی انجام می گیرد که اصطلاحاً به آن ترکیب-تطبیق (CTA) گفته می شود (شکل ۳). از طرف دیگر در رابطه (۱۲) ابتدا به روزرسانی و سپس عمل ترکیب انجام می شود و اصطلاحاً آن را تطبیق-ترکیب (ATC) می نامند (شکل ۴).

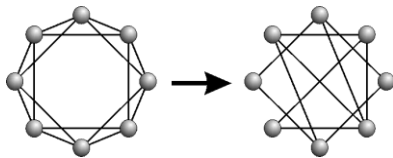
عملکرد حالت دائم شبکه‌های تطبیقی نفوذی مبتنی بر فیلتر LMS در [۶] با استفاده از روش بقای انرژی و با در نظر گرفتن فرضیات استقلال مکانی زمانی مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به نتایج ارائه شده در رابطه‌های (۱۰-۱۱) و (۱۲) فرض بر این است که لینک مابین گره‌ها کانال‌هایی ایده‌آل هستند. در حالت غیر ایده‌آل، یعنی حالتی که کانال‌ها دارای نویز جمع شونده هستند.

### ۳- شبکه‌های پیچیده

شبکه‌های پیچیده در مطالعه علوم مدرن مانند مطالعه شبکه‌های بیولوژیکی، شبکه‌های قدرتی، اقتصاد کلان و مسائل استنتاجی بر روی گراف‌ها بسیار رایج هستند. در بسیاری از سیستم‌های پیچیده به‌ویژه با آن‌هایی که در طبیعت مواجه می‌شویم، مانند شکل‌های پرواز پرندگان و یا حرکت دسته‌جمعی ماهی‌ها، رفتار کلی آن‌ها از رفتار جزئی و تک‌به‌تک نشأت می‌گیرد. در حالی که هر گره (عامل<sup>۴</sup>) منحصر به فرد در این شبکه‌های بیولوژیکی قابلیت رفتار پیچیده را ندارد، ترکیب بین چندین گره باعث به وجود آمدن رفتارهای بسیار پیچیده در سطح شبکه می‌گردد. تلاش‌های پژوهشی سعی بر کشف پیچیدگی چنین شبکه‌های پیچیده‌ای مانند پردازش سیگنال، یادگیری ماشین، بهینه‌سازی، کنترل، آمار، علوم کامپیوتری و اجتماعی را دارند. در تمامی این زمینه‌ها یک علاقه روبه‌رشد در مسائل اجماعی و یادگیری بر روی گراف‌ها مانند استنباط روابط از ارتباطات درونی بر روی شبکه‌های اجتماعی، مدل کردن واکنش‌های بین عامل‌ها در شبکه‌های بیولوژیکی، انتشار اطلاعات بین عامل‌های توزیع‌یافته و بهینه‌سازی توابع کاربردی دیده می‌شود. مدل‌های مختلفی برای این شبکه‌ها پیشنهاد شده‌اند که در ادامه به بعضی از مهم‌ترین این مدل‌ها پرداخته می‌شود. در واقع شبکه‌های واقعی با خاصیت دنیای کوچک، خاصیت کوتاهی طول مسیر را از شبکه‌های تصادفی و معقول بودن ضریب خوشگی را از شبکه‌های منظم به دست آورده‌اند.

### ۳-۲- مدل جهان کوچک<sup>۱۶</sup>

در سال ۱۹۹۸، Watts و Strogatz به معرفی مدلی جدید پرداختند [۲۵ و ۳۲]. این مدل به صورت همزمان دارای خاصیت جهان کوچک و ضریب خوشگی بالا می‌باشد. ساخت این مدل به این شکل است: ابتدا گره‌ها را به صورت حلقه‌ای<sup>۱۷</sup> می‌چینیم و هر گره را به  $k$  گره بعدی و  $k$  گره قبلی وصل می‌کنیم (مثلاً نزدیک‌ترین همسایه). سپس با حرکت روی گره‌ها در یک جهت، مثلاً ساعت‌گرد، یال‌های بین گره‌ها را یکی یکی با احتمال ثابت  $p$  اتصال دوباره<sup>۱۸</sup> می‌دهیم. در عمل با اتصال دوباره سر دیگر یال را از رأس جدا می‌کنیم و به صورت تصادفی به یکی دیگر از گره‌های شبکه متصل می‌کنیم. این روند در شکل ۶ نشان داده شده است. در حالت‌های نهایی، در صورتی که  $p=0$  باشد گراف حاصل حلقه و در صورتی که  $p=1$  گردد گراف حاصل گرافی تصادفی خواهد بود. هر چند با توجه به اینکه حد کمینه  $k$  روی درجه هر گره وجود دارد، معادل با گراف ER نخواهد بود. توزیع درجات گره‌ها در این مدل نیز از توزیع پواسون پیروی می‌کند (یعنی انتخاب مقدار متوسط و کاهش به صورت نمایی).

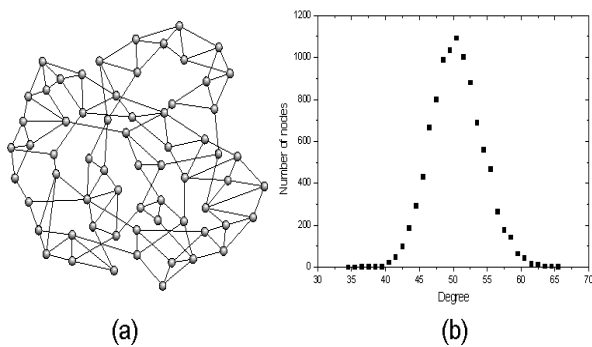


شکل ۶: مراحل ساخت گراف جهان کوچک [۲۴]

### ۳-۱- مدل گراف تصادفی<sup>۱۹</sup>

گراف‌های تصادفی، در سال ۱۹۵۹ توسط Erdos و Renyi ارائه شد [۲۴]. در این مدل (ER) تعدادی گره در نظر می‌گیرند و سپس هریک از گره‌ها را با احتمال ثابتی به گره‌های دیگر وصل می‌کنند. تا مدت زیادی این مدل، تنها مدل پذیرفته‌شده برای شبیه‌سازی شبکه‌های واقعی بود. با تحلیل ساده‌ای مشخص می‌شود که توزیع درجات این گراف از توزیع پواسون پیروی می‌کنند. مدل گراف تصادفی خاصیت جهان کوچک را دارد و اندازه‌ی کوتاه‌ترین مسیر بین دو گره با لگاریتم تعداد گره‌های گراف متناسب است. اما این گراف ضریب خوشه‌گرایی کوچکی دارد. شکل ۵ نمونه‌ای از گراف تصادفی و نمونه‌ای از توزیع درجات پواسون را نشان می‌دهد.

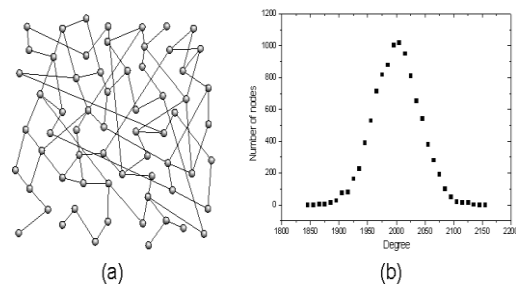
در شکل ۷ نمونه‌ای از مدل جهان کوچک و نمونه‌ای از توزیع درجات گره‌ها در آن آورده شده است.



شکل ۷: گراف حاصل از مدل جهان کوچک، (a) مدل جهان کوچک، (b) توزیع درجات ۱۰ گراف با ۱۰۰۰۰ گره و  $p=0/3$  [۲۵]

### ۳-۳- ضریب خوشه‌گرایی

ضریب خوشه‌گرایی مقیاسی است برای بررسی اینکه به چه نسبتی همسایه‌های یک رأس با هم در ارتباط هستند. برای یک گراف، ضریب خوشه‌بندی، احتمال همسایه بودن دو رأسی است که یک همسایه مشترک دارند. به صورت رسمی می‌توان ضریب خوشه‌گرایی را به این طریق تعریف کرد. ضریب خوشه‌گرایی رأس  $i$ ، که با  $c(i)$  نشان داده



شکل ۵: (a) یک نمونه گراف تصادفی، (b) توزیع درجات میانگین بین ۱۰ گراف تصادفی با ۱۰۰۰۰ گره و با احتمال  $p=0/2$  [۲۵]

ترتیب برای لینک‌های ایده‌آل و نویزی با ماتریس کوواریانس  $Q=10^{-3}I$  می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش احتمال اتصال دوباره از شبکه منظم  $(p=0)$  به شبکه تصادفی  $(p=1)$  میزان عملکرد تخمین شبکه برای MSD و EMSE بهبود و این برای هر دو لینک ایده‌آل و نویزی با ماتریس کوواریانس مذکور صادق است. همان‌طور که از این شکل‌ها می‌توان متوجه شد، شبکه‌های تصادفی نسبت به شبکه‌های منظم و جهان کوچک از برتری نسبی دقت تخمین هم در حالت لینک ایده‌آل و هم نویزی با  $Q=10^{-3}I$  MSD حدود چهار دسی‌بل نسبت به شبکه‌های منظم و حدود دو دسی‌بل نسبت به شبکه جهان کوچک) دارا می‌باشند.

اما پیاده‌سازی چنین شبکه‌هایی فقط به دقت تخمین شبکه محدود نمی‌گردد. لذا پارامترهای مؤثر شبکه مانند طول متوسط مسیر، ضریب خوشگی و اتصال جبری باید بررسی گردند. هر سه این پارامتر در شکل‌های ۱۲-۱۰ شبیه‌سازی شده‌اند. با توجه به شکل ۱۰ می‌توان اثر افزایش اتصال دوباره لینک‌ها را مشاهده کرد. یعنی با تغییر شبکه از حالت منظم به تصادفی، طول متوسط مسیر کاهش می‌یابد که این یک مزیت برای شبکه محسوب می‌گردد. در شکل ۱۱ نیز منحنی اتصال جبری بر حسب اتصال دوباره رسم شده و بیانگر این است که با افزایش احتمال اتصال لینک، این مقدار (مقدار ویژه دوم ماتریس لاپلاسی) افزایش پیدا کرده و شبکه نسبت به از بین رفتن گره و لینک‌های آن مستعدتر می‌گردد. در ادامه ضریب خوشه‌گرایی (نرمالیزه) در شکل ۱۲ آورده شده و همان‌طور که در شبیه‌سازی نشان داده شده است، شبکه‌های منظم دارای بیش‌ترین ضریب خوشگی (احتمال وجود لینک مابین همسایه‌های گره‌ها) بوده و شبکه‌های جهان کوچک و تصادفی دارای مقدار کم‌تری می‌باشند و این یک مزیت برای این نوع شبکه‌ها محسوب می‌گردد. البته این مقدار نرمالیزه بوده و مثلاً در حدود ۸ برابر در شبکه‌های تصادفی  $(p=1)$  نسبت به جهان کوچک  $(p=0.2)$  کم‌تر است (درحالی‌که فقط ۲ دسی‌بل اختلاف در دقت تخمین وجود دارد). در حقیقت پایین بودن ضریب خوشگی در شبکه‌های تصادفی مؤید این مطلب است که همسایه یک گره با همسایه گره نزدیک دیگر ارتباط نداشته و با گره‌های دورتر ارتباط برقرار کرده است. چون با کاهش مقدار ضریب خوشه‌گرایی، شبکه نیاز به ارتباط‌های طولانی پیدا می‌کند و به خاطر مسئله فیدینگ کانال (محوشدگی)، نیاز به مصرف انرژی بالاتر رفته و از طول عمر مفید شبکه کاسته می‌گردد.

فیدینگ به تغییرات میزان تضعیف یک سیگنال مدوله‌شده مخابراتی در هنگام عبور از یک محیط مشخص گفته می‌شود. فیدینگ ممکن است با زمان، مکان و یا فرکانس تغییر کند و معمولاً به صورت یک فرایند تصادفی مدل می‌شود. در سیستم‌های بی‌سیم محوشدگی ممکن است مربوط به انتشار چند مسیری (محوشدگی چندمسیره) و یا در اثر سایه موانعی که در انتشار موج اثر می‌گذارند (محوشدگی سایه‌افکنی) باشد. مدل‌سازی لینک بین گره‌های شبکه به صورت کانال‌های بی‌سیم با محوشدگی صاف منطقی‌تر است. چنین

می‌شود، توسط نسبت بین تعداد یال‌هایی که بین دو رأس همسایه  $i$  وجود دارد به تعداد کل یال‌هایی که می‌تواند بین کل همسایه‌های  $i$  موجود باشد نشان داده می‌شود. لذا اگر بین همسایه‌های رأس  $i$  به تعداد  $n$  یال موجود باشد، ضریب خوشه‌گرایی آن برابر است با [۳۲]:

$$c(i) = \frac{n}{d_i(d_i - 1)} \quad (16)$$

$d_i$  درجه رأس  $i$  را نشان می‌دهد. ضریب خوشه‌گرایی یک گراف میانگین ضریب خوشه‌بندی تک‌به‌تک رأس‌های گراف  $v$  است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C(G) = \frac{\sum_{v \in V} c(v)}{|V|} \quad (17)$$

ضریب خوشه‌گرایی یک گراف عددی مابین ۰ و ۱ است. زمانی که ضریب خوشه‌گرایی یک رأس برابر ۱ باشد، آن رأس با همسایگان خود تشکیل یک دسته با سه رأس (دسته به یک مجموعه رأس گفته می‌شود که دوبه‌دو با هم در ارتباط هستند) می‌دهد. زمانی که ضریب خوشه‌بندی یک گراف ۰ است هیچ مثلثی بین رأس‌های آن گراف تشکیل نمی‌شود. منظور از مثلث یک مجموعه سه‌رأسی است، که هرکدام با دو رأس دیگر در ارتباط باشند [۳۳].

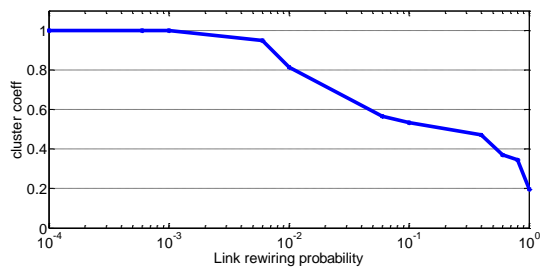
طول کوتاه‌ترین مسیر: به مسیری بین دو رأس گفته می‌شود که از تمامی مسیرهای بین آن دو رأس کوتاه‌تر باشد.

### ۳-۴- اتصال جبری

اتصال جبری با توجه به ماتریس لاپلاسی به دست می‌آید. ماتریس لاپلاسی همیشه یک مقدار ویژه صفر  $\lambda_1 = 0$  را دارد است. حال اگر ماتریس متصل باشد، دومین مقدار ویژه کوچک  $\lambda_2$  بزرگ‌تر از صفر بوده و به عنوان اتصال جبری شناخته می‌شود. زیرا به‌عنوان حاشیه پایین درجه مقاوم بودن گراف نسبت به از بین رفتن گره و لینک شناخته می‌شود و نشان داده شده است که با افزایش این مقدار به دلیل افزایش اتصال گره و لینک میزان مقاوم بودن گراف کاهش می‌یابد [۳۴-۳۵].

### ۴- شبیه‌سازی

به‌منظور شبیه‌سازی رفتار شبکه بر حسب اتصال دوباره لینک‌ها حالت بردارهای رگرسیون با توزیع غیرگوسی و غیرمستقل از هم در نظر می‌گیریم. در این حالت شبکه‌ای با ۱۰۰ گره و متوسط تعداد همسایه چهار در نظر گرفته و از بردارهای رگرسیون به شکل  $u_k(i) = \alpha_k u_k(i-1) + \beta_k \tau_k(i)$  استفاده می‌کنیم که در آن  $\alpha_k \in (0, 0.1)$  معرف ضریب همبستگی،  $\tau_k$  مؤلفه تصادفی ناشی از توزیع یکنواخت با واریانس یک و  $\beta_k = \sqrt{\sigma_{u,k}^2(1 - \alpha_k^2)}$  می‌باشند. مقادیر  $\sigma_{u,k}^2$  از بازه  $(0, 0.1)$  انتخاب شده‌اند. در نتیجه در هر گره بردار رگرسیون به صورت  $u_{k,i} = [u_k(i), u_k(i-1), \dots, u_k(i-M+1)]$  تشکیل می‌شود. نویز مشاهدات به صورت متغیر تصادفی گاوسی با واریانس‌های  $\sigma_{v,k}^2 \in (0, 0.05)$  انتخاب می‌شوند. با توجه به شکل‌های ۸-۹ به



شکل ۱۲: منحنی ضریب خوشه‌گرایی نرمالیزه برای شبکه مفروض برحسب احتمال اتصال دوباره

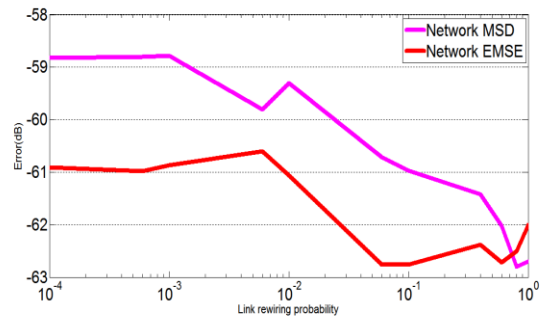
### ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، پیاده‌سازی تخمین تطبیقی توزیع شده با مشارکت نفوذی و بر مبنای الگوریتم LMS با لینک‌های ایده‌ال و نویزی بر روی شبکه‌های پیچیده منظم، تصادفی و جهان کوچک و با ضریب ترکیبی متروپولیس شبیه‌سازی و بحث گردید. این مقاله نشان می‌دهد که صرفاً نتیجه تخمین شبکه (شبکه تصادفی) نمی‌تواند معیار انتخاب نوع شبکه باشد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که پیاده‌سازی شبکه به صورت مدل جهان کوچک، علاوه بر دقت تخمین مطلوب در مقایسه با دیگر شبکه‌های پیچیده به لحاظ داشتن ویژگی‌های مانند متوسط طول کوتاه‌ترین مسیر و ضریب خوشگی بالا و اتصال جبری نسبتاً معقول، انتخاب مناسبی هست. به عبارتی داشتن ضریب خوشه‌گرایی پایین، یعنی نیازمند به ارتباط طولانی و به دلیل این، پدیده فیدینگ کانال رخ خواهد داد و همچنین کاهش طول عمر باتری به دلیل مصرف انرژی بیش‌تر (برای تأمین SNR مطلوب) باعث کارایی عملی پایین شبکه (تصادفی) خواهد شد. از طرف دیگر پارامتر اتصال جبری حاکی از مقاوم بودن شبکه می‌باشد. چون داشتن اتصال جبری بالا ناشی از درجه اتصال بالای گره‌ها داشته و این عمل باعث آسیب‌پذیری این گره‌ها شده و با از بین رفتن این گره‌ها، از کارایی شبکه به شدت کاسته می‌شود. همه این عوامل باعث می‌شود که شبکه‌های جهان کوچک در عمل از ارجحیت بالایی برخوردار باشند درحالی که فقط چند دسی‌بل (کمتر از ۵ دسی‌بل) نسبت به شبکه‌های تصادفی از دقت تخمین بالینی برخوردار هستند.

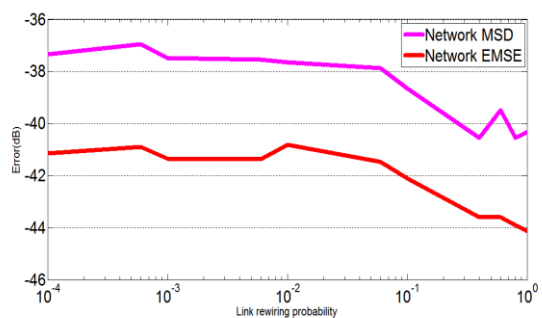
### مراجع

- [1] D. Estrin, and L. Girod, "Instrumenting the world with wireless sensor networks," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, Proceedings*, vol. 4, no. 4, pp. 2033-2036, 2001.
- [2] D. A. Castanon, and D. Teneketzis, "Distributed estimation algorithms for nonlinear systems," *IEEE Transaction on Automation and Control*, vol. 30, no 5, pp. 418-425, 1985.
- [3] A. S. Willsky, M. Bello, D. A. Castanon, B. C. Levy, and G. Verghese, "Combining and updating of local estimates and regional maps along sets of one-dimensional tracks," *IEEE Transaction of Automation and Control*, vol. 27, no. 4, pp.799-813, 1982.
- [4] A. Ribeiro, and G. B. Giannakis, "Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks, Part

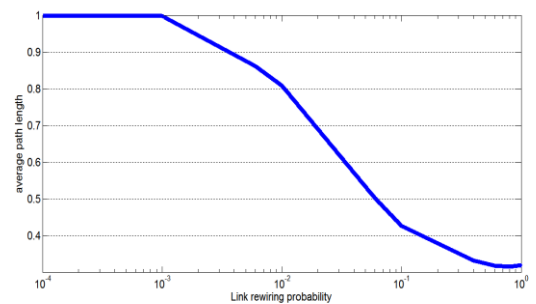
مدلی به‌ویژه در شبکه‌های سنسوری بی‌سیم بسیار مورداستفاده قرار می‌گیرد.



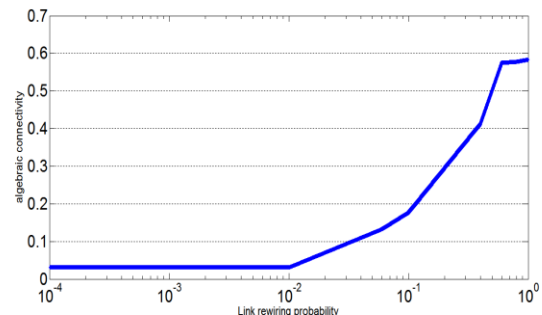
شکل ۸: منحنی‌های MSD و EMSE حالت پایدار برای شبکه مفروض برحسب احتمال اتصال دوباره با لینک ایده‌آل



شکل ۹: منحنی‌های MSD و EMSE حالت پایدار برای شبکه مفروض برحسب احتمال اتصال دوباره با لینک نویزی  $Q=10^{-3}I$



شکل ۱۰: منحنی طول متوسط نرمالیزه برای شبکه مفروض برحسب احتمال اتصال دوباره



شکل ۱۱: منحنی اتصال جبری برای شبکه مفروض برحسب احتمال اتصال دوباره



- adaptive networks,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 1865-1877, 2008.
- [21] F. S. Cattivelli, C. G. Lopes, and A. H. Sayed, “Diffusion strategies for distributed Kalman filtering: formulation and performance analysis,” *Proceeding of Workshop on Cognitive Inf. Process.*, pp. 36-41, 2008.
- [22] C. G. Lopes, and A. H. Sayed, “Diffusion adaptive networks with changing topologies,” *Proceeding of International Conference of Acoustic and Speech Signal Process.*, Las Vegas, USA, pp. 3285-3288, 2008.
- [23] Y. Liu, Chunguang Li, Wallace K. S. Tang, and Z. Zhang, “Distributed estimation over complex networks,” *International Journal of Information Sciences*, vol. 197, pp. 91-104, 2012.
- [24] P. Erdős, and A. Rényi, “On the evolution of random graphs,” *Publications of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences*, vol. 5, pp. 17-60, 1959.
- [25] M. E. J. Newman, and D. J. Watts, “Renormalization group analysis of the small-world network model,” *Physics Letter A*, vol. 263, pp. 341-346, 1999.
- [26] R. Chitradurga, and A. Helmy, “Analysis of wired short cuts in wireless sensor networks,” *IEEE/ACS International Conference on, Pervasive Services*, pp. 167-176, 2004.
- [27] A. Helmy, “Small worlds in wireless networks,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 7, no. 10, pp. 490-492, 2003.
- [28] P. Willett, P. F. Swaszek, and R. S. Blum, “The good, bad and ugly: distributed detection of a known signal independent Gaussian noise,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, no. 12, pp. 3266-3279, 2000.
- [29] R. S. Blum, S. A. Kassam, and H. V. Poor, “Distributed detection with multiple sensors: Part II,” *Advanced Topics, Process.*, *IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 64-79, 1997.
- [30] E. A. Mislove, *Online Social Networks: Measurement, Analysis, and Applications to Distributed Information System*, Huston, Texas, 2009.
- [31] A. Khalili, M. A. Tinati, and A. Rastegarnia, “Steady-state analysis of diffusion LMS adaptive networks with noisy links,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 2416-2421, 2011.
- [32] A. L. Barabási, and R. Albert, “Emergence of scaling in random networks,” *Science*, vol. 286, no.15, pp. 509-512, 1999.
- [۳۳] حنیف امامقلی‌زاده، مقایسه مدل‌های ارائه‌شده برای شبکه‌های اجتماعی برخط با محوریت انجمن‌های تشکیل‌شده، کارشناسی ارشد، دانشگاه یزد، صفحه ۱۹، ۱۳۹۳.
- [34] M. Fiedler, “Algebraic connectivity of graphs,” *Czechoslovak Mathematical Journal*, vol. 23, no. 98, pp. 298-305, 1973.
- [35] R. H. Byrne, J. T. Feddema, and C. T. Abdallah, *Algebraic Connectivity and Graph Robustness*, Republic SAND 4494, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM, 2009.
- I: Gaussian case,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 3, pp. 1131-1143, 2006.
- [5] J. J. Xiao, A. Ribeiro, Z. Q. Luo, and G. B. Giannakis, “Distributed compression-estimation using wireless sensor networks,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 23, no. 4. pp. 27-41, 2006.
- [6] C. G. Lopes, and A. H. Sayed, “Distributed processing over adaptive networks,” *Proceeding of Adaptive Sensor Array Processing Workshop*, MIT Lincoln Lab., Lexington, MA, 2006.
- [7] 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.
- [8] A. H. Sayed, and C. G. Lopes, “Distributed recursive least-squares strategies over adaptive networks,” *Proceeding of Asilomar Conference Signals, Systems, Computers*, pp. 233-237, 2006.
- [9] L. Li, and J. A. Chambers, “A new incremental affine projection based adaptive learning scheme for distributed networks,” *Signal Process.*, vol. 88, no. 10, pp. 2599-2603, 2008.
- [10] C. G. Lopes, and A. H. Sayed, “Randomized incremental protocols over adaptive networks,” *Proceeding of IEEE International Conference Acoustics, Speech, Signal Processing*, pp. 3514-3517, 2010.
- [11] I. D. Schizas, G. Mateos, and G. B. Giannakis, “Distributed LMS for consensus-based in-network adaptive processing,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 6, pp. 2365-2382, 2009.
- [12] A. Khalili, M. A. Tinati, and A. Rastegarnia, “An incremental block LMS algorithm for distributed adaptive estimation,” *IEEE International Conference on Communications and Signal Processing*, Singapore, vol. 12, no. 34, 2010.
- [۱۳] قنبر آذرینیا و محمدعلی طینتی، «افزایش همگرایی شبکه‌های تطبیقی با لینک‌های نویزی: الگوریتم حداقل میانگین مربعات توزیع‌شده افزایشی طول متغیر»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره ۴۵، شماره ۳، ۱۳۹۴.
- [14] M. Farhid, M. Shamsi, and M. H. Sedaaghi, “On the effect of low-quality node observation on learning over incremental adaptive networks,” *Journal of Communication Engineering*, vol. 3, no. 2, pp. 95-108, 2014.
- [15] F. Cattivelli, and A. H. Sayed, “Analysis of spatial and incremental LMS processing for distributed estimation,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 59, pp. 1465-1480, 2011.
- [16] A. Khalili, M. A. Tinati, and A. Rastegarnia, “Performance analysis of distributed incremental LMS algorithm with noisy links,” *International Journal of Distributed Sensors and Networks*, pp. 1-10, 2011.
- [17] A. Khalili, M. A. Tinati, and A. Rastegarnia, “Steady-state analysis of incremental LMS adaptive networks with noisy links,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 2416-2421, 2011.
- [18] A. H. Sayed, “Diffusion adaptation over networks,” *Academic Press Library in Signal Processing*, vol. 3, pp. 323-454, 2013.
- [19] F. S. Cattivelli, and A. H. Sayed, “Diffusion LMS strategies for distributed estimation,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no.3, pp. 1035-1048, 2010.
- [20] F. S. Cattivelli, C. G. Lopes, and A. H. Sayed, “Diffusion recursive least-squares for distributed estimation over

#### زیرنویس‌ها

<sup>۱</sup> Fusion Center (FC)

<sup>۲</sup> Diffusion

<sup>۳</sup> Recursive least square (RLS)

<sup>۴</sup> Hamilton path

<sup>۵</sup> Clustering coefficient

<sup>۶</sup> Robust

- 
- <sup>v</sup> Adapt-then-combine (ATC)
  - <sup>^</sup> Auto regressive (AR)
  - <sup>^</sup> Steepest descend
  - <sup>1</sup> Combine-then-adapt (CTA)
  - <sup>11</sup> Mean square deviation (MSD)
  - <sup>12</sup> Excess mean square error (EMSE)
  - <sup>13</sup> Mean square error (MSE)
  - <sup>14</sup> Agents
  - <sup>15</sup> Random Graph
  - <sup>16</sup> Small world
  - <sup>17</sup> Ring
  - <sup>18</sup> Rewiring