

ارائه معماری نوین شبکه فرماندهی و کنترل تاب آور در بحران با الهام از شبکه پیچیده واقعی مغز

حمید محسنی^۱، محمد مهدی عمادی کوچک^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۹/۰۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۲/۲۵

چکیده

شبکه پیچیده، یک گراف با ویژگی‌های توپولوژیکی غیر مهم است که این ویژگی‌ها در شبکه‌های ساده مانند منظم یا گراف‌های تصادفی اتفاق نمی‌افتد اما اغلب در مدل‌سازی سیستم‌های واقعی اتفاق می‌افتد لذا می‌توان به شبکه‌های اجتماعی، شبکه نرون‌های مغزی و شبکه جهانی اینترنت و... اشاره کرد. بسیاری از سازمان‌ها، شبکه‌های زنجیره‌ای بزرگ و همچنین علوم مختلف برای بررسی و تحلیل مباحث خود، آنها را در قالب شبکه‌های پیچیده به نمایش می‌گذارند، برای این کار به کمک الگوریتم‌هایی که رفتارهای جهان واقعی را شبیه سازی می‌کنند، سامانه‌های خود را باز تولید و مورد ارزیابی قرار می‌دهند.

باورود فناوری‌های نوین در عرصه سیستم‌های فرماندهی و کنترل، بیش از گذشته نیازمند کارکرد سیستم‌هایی شده اند که با برقراری جریان‌های اطلاعاتی و انجام پردازش‌های موازی به تسریع تصمیم گیری‌های مرتبط با حوزه فرماندهی و کنترل منجر می‌شوند. طرح‌ریزی چنین سیستم‌هایی و مدیریت آنها نیازمند معماری سازمانی است که علاوه بر تبدیل وضعیت موجود به وضعیت مطلوب انطباق سیستم‌های اطلاعاتی با اهداف فرماندهی و کنترل را تسهیل نماید. یکی از این سیستم‌های پیچیده واقعی مغز انسان و نحوه فرماندهی و کنترل آن در بدن انسان است که از عجایب خلقت نیز می‌باشد. این سیستم پیچیده‌ترین شبکه‌ای است که امروزه بشر در این زمینه آن را مورد مطالعه قرار داده است. هم‌بندی خاص این شبکه دارای ویژگی‌های متعددی است که می‌تواند به ما در زمینه‌های مختلف در سیستم‌های پیچیده کمک کند. علت اصلی توجه همگان به شبکه مغز، استحکام و تاب‌آوری این شبکه می‌باشد که هدف اصلی این پژوهش بررسی این مهم است. در این مقاله با تحلیل و بررسی شبکه مغز در دو حالت طبیعی و بیمار، مدلی از این شبکه را طراحی کرده و با در نظر گرفتن الگوریتم رشد و معیارهای استحکام و تاب‌آوری در شبکه‌های پیچیده، یک معماری نوین برای طراحی شبکه فرماندهی و کنترل ارائه می‌گردد تا در برابر انواع حملات منجمله، حملات بومی سازی شده و تصادفی مستحکم‌تر و با تاب آور بیشتر باشد. معماری طراحی شده شبکه فرماندهی و کنترل در ۵ سطح مورد سنجش قرار می‌گیرد. هم‌بندی خاص این شبکه منجر به دستیابی به شبکه‌ای مستحکم و تاب‌آور شده است.

واژگان کلیدی: شبکه پیچیده، حملات بومی سازی شده، نظریه پرکولاسیون، استحکام و تاب‌آوری شبکه‌های واقعی

^۱ دانشجوی دکترا (مدرس دانشگاه پدافند هوایی خاتم الانبیاء (ص)) mohseny.ha@gmail.com

^۲ دانشجوی دکترا، نویسنده مسئول، m.m.emadi@srbiau.ac.ir

۱. کلیات

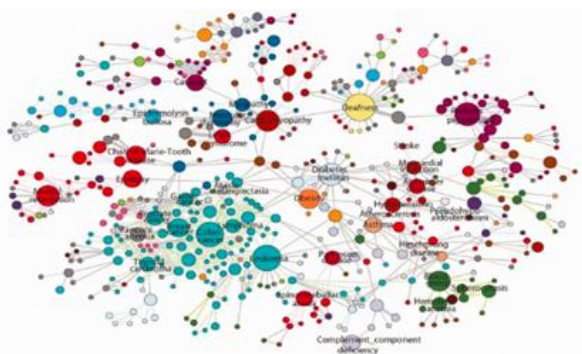
امروزه شبکه‌ها بسیاری از نیازهای بشر را برطرف می‌کنند. یکی از مباحثی که در شبکه‌ها مورد مطالعه و تحقیق بسیار قرار گرفته است بحث همبند و چگونگی اتصالات گره‌های شبکه به هم است. در سال‌های اخیر مطالعه شبکه‌ها به صورت گسترده‌ای، در حوزه‌های مختلف علمی مانند حوزه علوم اجتماعی، اقتصاد، سیستم‌های زیستی، علوم اعصاب، علوم شناختی و رفتاری، گسترش یافته است. اصلی‌ترین دلیل رشد رویکردهای شبکه‌ای، ارتباطات بین سیستم‌های مختلف و ظهور و گسترش سیستم‌های پویا است که از طریق مجموعه‌ای از تکنیک‌های آماری و ریاضیاتی که خاستگاه آنها نظریه گراف است، قابل تبیین و توصیف و تحلیل است. کاربردهای نظریه گراف حوزه وسیعی را در بر می‌گیرد. از این نظریه در برنامه ریزی شهری، کنترل ترافیک، همه گیرشناسی، برنامه‌ریزی مالی، موتورهای جستجوی اینترنت، تحلیل سیستم‌های زیستی پیچیده محیطی و مولوکولی و روان‌سنجی استفاده می‌شود. فعالیت‌های زیادی روی معماری شبکه، پویایی و همچنین رشد فرآیندهای آن انجام شده است.

در حالی که بیشتر به نظریه گراف کلاسیک برای تحلیل گراف‌های تصادفی می‌پردازند، علم مدرن شبکه، روی سیستم‌های جهان واقعی متمرکز شده است و نشان داده است که شبکه‌های واقعی در اکثر موارد، تصادفی نیستند. این شبکه‌ها سازمان‌هایی با فرآیندهای بنیادی زیر بنایی‌اند که ضامن بقا، رشد و ساختار آنها می‌باشند. در این پژوهش سعی داریم با مطالعه و بررسی شبکه مغز، معیارهای مختلف استحکام شبکه را روی اینگونه شبکه‌ها مورد تحلیل و سنجش قرار دهیم. یکی از نکاتی که پژوهشگران در این زمینه مطالعه می‌کنند زمانبست که فرد دچار بیماری می‌شود.

۱-۱. مقدمه و هدف

شبکه‌های پیچیده^۱ درواقع شکل انتزاعی از جهان پیرامون ما هستند، جهانی شامل نهادها و اعضای که به فراخور کاربردهایشان با یکدیگر در ارتباط هستند. این می‌تواند

ساده‌ترین تعریف برای شبکه‌های پیچیده باشد، شبکه‌هایی که از بزرگترین چالش‌ها تا کوچکترین مسائل را در غالب رأس‌ها و ارتباطات آنها به نمایش می‌گذارند. این شبکه‌ها به سادگی از بزرگترین شبکه‌ها مانند اینترنت، حمل و نقل جهانی، شبکه برق^۲ یا شبکه سیستم آب‌رسانی یک کشور تا کوچکترین شبکه‌های اجتماعی^۳ و همچون شبکه دوستی بین اساتید یک دانشکده را با خصوصیات و ویژگی‌های قابل بررسی، اغلب در قالب گراف‌ها مانند (شکل ۱) نمایش می‌دهند. علاوه بر اینها بعضی خرابی‌ها توسط شبکه‌های اجتماعی انتقال پیدا می‌کنند و گاهی ویروس‌های کامپیوتری در اینترنت گسترش پیدا می‌کنند [۱، ۲۳].



شکل ۱. نمونه ای از نمایش یک شبکه اجتماعی پیچیده

در نظریه گراف^۴ یک شبکه پیچیده، شبکه‌ای است که دارای ویژگی‌های ساختاری خاصی است که تنها در گراف‌های که مبتنی بر پدیده‌های طبیعی است رخ می‌دهد و در گراف‌هایی تصادفی این ویژگی‌ها را نمی‌توان مشاهده نمود. شبکه‌های پیچیده به نوعی طیف وسیع‌تری از شبکه‌ها را در بر می‌گیرند به طوری که شبکه‌های اجتماعی، بیشتر شبکه‌های ارتباطی میان انسان‌ها را مورد بررسی قرار می‌دهند. شبکه‌های پیچیده علاوه بر این دسته از شبکه‌ها، شبکه‌هایی مثل شبکه مغز را نیز در بر می‌گیرند [۲، ۲۴].

^۲ Power networks

^۳ Social networks

^۴ Graph theory

^۱ Complex networks

عملکرد مغز، شبکه‌ای از تأثرات علی بین مولفه‌های عصبی را شامل می‌شود و اغلب بر اساس سرنخ‌هایی که از سری‌های زمانی یا بر اساس مداخلات آزمایشی بدست می‌آیند، کشف و مطالعه می‌شوند[۵].

در حالی که ارتباطات ساختاری (حداقل در مقیاس زمانی ثانیه تا دقیقه) تا حدی ثابت باقی می‌ماند، ارتباطات عملکردی و شیوه‌های موثر، می‌توانند در کسر بسیار کوچکی از ثانیه هم به صورت خودکار و در زمانی که فعالیت عصبی ایجاد می‌شود، تغییر کنند و ساختار جدیدی پیدا کنند. با توجه به این موضوع، مدل‌سازی و مطالعه روی ارتباطات ساختاری دسترسی بیشتر و ساده‌تری را به پژوهشگران این حوزه می‌دهد.

وجه مشترک تمام ارتباطات مغزی این است که می‌توان آنها را از طریق شبکه یا گراف نشان داد و تحلیل نمود. گراف‌ها زبان ریاضی سیستم‌هایی هستند که مولفه‌های آن ارتباطات درونی دارند و با گره‌ها و یال‌ها در نظریه گراف قابل مقایسه‌اند. گره‌ها ماهیت‌های عملکردی بنیادین سیستم می‌باشند و در مغز گره‌ها می‌تواند نورون‌ها به تنهایی، جامعه نورونی یا نواحی مغزی باشند. یال‌ها ارتباطات و اتصالات بین گره‌ها هستند. در شبکه مغز این ارتباطات می‌تواند سیناپس‌ها یا مسیرهای متوالی فیبری و یا روابط علی یا آماری باشند که شباهت، مجاورت یا ارتباط عملکردی را توضیح می‌دهند. مجموعه کامل گره‌ها و یال‌ها را می‌توان از طریق ماتریس ارتباطات که به ماتریس مجاورت^۵ مشهور است، به نمایش گذاشت. این ماتریس نشان می‌دهد که کدام زوج از گره‌ها مجاور یکدیگرند. با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و بسته کاربردی **networkx** می‌توان به همبندی اولیه شبکه مغز دست یافت. چینش گره‌ها در این همبندی نامناسب است برای دست یافتن به چینش مناسب گره‌ها، از نرم‌افزار گفی استفاده می‌شود. با ایجاد شبکه می‌توان پارامترهای مختلف شبکه را روی آن سنجش نمود. نمونه‌ای از شبکه مغز، در (شکل ۲) به تصویر کشیده شده است که در آن رئوس و ارتباطات بینشان قابل رویت می‌باشد[۵].

شاید مغز پیچیده‌ترین سیستمی باشد که به حوزه‌های مطالعاتی علمی وارد شده است. مغز دارای مقیاس متناوبی است که از ۱۰ به توان ۱۱ نورون^۱ تشکیل شده است که هر کدام به طور میانگین ۱۰۰۰ سیناپس^۲ می‌سازند که موضوع محاسبات مغزی می‌تواند کل حوزه کورتکس مغز^۳ را در برگیرد. درک و فهم سازمان شبکه‌ای به پیچیدگی مغز، در اولین گام مستلزم فهم عملکرد آن به عنوان یک سیستم یکپارچه است. نتایج تلاش‌های نقشه‌بندی مغز و تکنیک‌های رکورد آن در کنار فعالیت‌های علمی که به صورت اختصاصی به ارتباطات مغزی می‌پردازند، مجموعه داده‌هایی از ارتباطات وسیع مغز را گردآوری کرده‌اند. این داده‌ها نشان می‌دهند که برای مطالعه، نیازمند تحلیل‌های کمی و ابزارهای مدل‌بندی جدید به منظور آشکارسازی ویژگی‌های سازمان شبکه مغز می‌باشند[۴، ۲۵].

با وجود این که روش‌های گوناگون و متعددی برای مشاهده آناتومی و فیزیولوژی مغز مانند ام-آر-آی^۴ و غیره وجود دارد، جای تعجب نیست که ابزارهای متعددی نیز به منظور تعریف ارتباطات مغزی و رکورد آنها وجود داشته باشد. به طور کلی سه نوع ارتباط مغزی وجود دارد که عبارتند از:

- ارتباطات ساختاری
- ارتباطات عملکردی
- شیوه‌هایی که ارتباط و تعامل این دو نوع را به یکدیگر مربوط می‌سازند.

ارتباطات ساختاری به مجموعه‌ای از ارتباطات فیزیکی بین مولفه‌های عصبی مانند ارتباطات سیناپسی یا مسیرهای متوالی فیبری اشاره دارد. ارتباطات عملکردی الگوهای تعاملی پویایی هستند که معمولاً از طریق داده‌های سری زمانی عصبی (مانند هم‌تپیه‌های متقاطع، اطلاعات تعاملی یا هم‌گنی درونی) بدست می‌آیند. شیوه‌های موثر رابط و تسهیل‌کننده رابطه ساختار و

¹ Neurons

² Synapse

³ Brain cortex

⁴ Magnetic resonance imaging (MRI)

⁵ Adjacency matrix

۲-۱. تحلیل شبکه مغز و معیارهای عمومی شبکه

پیچیده

برای نمایش شبکه‌ها از گراف‌ها کمک گرفته می‌شود. گراف $G = (V, E)$ که در آن V مجموعه رأس‌ها و E مجموعه یال‌های آن است. هرکدام از دو عامل رأس و یال، بالقوه می‌توانند دارای صفاتی نیز باشند که به صورت برچسب در گراف ظاهر می‌شوند [۱].

گام‌های نظری تحلیل گراف به صورت زیر تعریف می‌شود.

- تعریف گره‌های شبکه
- برآورد اندازه‌ای مناسب از ارتباطات
- ساخت ماتریس ارتباطات
- تحلیل نظری گراف مربوط به شبکه استخراج شده.

بعد از تعریف گره‌ها، تعریف یال‌های معمولاً در برگیرنده برآوردهای ارتباطات جفتی بین گره‌ها است. شبکه‌های ساختاری بر مبنای مسیرها و تراکت‌های فیبری اندازه گرفته شده، ساخته می‌شوند. در حالی که یال‌های موثر و عملکردی اغلب بر مبنای ارتباطات آماری برآمده از داده‌های سری زمانی تعریف می‌شوند. معیارهای ارزشمندی برای نشان دادن جفت‌های عملکردی وجود دارد. در حالی که بیشتر مطالعات به منظور تعریف ارتباطات عملکردی از معیارهای ساده‌ای مانند هم‌تیبی استفاده می‌کنند، استراتژی‌های پیچیده‌تری مانند هم‌تیبی‌های تفکیکی و نیمه تفکیکی یا ارتباطات جهتدار (علی) و تعاملی را نیز می‌توان استفاده کرد [۳].

هم‌تیبی درجه^۲، در شبکه‌ای که گره‌های با درجه کم تمایل به اتصال به سایر گره‌های با درجه کم دارند و گره‌های با درجه بالا تمایل به اتصال به گره‌های با درجه بالا دارند شبکه‌های هم‌تیب می‌گویند. تعیین مقادیر هم‌تیبی می‌تواند در درک صحیحی از توپولوژی شبکه مفید باشد و از این رو می‌تواند در ردیابی نقاط آسیب‌پذیر (با تحمل کمتر) کمک کند [۲۶، ۳].



شکل ۲. نمونه‌ای از شبکه مغز

مفهوم دیگری که در نظریه گراف مطرح می‌شود مسیر عصبی^۱ است. منظور از مسیر، یال‌های متوالی است که به صورت غیر مستقیم یک گره را به گره دیگر به صورت متوالی و پی در پی مرتبط می‌سازند. طول کوتاهترین مسیر^۲ بین دو گره به عنوان فاصله بین آن دو گره در نظر گرفته می‌شود و به عنوان حداقل تعداد یالی تعریف می‌شود که یک گره را به گره‌های دیگر وصل می‌کند. توجه کنید که در گراف‌ها، فاصله به عنوان فاصله توپولوژیکی بین دو گره تعریف می‌شود و به فاصله در فضای حقیقی اشاره نمی‌کند [۶].

شبکه مغزی، وابسته به روش رکورد آن یا بر اساس سیستم آزمایشی بکار گرفته شده در مطالعه تجربی، می‌تواند به روش‌های مختلفی استخراج شود. اولین گام، تعریف گره‌ها و یال‌های شبکه است. این گام نه تنها اولین گام بلکه مهمترین گام نیز محسوب می‌شود. تحلیل آماری شبکه مغزی مبتنی بر تعریفی است که بر اساس آن سیستم زیستی به گره و یال تقسیم بندی می‌شود. در سیستم‌های بزرگ مانند مغز، تعریف گره در برگیرنده تقسیم بندی مغز به نواحی یکپارچه بر اساس داده‌های تصویری و هیستولوژیک است [۶].

¹ Neural path

² Shortest path

³ Degree assortative

تصادفی به منظور مقایسه معناداری شکل گیری خوشه‌ها استفاده شود. در بیشتر شبکه‌های دنیای واقعی و به خصوص شبکه‌های دنیای مجازی این گرایش به صورت پیوندهایی قوی و متراکم دیده می‌شود. در شبکه‌های اجتماعی این ضریب به صورت گرایش بالای همسایگی اعضا به ایجاد گروه‌هایی متراکم نشان داده می‌شود که از احتمال ایجاد پیوندهایی تصادفی میان آنها بالاتر است. برای هر گره i با درجه k_i ضریب خوشه‌بندی بصورت رابطه (۱)، تعریف می‌شود:

$$C_i = \frac{2L_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (1)$$

که L_i تا نشان‌دهنده تعداد یال‌های بین k_i همسایه‌ی گره i می‌باشد. نکته قابل توجه این است که C_i بین ۰ و ۱ قابل تغییر است.

• $C_i=0$ اگر هیچکدام از همسایه‌های گره i به یکدیگر متصل نباشند.

• $C_i=1$ اگر همسایه‌های گره i یک گراف کامل را شکل دهند. یعنی همه به یکدیگر وصل شوند.

• $C_i=0.5$ به این معنی است که به احتمال ۵۰٪ دو گره همسایه یک گره به هم متصل هستند.

به طور خلاصه، C_i چگالی اتصال محلی شبکه را اندازه می‌گیرد. هرچه همسایه‌های گره i بطور چگال‌تر متصل شوند، ضریب خوشه‌بندی محلی آن بالاتر می‌باشد. برای درک بهتر این معیار، (شکل ۳) ضریب خوشه‌بندی شبکه‌های متفاوت را نشان می‌دهد [۲۲، ۳].



شکل ۳. (الف) $C_i = 0$ ، (ب) $C_i = \frac{1}{3}$ ، (ج) $C_i = \frac{3}{3} = 1$

زمانی که یک شبکه مغزی شکل می‌گیرد، می‌تواند از طریق ابزارهای کمی برآمده از نظریه گراف تحلیل شوند. بسیاری از این روش‌ها و ابزارها در دسترس هستند که می‌توانند در حوزه علوم اعصاب و رفتار به کار گرفته شوند. قبل از این که رویکردهای نظری گراف به گستردگی استفاده شود، مفاهیم روش‌شناسی مهمی نیازمند بررسی است.

اگر بخواهیم معیارهای بدست آمده از نظریه گراف را در مورد شبکه مغزی دسته بندی کنیم، سه طبقه مختلف از معیارهای گراف وجود دارد که جنبه‌های مختلفی از سازمان شبکه‌ای مغز را متمایز می‌سازند:

وجود ارتباطات و ماژول‌های اختصاصی شده (جداسازی عملکردی) - الگوی تعاملات کلی بین ارتباطات (یکپارچه سازی عملکردی) - اثر عملکردی عناصر شبکه‌های فردی (اثرات عملکردی).

الف) جداسازی عملکردی: خوشه‌بندی و ماژول‌بندی

یکی از موارد مهم در پردازش ویژگی‌های گره‌ها و توزیع عملکردی آنها تعاملاتی است که با همسایگان نزدیکشان دارند. در واقع مجموعه‌ای از گره‌ها وجود دارند که به صورت مستقیم با هم در ارتباطند. مطالعات بسیار زیادی که در زمینه شبکه‌های مغزی انجام شده است؛ نشان می‌دهد که نواحی عصبی وجود دارند که در آن نواحی خوشه‌ها و ارتباطات متقابل و زیادی وجود دارد، که به آن همسایگان می‌گویند [۷].

ضریب خوشه‌بندی^۱ یکی از معیارهای ابتدایی برای مشخص کردن درجات گره‌ها در ارتباطات منطقه‌ای می‌باشد. خوشه بندی یک گره زمانی بالا است که همسایگان هر گره همسایه یکدیگر باشند. به طور میانگین در تمام شبکه ضریب خوشه‌بندی نشان دهنده درجه‌ای از شبکه است که ارتباطات محلی بین گره‌های مختلف آن را نشان می‌دهد. از آنجا که خوشه بندی خیلی به اندازه و چگالی هر یک از شبکه‌ها وابسته است، لازم است از علم آمار به منظور تولید شبکه‌های

¹ Clustering coefficient

درجه خوشه‌بندی یک شبکه کامل میانگین ضریب خوشه‌بندی همه گره‌های C_i برای $i=1, \dots, N$ می‌باشد و آن را با $\langle C \rangle$ مطابق رابطه (۲)، نشان می‌دهند.

$$\langle C \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (2)$$

از لحاظ احتمالات $\langle C \rangle$ احتمالی است که دو همسایه‌ی یک گره انتخاب شده بصورت تصادفی به یکدیگر متصل هستند [۳].

در بسیاری از موارد خوشه‌بندی بالا نشان‌دهنده ارتباطات چندگانه و بخش‌بخش گره‌های مختلف است. این ارتباطات و خوشه‌ها را می‌توان از طریق الگوریتم‌هایی که به دنبال خوشه‌بندی کردن شماها هستند، جستجو کرد. این شماها به صورت بهینه، شبکه را به زیر شبکه‌هایی تقسیم می‌کند و معیارهایی از خوشه‌بندی یا ماژول‌بندی ارائه می‌دهند. مطالعات زیادی از شبکه‌های ساختاری و عملکردی مغز انجام شده است که به شناسایی خوشه‌های مختلف و مشخص کردن حدود و جایگاه آنها می‌پردازد که به شبکه‌های شناختی یا زیر بخش‌های عملکردی مغز انسان مشهورند. از طریق گسترش روش‌های تحلیلی که به منظور خوشه‌بندی استفاده می‌شوند، پژوهشگران به این نتیجه رسیده‌اند که بخش‌ها و خوشه‌های شبکه‌های مغزی ساختار سلسله مراتبی دارند. این ویژگی معماری مغز، ترسیم نقشه بخش‌های مختلف مغز را به لحاظ اقتصادی و فیزیکی ارتقا می‌دهد و تاثیر مهم و معناداری روی پویایی مغز می‌گذارد [۷].

ب) یکپارچه سازی عملکردی: شاخص‌های طول مسیر و کارایی

در حالی که بخش‌بندی و خوشه‌بندی اطلاعات مهمی را درباره ساختار ارتباطی محلی یا منطقه‌ای مغز ارائه می‌کند، معیارهای مکملی نیز وجود دارند که این تعاملات را به صورت کلی‌تر و گسترده‌تر از تعاملات منطقه‌ای و همچنین یکپارچگی فعالیت پویای مغز نشان می‌دهند. بعضی از این معیارها مبتنی بر مسیر هستند مخصوصاً طول کوتاه‌ترین مسیر که دو گره مختلف را

به هم وصل می‌کنند. به طور کلی مسیرهای کوتاه‌تر به نظر می‌رسد؛ به صورت کاراتری اطلاعات را انتقال می‌دهند. یکی دیگر از معیارهای مربوط به این موضوع (که در واقع عکس طول مسیر متوسط است اما کمتر از وجود گره‌های منفک و جدا شده آسیب می‌بیند) کارایی کلی است. همانند خوشه‌بندی، طول مسیر نیز باید از طریق یک آزمون آماری بررسی شود، تا از این طریق به مقادیری معنادار برای حجم و چگالی شبکه دست یافت.

پس میانگین کوتاه‌ترین مسیر^۱، بین دو گره از تقسیم متوسط فاصله بین این دو گره بر فاصله بین تمام زوج گره‌ها توسط متغیر L بدست می‌آید. L اندازه موثر یک شبکه را بر اساس بیشترین جدایی بین دو زوج از گره‌های موجود در شبکه مشخص می‌کند. برای مثال در یک شبکه دوستی، L میانگین تعداد دوستان موجود در کوچکترین حلقه اتصال بین دو فرد است. یک مسئله جالب در این زمینه این است که میانگین کوتاه‌ترین مسیر معمولاً در شبکه‌های پیچیده واقعی نسبتاً کوچک است. در این شبکه‌ها، اغلب نیازمند تعیین فاصله بین دو گره هستیم. برای یک شبکه با میلیون‌ها گره یافتن کوتاه‌ترین مسیر بین دو گره نسبتاً زمان‌بر است. طول کوتاه‌ترین مسیر و تعداد چنین مسیرهایی می‌تواند از ماتریس مجاورت بدست آید [۳].

معیار دیگری که در این زمینه مورد بررسی قرار می‌گیرد، قطر شبکه^۲ است. قطر شبکه که با d_{max} نشان داده می‌شود، بزرگترین کوتاه‌ترین مسیر شبکه می‌باشد. به عبارت دیگر بزرگ‌ترین فاصله بین هر دو زوج گره است. این معیار نیز در شبکه‌های پیچیده واقعی نسبتاً کوچک است [۳].

ج) اثرات عملکردی: مرکزیت و هاب‌ها

شبکه‌های جهان واقعی در بسیاری از موارد تصادفی نیست و اختلاف معناداری با ساختارهای تصادفی دارد. علاوه بر این در بین گره‌های این شبکه‌ها روابط معناداری وجود دارد. عناصر

¹ Average Geodesic Distance

² Network Diameter

هاب‌های ذهن انسان، با نواحی درد که نرخ متابولیسم در آن بالا است وجود دارد [۸].

این موضوع در مورد بیمارانی که مشکلات عصبی دارند، نیز صادق است. این نتایج می‌تواند به ایجاد این فرض منجر شود که توپولوژی مغز با ساختار آن در ارتباط است. علاوه بر این سنجش مرکزیت می‌تواند به منظور پیش بینی نواقص ساختاری که بر اساس حذف گره یا یال در مغز بوجود می‌آیند، استفاده شود. در یک بافت زیست عصبی، فقدان گره‌های مرکزی یا یال‌ها به بیماری منجر خواهد شد [۸].

مرکزیت^۲، یک معیار کمیست که در آشکارسازی اهمیت یک گره نقش کلیدی بازی می‌کند. شبکه‌های پیچیده مختلف کاربردهای متفاوتی دارند. برحسب کاربردهای شبکه‌ها و جریان‌های داده‌ای که در آنها جاری می‌شود، تعریف‌های مختلفی از مرکزیت مناسب این شبکه‌ها خواهد بود. می‌توان شبکه‌های مختلف را از نظر نحوه انتقال شی یا جریان داده و نوع مسیری که در این جریان داده اهمیت دارد طبقه بندی نمود. شبکه‌ها به خودی خود معنایی ندارند و جریان‌ها به شبکه‌ها معنی می‌بخشند. معیارهای مرکزیت به دو دسته معیارهای محلی^۳ و معیارهای سراسری^۴ تقسیم بندی می‌شوند. معیارهای محلی، معیارهایی هستند که تنها به ساختار شبکه در همسایگی یک گره مربوط می‌شوند. معیارهای سراسری معیارهایی هستند که به ساختار کلی شبکه وابسته هستند. گره‌ها با مرکزیت زیاد، گره‌های مهمی محسوب می‌شوند و نقش زیادی در کارکرد درست شبکه پیچیده دارند. همین امر باعث می‌شود که درواقع گره‌هایی با مرکزیت زیاد، گره‌هایی آسیب‌پذیر به شمار آیند [۸].

مرکزیت درجه^۵، هر چقدر درجه یک گره بیشتر باشد، آن گره از اهمیت بیشتری برخوردار خواهد بود. در گراف‌های جهت-دار نیز هر چقدر درجه ورودی و خروجی یک گره بیشتر

شبکه را می‌توان از طریق مشارکت آنها در شبکه به طبقات مختلفی طبقه‌بندی نمود. به عنوان مثال، عناصر را بر اساس شیوه ارتباطی که با سایر اجزای سیستم دارند، طبقه بندی کرد. یکی از عناصری که می‌تواند روی شبکه اثرگذار باشد، درجات گره‌ها در شبکه می‌باشد که نشان‌دهنده تعداد یال‌هایی می‌باشد که با سایر گره‌ها دارد. گره‌هایی که از درجه بالا برخوردارند اغلب به عنوان هاب^۱ شناخته می‌شوند. شناسایی هاب‌های شبکه مغزی برای نقشه بندی نواحی مختلف مغز که بیشترین تعاملات عملکردی را دارند و به یکپارچگی سیستم کمک می‌کنند، ضرورت دارد. هاب‌ها می‌توانند بر اساس تعداد تعاملاتی که در مسیرهای کوتاه شبکه دارند، نیز شناسایی شوند. معیارهایی که از این تعریف بدست می‌آید به عنوان مرکزیت بینابینی شناخته می‌شود که برای شبکه‌های ساختاری اهمیت دارد و همچنین می‌تواند برای یال‌ها به خوبی استفاده شود [۸].

زمانی که در یک بخش بندی، خوشه‌ای شناخته می‌شود تنوع ارتباطات گره‌ها با توجه به خوشه‌های اختصاصی، می‌تواند در قالب ضریب اشتراک مورد سنجش قرار داده شود. یکی از نکات قابل توجه این است که گره‌هایی که ارتباطات بالا دارند، ضریب اشتراک‌پذیری بیشتری نیز دارند. به این گره‌ها هاب‌های ارتباط دهنده گفته می‌شود. ارتباط بین خوشه‌های مختلف از طریق این هاب‌ها انجام می‌شود. از طرف دیگر گره‌هایی با درجه بالا وجود دارند که ارتباطات خوشه‌ای آنها پایین است و بنابراین شاخص اشتراک پذیری آنها کم است. و به همین دلیل به آنها هاب‌های دور افتاده یا منزوی گفته می‌شوند چون بیشترین ارتباط آنها، بین خود خوشه‌شان می‌باشند.

هاب‌ها در شبکه مغزی خیلی اهمیت دارند. درجه مرکزیت بالا و ارتباط دهنده‌گی آنها و همچنین اشتراک بالای آنها در ارتباطات ساختاری نشان‌دهنده این است که آنها نقش بسیار حیاتی در جریان یکپارچه سازی فرایندها و جریان اطلاعات ایفا می‌کنند. پژوهش‌ها نشان می‌دهد که ارتباطات بالایی بین

² Centrality

³ Local criterions

⁴ Public criterions

⁵ Degree centrality

¹ Hub

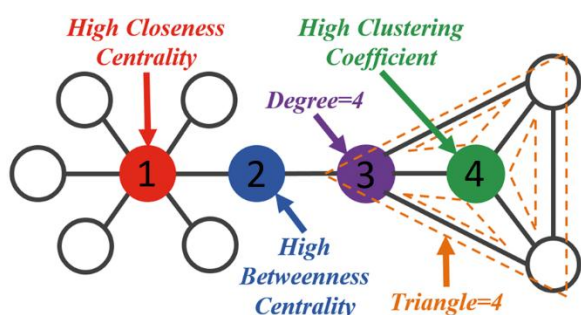
است. به عبارت دیگر باید تمام مسافت‌ها را از یک گره تا گره دیگر در نظر بگیریم. در این حالت، به سادگی می‌توانیم مسافت کل هر گره را تا گره دیگر در نظر بگیریم. پس این معیار، میزان مرکزیت را که بر اساس فاصله تا هر رأس دیگر گراف اندازه‌گیری می‌شود، در نظر می‌گیرد. هر چه مقدار آن بالاتر باشد، آن رأس به هر رأس دیگر نزدیکتر است. به بیان ساده‌تر نزدیکی معیاری از فاصله‌های یک گره از بقیه گره‌های شبکه است که توسط رابطه (۴)، محاسبه می‌گردد. $d(i, j)$ اندازه کوتاه‌ترین مسیر بین دو گره i و j است [۲۹، ۳].

$$C(i) = \sum_{j \neq i} \frac{1}{d(i, j)} \quad (4)$$

به بیان دیگر این معیار مرکزیت، گره‌ای که به سایر گره‌ها نزدیک‌تر باشد از اهمیت بیشتری برخوردار است. منظور از نزدیک بودن این است که فاصله کمتری داشته باشد. در گراف‌های چند مولفه‌ای برای هر مولفه به صورت مجزا میزان مرکزیت از نوع نزدیکی محاسبه می‌شود. در حملات هدفمند به شبکه‌ها مبتنی بر این روش، گره‌های با اهمیت‌تر در معرض حذف (حمله) قرار خواهد گرفت. رابطه ۴ به بیان نزدیکی راس i می‌پردازد. حال اگر بخواهیم نزدیکی کل گراف را به دست آوریم از رابطه (۵)، استفاده خواهیم کرد.

$$C = \sum_i C(i) \quad (5)$$

برای مشخص شدن مفاهیم مرکزیت و شناخت تفاوت‌ها، (شکل ۴) نمایشی از چهار مرکزیت را به تصویر کشیده است.



شکل ۴. انواع مرکزیت

باشد، آن گره حائز اهمیت‌تر خواهد بود. در حملات هدفمند به شبکه‌ها مبتنی بر این روش، گره‌های با اهمیت‌تر در معرض حذف (حمله) قرار خواهد گرفت. علاوه بر این، این معیار که نشان می‌دهد تا چه میزان یک رأس به مرکز گراف نزدیک است، برای این منظور حداکثر فاصله آن تا همه رأس‌های دیگر را در نظر می‌گیرد. به طور شهودی، رأس زمانی مرکز گراف است که فاصله آن از سایر رؤس حداقل باشد. به کمک این معیار می‌توان مشخص کرد که آیا عملکردهای ویژه در شبکه به صورت بهینه قرار گرفته‌اند یا خیر [۲۷، ۳].

مرکزیت بینیت^۱، گره‌ای که بر سر کوتاه‌ترین مسیر تعداد زیادی از جفت گره‌ها در گراف باشد، با اهمیت‌تر خواهد بود. در حملات هدفمند به شبکه‌ها مبتنی بر این روش، گره‌های با اهمیت‌تر در معرض حذف (حمله) قرار خواهد گرفت. میانی بودن معیاری برای میزان اهمیت یک گره در گراف‌هایی است که از نوع انتقال داده کوتاه‌ترین مسیر استفاده می‌کنند. میزان میانی بودن یک گره تعداد کوتاه‌ترین مسیرهایی است که از طریق این گره بین گره‌های دیگر گراف وجود دارد. این معیار مهم، میزان مرکزیت رأس v را با احتساب کسری از کوتاه‌ترین مسیر که ما را قطع می‌کند می‌سنجد. هر چه چنین مسیرهایی بیشتر باشند، راس v با اهمیت‌تر خواهد بود. تعریف بینیت برای گره v به صورت رابطه (۳)، است:

$$C_B(v) = \sum_{w \neq w' \in V} \frac{\sigma_{ww'}(v)}{\sigma_{ww'}} \quad (3)$$

در این رابطه (۳)، $\sigma_{ww'}$ تعداد کوتاه‌ترین مسیرهایی است که بین دو گره w و w' قرار دارند و $\sigma_{ww'}(v)$ تعداد کوتاه‌ترین مسیرهایی است که بین دو گره w و w' است که از v می‌گذرد [۲۸، ۳].

مرکزیت نزدیکی^۲، این معیار مرکزیت می‌تواند حداکثر فاصله را تا سایر گره‌ها در شبکه اندازه‌گیری کند. در برخی حالات لازم است بدانیم که یک گره چقدر به سایر گره‌ها نزدیک

¹ Betweenness centrality

² Closeness centrality

گراف می‌توان نقاط در معرض خطر را شناسایی و قدرت آسیب‌پذیری شبکه‌های مختلف را محک زد.

۳-۱. تجزیه و تحلیل استحکام و تاب‌آوری شبکه

با توجه به کاربرد زیاد شبکه‌های پیچیده، آسیب‌پذیری این شبکه‌ها در برابر خرابی‌های تصادفی و حملات هدفمند، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود اختصاص داده است. در ادامه به مرور کارهای مرتبط با این مقاله که در گذشته انجام شده است می‌پردازیم.

یکی دیگر از اکتشافات قابل توجه در شبکه‌های پیچیده که اخیراً در شبکه‌های مقیاس بزرگ مشاهده شده، شبکه‌های مستقل از مقیاس^۱ (مقیاس‌آزاد) است، که در آن‌ها توزیع درجه با قانون قدرت^۲، مستقل از مقیاس شبکه صورت می‌گیرد. بیشتر گره‌ها، پیوندهای ارتباطی بسیار کمی دارند اما هنوز تعداد کمی از گره‌ها ارتباطات بسیاری دارند. برای فهم بهتر شبکه‌های مستقل از مقیاس، باید نخست دریابیم که در اینجا به جای مدل کردن توپولوژی شبکه‌ها، رشد آن‌ها را مدل می‌کنیم. همزمان با دو دانشمند پیشین در سال ۱۹۹۸ به نام‌های باراباس و آلبرت^۳ [۹] مدلی به نام شبکه‌های مستقل از مقیاس ارائه کردند. بر اساس نظریه آنان شبکه‌هایی را مستقل از مقیاس می‌دانیم که این دو سازوکار در مورد آن‌ها برقرار باشد:

- **رشد:** شبکه‌های مستقل از مقیاس همیشه در حال افزودن رأس‌ها و یال‌های جدیدند.
- **پیوست ترجیحی:** رأس‌های جدید معمولاً به رأس‌های قدیمی‌ای متصل می‌شوند که درجه بیشتری دارند. به عبارت دیگر در شبکه‌های مستقل از مقیاس راس‌های قوی، قوی‌تر می‌شوند.

در شبکه‌های مستقل از مقیاس، تعداد گره‌هایی که درجه کمی دارند، فراوان و تعداد گره‌هایی که درجه بالایی دارند، اندک است. این گروه از گره‌ها با درجه بالا را هاب می‌نامیم. هاب‌ها در شبکه‌های واقعی همچون شبکه مغز وجود دارند که در بخش قبل به توصیف آن پرداخته شد [۱۰].

در شکل ۴، گره یک (قرمز رنگ) بیشترین مرکزیت نزدیکی را به خود اختصاص داده است زیرا با تعداد بیشتری گره در همسایگی یا مجاورت می‌باشد. گره دو (آبی رنگ) بیشترین مرکزیت بینیت را به خود اختصاص داده است زیرا بر سر کوتاه‌ترین مسیر بین دو مولفه گراف قرار گرفته است و در صورت حذف این گره، کل گراف به دو بخش مجزا تقسیم می‌شود. در نهایت گره شماره ۳ (بنفش رنگ)، گره‌ای با بیشترین درجه نسبت به کل گره‌های شبکه است. به همین علت بیشترین مرکزیت درجه را به خود اختصاص داده است. گره چهار (سبز رنگ) دارای بیشترین مرکزیت ضریب خوشه‌بندی است زیرا تعداد مثلث‌های بیشتری را در مجاورت خود ساخته است یا به بیان دیگر همسایگان این گره دارای بیشترین اتصال به یکدیگر هستند.

برای محاسبه معیارهای استحکام باید به شبکه حملاتی صورت گیرد تا در طی آن استحکام یا مقاومت شبکه در برابر حملات مشخص شود. به طور کلی، حملات صورت گرفته به شبکه دارای دو دسته‌بندی کلی می‌باشند. دسته اول، حملاتی که با احتمال یکسانی تمام گره‌ها یا افراد شبکه را در معرض خرابی یا آلودگی یا حذف قرار می‌دهد، که آن را خرابی نیز می‌نامند. دسته دوم، حملات هدفمندی هستند که به شکلی سازمان یافته به گره‌ها یا افرادی که موقعیت خاصی در شبکه دارند حمله می‌کنند. این حملات را حملات هدفمند تعریف می‌کنند. حمله‌ها با توجه به مرکزیت گراف‌ها انجام می‌شود، یعنی در هر مرحله گره‌هایی با مرکزیت بالاتر حذف می‌شوند. مرکزیت‌ها بر اساس درجه، بینیت و نزدیکی مشخص می‌شوند. همچنین استحکام، مقاومت و توانایی سیستم برای ادامه دادن به کار خود تحت خرابی است [۳، ۳۰].

یکی از مهمترین مفاهیم در شبکه‌های پیچیده استفاده از این شبکه‌ها برای بررسی آسیب‌پذیری در سامانه‌های مختلف و ارائه راهکار برای بالا بردن استحکام سیستم است. بهترین روش برای نمایش شبکه‌های پیچیده ترسیم آن‌ها در قالب گراف‌ها است، که با کمک ویژگی‌ها و خصوصیات قابل توجه

¹ Scale-free

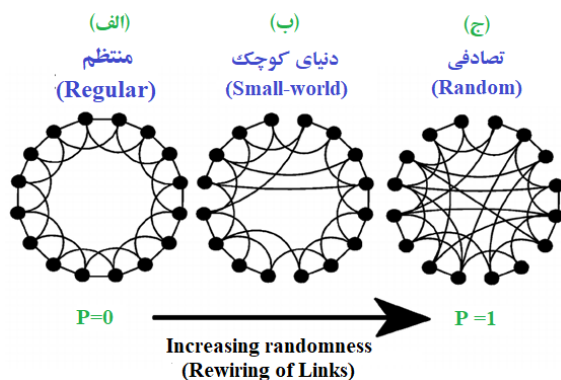
² Power law

³ Albert & Barabási

شبکه‌های مقیاس‌آزاد به شمار می‌روند، در شبکه‌های واقعی هم دیده شده است [۱۱].

علاوه بر مدل شبکه‌های مقیاس‌آزاد مدل معروف دیگری نیز به نام مدل شبکه‌های دنیای کوچک^۱ نیز وجود دارد که برای اولین بار توسط واتس و استروگاتس^۲ مطرح شد. در این مدل به بیان این می‌پردازد که با انتخاب دو گره تصادفی در شبکه، حداکثر فاصله بین دو گره ۶ می‌باشد یعنی حداکثر با ۶ گام دو گره به هم می‌رسند. با گذشت زمان این ویژگی را با اصل ۶ درجه جدایی نیز مطرح کردند [۷].

واتس و استروگاتس برای دستیابی به مدل شبکه‌های دنیای کوچک ابتدا از یک شبکه منظم شروع کردند. آنها با جابه‌جا کردن یال‌ها بین زوج گره‌ها در نهایت توانستند به مدل دنیای کوچک برسند. برای درک بهتر مدل دنیای کوچک، (شکل ۵) به توصیف این مساله می‌پردازد. با حرکت از سمت چپ به راست، میزان جابه‌جایی یال‌ها^۳ افزایش می‌یابد. همچنین مدل شبکه به سمت تصادفی شدن، پیش می‌رود [۷].



شکل ۵. (الف) شبکه منظم، تمام رئوس با ۴ راس دیگر در همسایگی هستند اما زوج گره‌ها در شبکه به صورت میانگین از هم جدا هستند. (ب) مدل دنیای کوچک، رئوس این شبکه نیز با ۴ راس دیگر در همسایگی‌اند با این تفاوت که تعدادی از زوج گره‌ها با فاصله بیشتر (دورتر)، به هم متصل شده‌اند و میانگین فاصله رئوس بسیار کم می‌باشد. (ج) مدل تصادفی، درجه تمام رئوس ۴ می‌باشد و یال‌ها به صورت تصادفی بین رئوس برقرار شده است. همسایگان هر راس به صورت پراکنده در شبکه قرار گرفته‌اند [۷].

بررسی‌های آلبرت و همکارانش نشان می‌دهد که در شبکه‌های نمایی، به نسبت گره‌هایی که از شبکه حذف می‌شوند، چه به صورت تصادفی و چه به صورت هدفمند (حذف گره‌هایی که بیشترین درجه را دارند)، قطر شبکه افزایش می‌یابد و اندازه بزرگترین مؤلفه به شکل غیر خطی کاهش پیدا می‌کند. این مساله به همگن بودن این شبکه‌ها مربوط می‌شود، چرا که تمام گره‌ها تقریباً تعداد لبه‌های یکسانی دارند و همگی به یک اندازه در قطر شبکه شرکت دارند، بنابراین حذف هر گره آسیب یکسانی را به شبکه وارد می‌کند. در مقابل مشاهده می‌شود که شبکه‌های مقیاس‌آزاد، بسته به اینکه انتخاب گره‌ها برای حذف از شبکه، تصادفی باشد یا هدفمند، رفتار متفاوتی از خود نشان می‌دهند.

در شبکه‌های مقیاس‌آزاد با افزایش حذف تصادفی گره‌ها، قطر شبکه تغییر چندانی نمی‌کند. این استحکام به دلیل نامتجانس بودن این گروه از شبکه‌هاست. در این شبکه‌ها اکثر گره‌ها، تعداد کمی لبه دارند بنابراین گره‌هایی که به صورت تصادفی برای حذف شدن از شبکه انتخاب می‌شوند به احتمال زیاد، اتصال کمی دارند و تأثیری روی همبندی کلی شبکه نخواهد داشت. اما این شبکه‌ها نسبت به حملات هدفمند بسیار آسیب‌پذیر هستند.

بطور خلاصه می‌توان گفت که شبکه‌های مقیاس‌آزاد بر خلاف شبکه‌های نمایی در برابر حملات تصادفی بسیار تاب‌آورند. این استحکام، با عدم تغییر قطر، بقای بزرگترین مؤلفه همبند و همچنین عدم تغییر قابل توجه راندمان سراسری و محلی شبکه در حضور خرابی‌های تصادفی اثبات شد، اکنون دیگر می‌دانیم که چرا با وجود عدم دسترسی موقت به بسیاری از صفحات وب، کاربران همچنان می‌توانند با جستجو در اینترنت، به اطلاعات مورد نیاز خود دست یابند و چرا با وجود خرابی مکرر روترها، ما بندرت با قطع سراسری شبکه مواجه می‌شویم.

اما شبکه‌های مقیاس‌آزاد نسبت به حمله‌های هدفمند، یعنی حذف تعداد کمی از گره‌هایی که نقش مهمی در اتصال شبکه ایفا می‌کنند، بسیار آسیب‌پذیر هستند. آسیب‌پذیری در برابر حملات هدفمند و تحمل خرابی‌های تصادفی که از ویژگی‌های

¹ Small world models

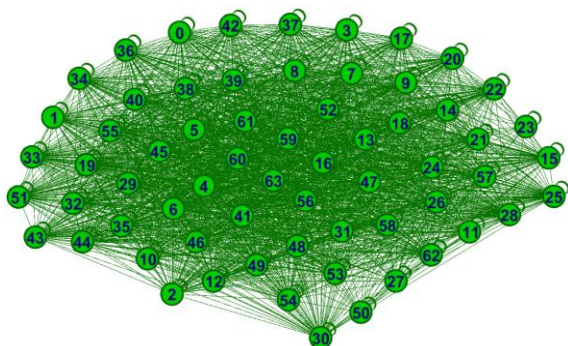
² Watts & Strogatz

³ Rewiring of links

مشخص می‌شود. کودکان دارای این اختلال از نظر هوش و بینایی نرمال هستند اما در خواندن دچار مشکل می‌شوند. از هر پنج کودک یک نفر دارای دیسلکسیا است. علائم آن شامل مواردی مانند کندی در یادگیری لغات جدید، تاخیر در یادگیری خواندن، مشکل در تلفظ کلمات چند بخشی می‌شود [۱۲].

وجود بیماری در انسان باعث عوض شدن مدل‌های شبکه مغز می‌شود. یعنی با ایجاد بیماری هم‌بندی شبکه از حالت عادی خود خارج شده و تبدیل به یک هم‌بندی جدید می‌شود. پژوهشگران متعددی در این زمینه مطالعات متعددی داشته‌اند و این تغییر را با استفاده از یک سری معیارهای عمومی که در بخش‌های قبل بیان شد مورد بررسی و مطالعه قرار داده‌اند. بیماری‌های متعددی به سراغ انسان می‌آید همچون صرع، شی‌زوفرنی یا روان گسیختگی (اسکیزوفرنی)، آلزایمر، دیسلکسیا یا پریش‌خوانی و ... که می‌توان به آنها اشاره کرد. در این پژوهش قصد داریم با بررسی بیماری دیسلکسیا و اثرات ناشی از این بیماری روی مغز، با استفاده از یک سری معیارهای مختلف گراف مربوط به این بیماری را با گراف مغز در حالت عادی به مقایسه بگذاریم [۱۲].

به صورت نمونه شبکه‌های مغز را در دو حالت بیان شده با استفاده از نرم‌افزار قدرمند گفی ترسیم می‌کنیم. مدل شبکه مغز در حالت نرمال (Typical) دارای ۶۳ نود و ۱۸۳۴ یال می‌باشد که در (شکل ۶) به تصویر کشیده شده است و مدل شبکه مغز در حالت بیماری (Dyslexia) دارای ۶۴ نود و ۱۹۵۵ یال که در (شکل ۷) نشان داده شده است.



شکل ۶. شبکه مغز در حالت نرمال (Typical)

استحکام^۱ در شبکه‌ها به معنی توانایی تحمل اشکال و خرابی‌های درونی و بیرونی می‌باشد. اندازه‌گیری استحکام شبکه‌ها، بر اساس یک سری معیار صورت می‌گیرد. این معیارها دارای کلاس‌بندی‌های متفاوتی هستند که برخی از این معیارها به صورت عمومی روی تمامی شبکه‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد و برخی از معیارها به صورت خاص روی بعضی از شبکه‌ها مورد تحلیل و مطالعه قرار می‌گیرند. معیارهای عمومی شامل واریانس درجه، واریانس نزدیکی، واریانس بینیت راسی و یالی، میانگین ضریب خوشه‌بندی، همیتی درجه، قطر شبکه، میانگین کوتاه‌ترین فاصله هستند که در این پژوهش بررسی شده است.

۲. یافته‌ها

در این مقاله همان‌طور که در بخش‌های قبل صحبت شد با الهام از شبکه‌های واقعی، به مقایسه شبکه مغز و اینترنت می‌پردازیم. در ابتدا شبکه‌های مغز و اینترنت را به صورت گرافی از راس‌ها و یال‌ها به تصویر می‌کشیم. سپس با استفاده از شبکه‌های به دست آمده مقادیر استحکام هر کدام از شبکه‌ها را با استفاده از معیارهای عمومی استحکام به مقایسه می‌گذاریم.

شبکه مغز را در دو حالت مورد بررسی قرار می‌دهیم. حالت اول زمانی که انسان سالم^۲ است (بدون بیماریست)، مدل مدل شبکه آن را به دست می‌آوریم. در حالت دوم زمانیست که بیماری‌های مغزی به سراغ انسان می‌آید. یکی از بیماری‌های شایع که بیشتر در کودکان ایجاد می‌شود بیماری پریش‌خوانی^۳ است [۱۲].

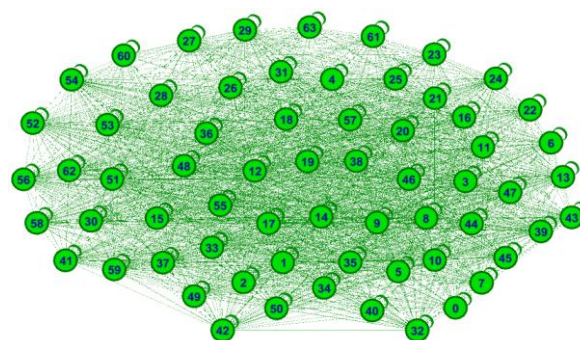
دیسلکسیا یک اصطلاح عام برای تشریح معلولیت آموزشی است. این اختلال موجب اختلال در روان‌خوانی یا درک مطلب می‌شود. دیسلکسیا، می‌تواند خود را به عنوان یک مشکل در رابطه با واج‌خوانی، و رمزگشایی، دیکته، مهارت شنوایی، حافظه کوتاه‌مدت، یا نامگذاری سریع آشکار کند. پریش‌خوانی یک اختلال یادگیری است که به وسیله مشکل در خواندن

^۱ Resilience and Robustness

^۲ Typical network

^۳ Dyslexia network

سومین شبکه، مدلی از شبکه اینترنت که دارای ۲۱ نود و ۲۶ یال می‌باشد. با استفاده از معیارهای استحکام بیان شده، مقادیر هر کدام از این معیارها را در شبکه‌های مغز و اینترنت به دست می‌آوریم و در جدولی باهم مقایسه می‌کنیم. با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و بسته کاربردی **networkx** می‌توان مقادیر هر معیار را محاسبه کرد که در (جدول ۱) به نمایش گذاشته شده است.



شکل ۷. شبکه مغز در حالت بیماری (Dyslexia)

جدول ۱. مقادیر معیارهای استحکام شبکه پیچیده مغز و اینترنت

معیارهای استحکام	شبکه Typical	شبکه Dyslexia	شبکه ARPA
واریانس نزدیکی	۰,۰۰۷۰	۰,۰۰۵۷	۰,۰۰۱۲
واریانس بینیت راسی	۷,۸۹۲۶	۹,۶۶۵۴	۲,۶۹۴۵
واریانس بینیت یالی	۳,۲۴۴۰	۴,۲۷۱۳	۲,۸۷۲۳
میانگین ضریب خوشه‌بندی	۰,۹۱۹۶	۰,۹۷۲	۰,۰۷۱
هم‌تپی درجه	-۰,۰۱۴۲	-۰,۰۶۶۶	-۰,۱۹۷۳
قطر	۲	۲	۷
میانگین کوتاه‌ترین فاصله	۱,۱۲۲۰	۱,۰۶۲۰	۳,۴۶۵۱

به عنوان نمونه چند مقدار محاسبه شده در (جدول ۱) را با هم بررسی می‌کنیم. همانطور که در (جدول ۱) قابل مشاهده است معیار میانگین ضریب خوشه‌بندی برای شبکه‌های مغز بیشتر از اینترنت به دست آمده است که به علت ارتباطات چندگانه بین گره‌ها، در همبندی شبکه مغز می‌باشد. معیارهای قطر و میانگین کوتاه‌ترین فاصله نیز در شبکه مغز کوچکتر از شبکه اینترنت محاسبه شده است. کمتر شدن فاصله و قطر شبکه، یکی از ویژگی‌های شبکه‌های واقعیست که منجر به انتقال اطلاعات به صورت کارآمدتر در شبکه خواهد شد.

۱-۲. نمودار استحکام شبکه

برای سنجش استحکام شبکه، روش‌های مختلفی وجود دارد و ما مطابق با تئوری پرکولاسیون [۳]، میزان استحکام شبکه، را با متوسط سائز بزرگ‌ترین کلاستر همبند^۱، $S(q)$ ، در طی فرآیند حذف گره‌ها از شبکه مرتبط می‌کنیم. $S(q)$ خود تابعی از درصد حملات به شبکه است و بدین ترتیب معیار استحکام R از متوسط‌گیری بر روی درصد گره‌های واقع در بزرگ‌ترین کلاستر همبند $S(q)$ ، پس از حذف Q گره از شبکه محاسبه می‌شود [۱۳].

$$R = \frac{1}{n+1} \sum_{Q=0}^n S(Q) \quad (6)$$

که n تعداد گره‌های شبکه است. توجه داشته باشید که معیار استحکام فوق در واقع به نوعی با انتگرال سطح زیر منحنی $S(Q)$ در رابطه است. رابطه ۶ را می‌توان به شکل تقریبی به صورت رابطه (۷)، نوشت.

$$R = \frac{1}{n+1} \sum_{Q=0}^n S(Q) \approx \frac{1}{n} \left(0 + \frac{1}{n} + \frac{2}{n} + \dots + \frac{n}{n} \right) \approx \frac{1}{n} \left(\frac{n}{2} (n+1) \right) \approx 0.5 \quad (7)$$

بدین ترتیب ملاحظه می‌شود که معیار استحکام R مبتنی بر $S(Q)$ در بازه $[0, 0.5]$ قرار دارد طوری که $R=0$ متناظر با شبکه‌ای مشتمل بر گره‌های ایزوله و $R=0.5$ متناظر با

¹ Largest component

۳. معماری نوین شبکه فرماندهی و کنترل مستحکم

با توجه به نتایج و دستاوردهای به دست آمده در بخش قبل مشخص می‌گردد که شبکه‌های مغز مستحکم می‌باشند. از این رو می‌توان از خواص و ویژگی‌های همبندی این شبکه بهره‌مند شد. در این بخش، در ابتدا به توصیف مختصری از شبکه فرماندهی و کنترل پرداخته می‌شود. سپس برای افزایش کارایی و بهره‌گیری، از خواص شبکه مغز الهام گرفته و معماری شبکه فرماندهی و کنترل ۵ سطحی (A1-A5) را در ۴ سطح تصمیم‌گیری توصیف می‌شود [۱۷، ۱۵].

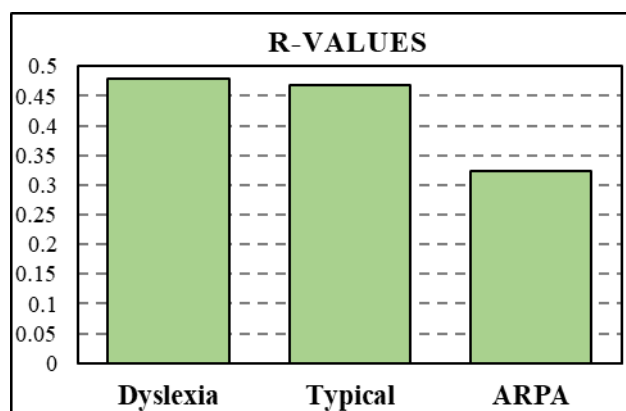
فرماندهی و کنترل سیستمی است که شیوه‌های لازم برای جمع‌آوری، پردازش و انتشار اطلاعات در خصوص کارکنان، تجهیزات و تأسیسات را فراهم می‌کند. این اطلاعات موردنیاز فرماندهان و تصمیم‌گیرندگان بوده و در طرح‌ریزی، سازماندهی، هدایت، هماهنگی، کنترل و نظارت عملیات، به منظور اجرای مأموریت، مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۸، ۱۶].

کارکردهای اصلی در فرماندهی و کنترل به شرح زیر می‌باشند [۲۰، ۱۹]:

- جمع‌آوری، پردازش و انتشار مداوم اطلاعات محیطی؛
- برقراری و حفظ ارتباط بین اعضای سیستم فرماندهی؛
- طرح‌ریزی، سازماندهی، هماهنگی و هدایت عملیات؛
- پشتیبانی همه جانبه از نیروها و تداوم آن در تمام مراحل عملیات؛
- فرماندهی، کنترل و نظارت بر نیروها در صحنه عملیات؛
- خنثی‌سازی اقدامات دشمن یا بحران بوجود آمده با استفاده از پایش لحظه‌ای صحنه عملیات؛

مستحکم‌ترین پیکربندی از شبکه (یک شبکه کاملاً همبند در طی حمله) است. معیار استحکام R همانند پرکولاسیون می‌تواند درصد بحرانیت (نقطه شکست) شبکه را به ما ارائه دهد. بدین سیاق نمودارهای حاصل از برآورد استحکام نشان می‌دهند که پس از حذف چه تعداد گره، شبکه دچار سقوط خواهد شد که این خود معیاری متداول در تئوری پرکولاسیون^۱ است.

در این قسمت، نمودار استحکام R را برای سه شبکه مغز و اینترنت با روش حمله بر مبنای درجات رئوس به تصویر کشیده‌ایم. برای محاسبه این معیار در ابتدا مدل شبکه‌ها را به دست آورده و سپس درجات تمام رئوس شبکه را محاسبه کرده و در لیستی قرار می‌دهیم. لیست را به ترتیب از بزرگترین درجه تا کوچکترین درجه مرتب کرده و سپس به ترتیب از ابتدای لیست شروع به حذف رئوس می‌کنیم. با هر حذف گره، استحکام شبکه را محاسبه می‌کنیم تا در نهایت با اعمال (رابطه ۶) به مقادیر استحکام نهایی دسترسی پیدا خواهیم کرد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود کران پایین استحکام (R) صفر و کران بالای آن نیز در حالت ایده‌آل ۰.۵ است که شبکه‌های مغز با بیشترین حد استحکام به حالت ایده‌آل نزدیک شده‌اند. با توجه به این نمودار می‌توان این نتیجه را گرفت که شبکه مغز که نمونه‌ای از شبکه‌های واقعی است از استحکام بالایی برخوردار است. از ویژگی‌های این شبکه می‌توان در سیستم‌های پیچیده مختلف استفاده و بهره برد.

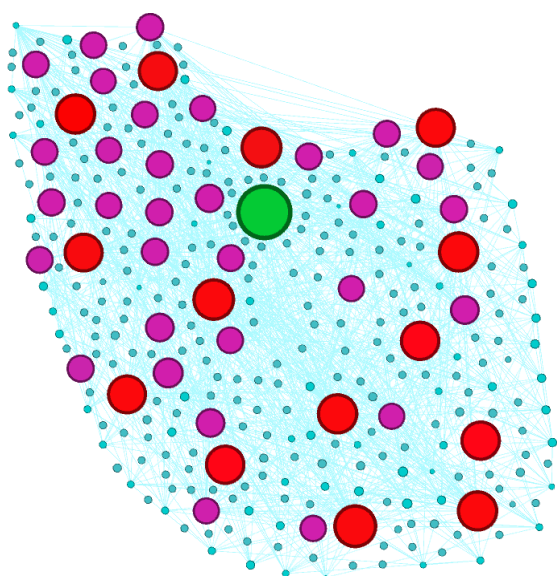


شکل ۸. نمودار R برای شبکه مغز و اینترنت

¹ Percolation theory

که در ۴ سطح تصمیم گیری توصیف می شود برای کنترل کشور با مرکزیت اصلی تهران و امکان کنترل و مدیریت صحنه نبرد سراسری از ۱۴ منطقه و ۳۱ استان و ۴۳۴ شهرستان با معیارهای شبکه مقیاس آزاد ارائه می گردد. کشور بر اساس این ۵ سطح بر اساس مدل شبکه پیچیده واقعی مغز نسبت به جمع آوری اطلاعات و تصمیم گیری اقدام می نماید.

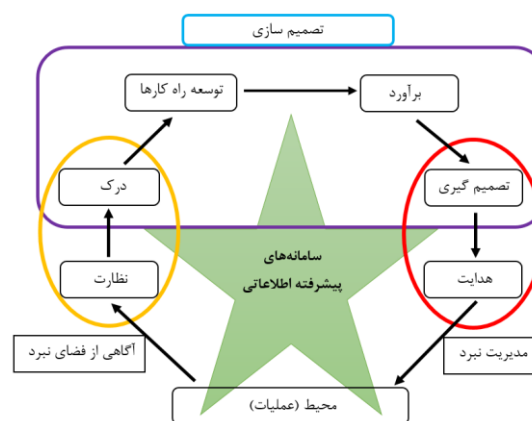
در سطح یک، شبکه با مرکزیت تهران با بالاترین درجه را دارد و می توان به روشهای مختلف و متنوع تصمیم گیری و کنترل بحران را انجام داد. (شکل ۱۰) شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه مغز را در این سطح به تصویر کشیده است که در این شکل گره سبز رنگ استان تهران و گره های قرمز رنگ ۱۴ منطقه و گره های بنفش رنگ ۳۱ استان و در نهایت گره های آبی رنگ بیانگر شهرستان ها می باشد. (جدول ۲) نیز مقادیر معیارهای استحکام را در این سطح نشان می دهد.



شکل ۱۰. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در سطح اول

جدول ۲. مقادیر معیارهای استحکام شبکه فرماندهی و کنترل سطح اول

شبکه فرماندهی و کنترل	معیارهای استحکام
۰,۰۱۰۰	واریانس نزدیکی
۸,۷۸۶۵	واریانس بینیت راسی
۴,۵۱۹۲	واریانس بینیت یالی
۰,۸۸۷۴	میانگین ضریب خوشه بندی



شکل ۹. تعامل بین قلمروهای سیستم های فرماندهی و کنترل و فرآیند کاری سامانه های اطلاعاتی پیشرفته

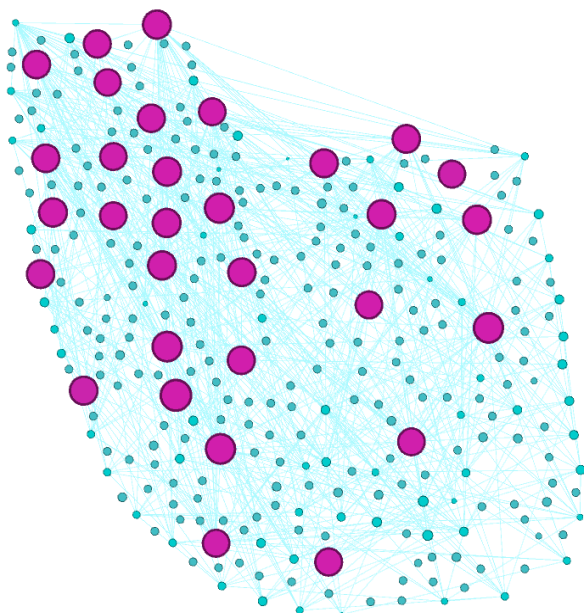
۳-۱. پیاده سازی معماری شبکه فرماندهی و کنترل

برای تحلیل و پیاده سازی معماری جدید فرماندهی و کنترل نیاز به معرفی یک سناریوی اجرایی می باشد. سناریوی مورد استفاده در این مقاله نظریه پرکولاسیون معکوس است. این نظریه در شبکه های پیچیده برای سنجش تاب آوری و استحکام شبکه در برابر حملات تصادفی و یا هدفمند مورد استفاده قرار می گیرد.

حذف یک گره تاثیر محدودی روی تمامیت شبکه دارد اما حذف چندین گره می تواند شبکه را به چند جزء مجزا بشکند. هرچه گره های بیشتری از شبکه حذف شود شانس بیشتری در خراب کردن یک شبکه وجود دارد. حال این سوال مطرح می شود: چه تعداد گره و یا کدامین گره ها را باید از شبکه حذف کرد تا شبکه به اجزاء مجزا تقسیم شود؟ به طور کلی در تمام شبکه ها با حذف تعداد محدودی از گره ها شبکه اتصال پذیری خود را از دست می دهد. این تعداد محدود برای شبکه های مختلف، مقادیر متفاوتی دارد به طوری که برای بعضی از شبکه ها با حذف تعداد کمی از گره ها شبکه از بین می رود و در برخی از شبکه های دیگر با حذف اکثریت گره ها این امر محقق می شود. تعداد گره های حذف شده می تواند به عوامل مختلفی چون همبندی شبکه و پارامترهای دیگر مرتبط باشد [۱۴، ۲۱].

در سناریوی تعریف شده در این مقاله، حذف گره ها به صورت هدف مند از شبکه فرماندهی و کنترل صورت می پذیرد. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در بحران ۵ سطحی (A1-A5)

در سطح سوم، فرض می‌شود که ۱۴ منطقه از مدار عملیاتی خارج شده است و ۳۱ استان کشور توانمندی کنترل بحران سراسری را دارا می‌باشند. (شکل ۱۲) شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه مغز و (جدول ۴) مقادیر معیارهای استحکام را در این سطح نشان می‌دهد.



شکل ۱۲. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در سطح سوم

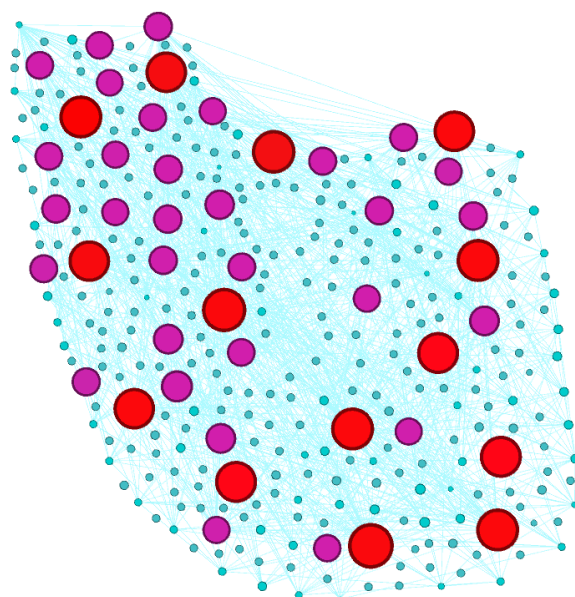
جدول ۴. مقادیر معیارهای استحکام شبکه فرماندهی و کنترل سطح سوم

معیارهای استحکام	شبکه فرماندهی و کنترل
واریانس نزدیکی	۰,۰۰۷۲
واریانس بینیت راسی	۷,۵۸۱۴
واریانس بینیت یالی	۳,۶۷۳۹
میانگین ضریب خوشه‌بندی	۰,۶۰۶۸
قطر	۳
میانگین کوتاه‌ترین فاصله	۰,۸۶۴۷

در آخرین سطح یعنی سطح چهارم، فرض می‌گردد که ۳۱ مرکز استان از مدار عملیاتی خارج شده ولی ۴۳۴ شهرستان کشور می‌توانند بصورت سراسری تصمیم‌گیری نمایند. (شکل ۱۳) شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه

قطر	۳
میانگین کوتاه‌ترین فاصله	۱,۴۶۸۹

در سطح دوم، فرض می‌گردد که تهران با بالاترین درجه، از مدار عملیاتی خارج شده است لیکن کشور به ۱۴ منطقه تقسیم و تصمیم‌گیری سراسری از هر منطقه قابل اعمال می‌باشد. (شکل ۱۱) شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه مغز و (جدول ۳) مقادیر معیارهای استحکام را در این سطح نشان می‌دهد.

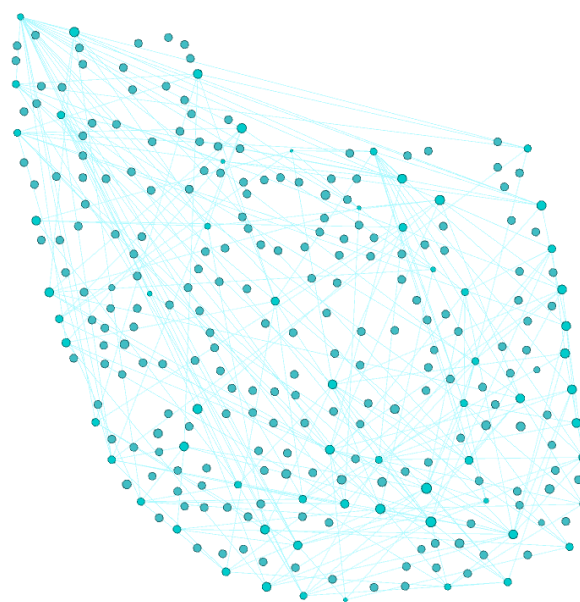


شکل ۱۱. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در سطح دوم

جدول ۳. مقادیر معیارهای استحکام شبکه فرماندهی و کنترل سطح دوم

معیارهای استحکام	شبکه فرماندهی و کنترل
واریانس نزدیکی	۰,۰۰۹۵
واریانس بینیت راسی	۸,۰۳۷۹
واریانس بینیت یالی	۴,۱۹۴۳
میانگین ضریب خوشه‌بندی	۰,۸۱۵۷
قطر	۳
میانگین کوتاه‌ترین فاصله	۱,۳۹۲۱

مغز و (جدول ۵) مقادیر معیارهای استحکام را در این سطح نشان می‌دهد.



شکل ۱۳. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در سطح چهارم

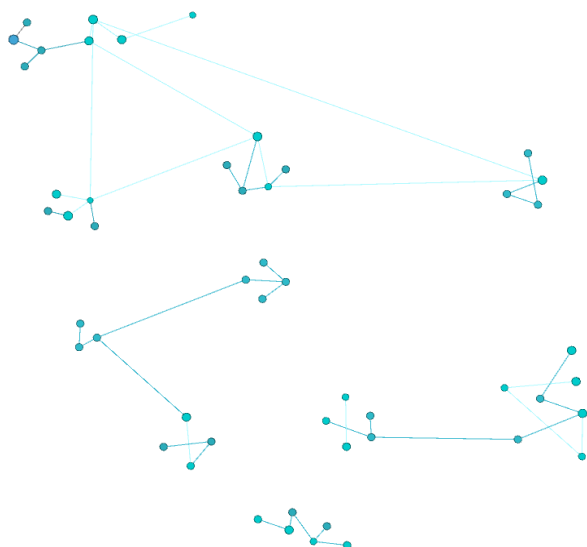
جدول ۵. مقادیر معیارهای استحکام شبکه فرماندهی و کنترل

سطح چهارم

معیارهای استحکام	شبکه فرماندهی و کنترل
واریانس نزدیکی	۰,۰۰۴۴
واریانس بینیت راسی	۴,۸۴۷۱
واریانس بینیت یالی	۲,۱۵۴۷
میانگین ضریب خوشه‌بندی	۰,۳۹۵۱
قطر	۲
میانگین کوتاه‌ترین فاصله	۰,۴۱۳۶

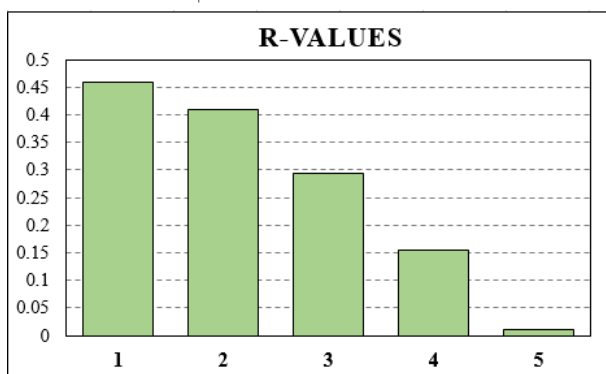
پس از این چهار سطح پیش گفته و براساس تئوری نظریه پرکولاسیون معکوس شبکه بصورت مجزا شده و امکان کنترل و تصمیم‌گیری بصورت سراسری وجود نداشته و بسته به اینکه در کدام نواحی، آسیب قطع ارتباطات بیشتر است بصورت محلی در ۱۱۴۸ شهر بحران قابل کنترل و تصمیم‌گیری به صورت محلی می‌باشد. شبکه حاصل از این سطح به علت حذف تعداد زیادی از گره‌ها، به صورت خوشه‌ای و محلی به عملکرد خود ادامه می‌دهد و مقادیر

معیارهای استحکام که در سطوح پیشین مورد بررسی قرار گرفت به کمینه‌ترین مقدار خود رسیده است. (شکل ۱۴) شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه مغز را نمایش می‌دهد که در آن تصمیم‌گیری و کنترل به صورت محلی انجام می‌شود.



شکل ۱۴. معماری شبکه فرماندهی و کنترل در سطح پنجم

همانطور که در بخش ۲-۱ نمودار استحکام شبکه مغز و اینترنت که با توجه به روابط ۶ و ۷ به دست آمده، باهم به مقایسه گذاشته شده است، در این بخش نیز این نمودار را برای سناریوی ۵ سطحی معرفی شده، مورد بررسی و مقایسه قرار می‌دهیم. (شکل ۱۵) نمودار استحکام برای ۵ سطح پیش گفته را نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده مبین این توضیح است که هر چه تعداد گره‌های بیشتری را از شبکه حذف شود استحکام شبکه کاهش می‌یابد. به طوری که در سطح پنجم مقدار استحکام تا حد زیادی کاهش می‌یابد. سطح اول که تمامی گره‌ها حضور دارند بیشترین مقدار استحکام را نشان می‌دهد.



شکل ۱۵. نمودار R برای معماری شبکه فرماندهی و کنترل

۴. نتیجه‌گیری

شبکه‌ای که از معیارهای شبکه مقیاس آزاد تبعیت کند مانند شبکه فرماندهی کنترل پیشنهادی مستحکم و تاب‌آور می‌باشد. مدل‌های دیگری برای شبکه‌های پیچیده معرفی شده‌اند که می‌توان با بهره‌گیری از آنها در شبکه فرماندهی و کنترل از آنها استفاده کرد. با استفاده از این مدل در شبکه فرماندهی و کنترل می‌توان از ویژگی‌ها و مزایای آن برخوردار شد. با استفاده از مدل پیشنهاد شده می‌توان نظارت یک‌پارچه و سراسری را در شبکه فرماندهی و کنترل ایجاد نمود. یکی از مزایای آن قدرت کنترل و تصمیم‌گیری در شرایط بحرانیست. سناریوی تعریف شده برای سنجش استحکام شبکه فرماندهی و کنترل الهام گرفته شده از شبکه مغز، نشان‌دهنده تاب‌آوری مناسب و قابل قبول این همبندی است.

۵. مراجع

- [۱] آلبرت-لازلو باراباسی (۱۳۹۷)، کتاب آشنایی با علم شبکه‌های پیچیده، ترجمه پیمان عاربی.
- [۲] محسنی-عمادی (پاییز ۱۳۹۸)، ارائه معماری نوین شبکه فرماندهی و کنترل مستحکم و تاب‌آور با الهام از شبکه پیچیده مقیاس‌آزاد، یازدهمین کنفرانس ملی فرماندهی و کنترل.

[3] Barabási, A.L., (2016). **Network science**. Cambridge university press.

[4] Tang, E. and Bassett, D.S., (2018). Colloquium: **Control of dynamics in brain networks**. Reviews of modern physics, 90(3), p.031003.

[5] Papo, D., Buldú, J.M., Boccaletti, S. and Bullmore, E.T., (2014). **Complex network theory and the brain**.

[6] Telesford, Q.K., Simpson, S.L., Burdette, J.H., Hayasaka, S. and Laurienti, P.J., (2011). **The brain as a complex system: using network science as a tool for understanding the brain**. Brain connectivity, 1(4), pp.295-308.

[7] Bassett, Danielle S., and Edward T. Bullmore, (2017). **Small-world brain networks revisited**. The Neuroscientist 23.5: 499-516.

با انجام این مقاله در می‌یابیم که هر شبکه پیچیده‌ای، دارای یک سری مشخصات می‌باشد و همچنین دارای سطحی از استحکام است. استحکام شبکه‌ها همواره به الگوریتم رشد شبکه و نیز همبندی آن وابسته است. در نتیجه می‌توانیم با بهره‌گیری از این دو امر مهم شبکه‌ای را انتخاب کنیم که از استحکام بالاتری برخوردار است. در این پژوهش مشخص شد که شبکه‌های پیرامون ما یا شبکه‌های واقعی از استحکام بالایی برخوردارند که می‌توان از این ویژگی در سیستم‌های پیچیده استفاده کرد. شبکه‌های واقعی متعددی در اطراف ما وجود دارند که در این مقاله به یکی از این شبکه‌ها اشاره شد.

شبکه مغز را در دو حالت نرمال و بیمار مورد تحلیل و بررسی قرار دادیم. نتایج نشان دهنده این موضوع است که با ایجاد بیماری به طور کلی مدل و طبقه‌بندی شبکه عوض می‌شود. شبکه مغز در حالت نرمال و طبیعی در مدل شبکه‌های دنیای کوچک قرار می‌گیرد اما زمانی که بیماری دیسلکسیا به عنوان نمونه در انسان پدیدار می‌شود مدل شبکه عوض شده و در مدل شبکه‌های مقیاس‌آزاد قرار می‌گیرد. به واسطه این امر، استحکام شبکه به هنگام بیماری دستخوش تغییر می‌شود که این خود موضوعی بسیار مهم در تحلیل پژوهشگران است.

سپس با معرفی یک سری معیارها و اصطلاحات، معیارهای آسیب‌پذیری شبکه را در متن شبکه‌های پیچیده مورد آزمون و ارزیابی قرار دادیم. البته بیان این نکته قابل توجه است که از معیارهای عمومی شبکه‌های پیچیده در تحلیل و بررسی‌های خود استفاده کردیم. سعی کردیم چگونگی تأثیر ایشکالات و خرابی‌های گره برای حملات هدف‌مند^۱ را درک کرده و عملکرد آنها را در شبکه‌های پیچیده از منظر کمیت استحکام گراف‌ها بررسی کنیم.

نمودار نشان می‌دهند که یک شبکه مغز بعد از حذف بخشی متناهی از گره‌ها سقوط نمی‌کند. تقریباً باید بیشتر گره‌ها را حذف کنیم تا این شبکه‌ها را قطعه، قطعه کنیم که این موضوع نمایانگر استحکام اینگونه از شبکه‌ها است. هر

¹ Target attack

- [19] Johnson, James S, (2018). **China's vision of the future network-centric battlefield: Cyber, space and electromagnetic asymmetric challenges to the United States**. Comparative Strategy 37, no. 5: 373-390.
- [20] Webber, Reid W, (2017). **Persistent Operational Intelligence: An Intelligence Strategy for Joint Force 2020**. American Intelligence Journal 34, no. 1: 59-68.
- [21] Haffa Jr, Robert P., and Anand Datla, (2014). **Joint intelligence, surveillance, and reconnaissance in contested airspace**. Air & Space Power Journal 28, no. 3: 29.
- [22] Kartun-Giles, Alexander P., and Ginestra Bianconi, (2019). **Beyond the clustering coefficient: A topological analysis of node neighbourhoods in complex networks**. Chaos, Solitons & Fractals: X 1: 100004.
- [23] Gao, Jianxi, Baruch Barzel, and Albert-László Barabási, (2019). **Author Correction: Universal resilience patterns in complex networks**. Nature 568.7751: E5-E5.
- [24] Sun, Gengxin, Sheng Bin, and Chi-Cheng Chen, (2019). **Reliability analysis of complex brain networks based on chaotic time series**. Microelectronics Reliability 99: 295-301.
- [25] Weber, Melanie, et al, (2017). **Curvature-based Analysis of Connectivity Structure in Brain Networks**.
- [26] Arcagni, Alberto, et al, (2017). **Higher order assortativity in complex networks**. European Journal of Operational Research 262.2: 708-719.
- [27] Liu, Yang, et al, (2016). **Identifying influential spreaders by weight degree centrality in complex networks**. Chaos, Solitons & Fractals 86: 1-7.
- [28] Meghanathan, Natarajan, (2017). **A computationally lightweight and localized centrality metric in lieu of betweenness centrality for complex network analysis**. Vietnam Journal of Computer Science 4.1: 23-38.
- [29] Li, Huan, et al, (2019). **Current Flow Group Closeness Centrality for Complex Networks?** The World Wide Web Conference.
- [30] Shang, Yilun, (2017). **Subgraph robustness of complex networks under attacks**. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems 49.4: 821-832.
- [8] Ghalmane, Zakariya, et al, (2019). **Centrality in complex networks with overlapping community structure**. Scientific reports 9.1: 1-29.
- [9] Barabási, A.L., Albert, R. and Jeong, H., (1999). **Mean-field theory for scale-free random networks**. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 272(1-2), pp.173-187.
- [10] Wang, X.F. and Chen, G., (2003). **Complex networks: small-world, scale-free and beyond**. IEEE circuits and systems magazine, 3(1), pp.6-20.
- [11] Wang, Shuai, Jing Liu, and Xiaodong Wang, (2017). **Mitigation of attacks and errors on community structure in complex networks**. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment 2017.4: 043405.
- [12] Edwards, E.S., Burke, K., Booth, J.R. and McNorgan, C., (2018). **Dyslexia on a continuum: A complex network approach**. PloS one, 13(12).
- [13] Eisenberg, Daniel A., et al, (2018). **Network foundation for command and control (C2) systems: literature review**. IEEE Access 6: 68782-68794.
- [14] Bertelle, Cyrille, Gérard HE Duchamp, and Hakima Kadri-Dahmani, eds , (2008). **Complex systems and self-organization modelling**. Springer Science & Business Media.
- [15] Bihl, Trevor, and Michael Talbert, (2020). **Analytics for Autonomous C4ISR within e-Government: a Research Agenda**. In Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences.
- [16] Kott, Alexander, Luigi Mancini, Paul Théron, Martin Drašar, Edlira Dushku, Heiko Günther, Markus Kont et al, (2020). **Initial Reference Architecture of an Intelligent Autonomous Agent for Cyber Defense Autonomous Intelligent Cyber-defense Agent (AICA) Reference Architecture. Release 2.0**.
- [17] Buchter, Richard M, (2018). **2020: faster than real-time tactical intelligence, surveillance, and reconnaissance (ISR) from the dismount, and faster than real-time strategic ISR to the dismount**. In Ground/Air Multisensor Interoperability, Integration, and Networking for Persistent ISR IX, vol. 10635, p. 106350I. International Society for Optics and Photonics.
- [18] Zablocky, Paul, Seth Spoenlein, Ben Peddicord, Yevgeny Ivanyutin, Ryan Nilsen, and Paul Sass, (2014). **Hardware/Software Convergence for C4ISR/EW**. In 2014 IEEE Military Communications Conference, pp. 1454-1458. IEEE.