

به نام خداوند جان و خرد



دانشگاه تهران

دانشکده فنی

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

شبکه‌های اجتماعی

تمرین شماره ۳

نام و نام خانوادگی: **علی خرم فر**

شماره دانشجویی: **۸۱۰۱۰۲۱۲۹**

آذرماه ۱۴۰۲

فهرست مطالب

۱	مقدمه‌ای بر فعالیت‌های Girvan-Newman	۱
۱-۱	ساختار انجمن در شبکه‌های اجتماعی	۱
۱-۲	یافتن ساختار انجمن در شبکه‌ها	۱
۱-۳	تولید گراف با روش Girvan-Newman	۲
۲	تحلیل پارامترهای شبکه با ساختار انجمن	۳
۲-۱	درجه متوسط نودهای گراف	۳
۳	درجه متوسط نودهای داخلی هر انجمن	۳
۳	درجه متوسط ارتباطات خارجی	۳
۳	درجه متوسط نودهای کل گراف	۳
۲-۲	توزیع درجه نودهای گراف	۴
۲-۳	ضریب خوشه‌بندی نودهای گراف	۸
۸	احتمال هم‌انجمن بودن هر دو همسایه	۸
۹	احتمال غیرهم‌انجمن بودن دو همسایه	۹
۲-۴	متوسط فاصله نودهای گراف	۱۰
۳	نتیجه‌گیری	۱۲
۴	مراجع	۱۳

فهرست اشکال

شکل ۱ یک نمونه شبکه کوچک با ساختار کامیونیتی ۱

فهرست روابط

رابطه ۱ توزیع درجه در مدل Erdős-Rényi ۴

رابطه ۲ توزیع درجه به صورت ضرب دو توزیع ۶

رابطه ۳ قضیه دو جمله‌ای ۷

رابطه ۴ ضریب خوشه‌بندی گراف رندم ۸

رابطه ۵ احتمال هم‌انجمن بودن هردو همسایه ۸

رابطه ۶ احتمال غیرهم‌انجمن بودن دو همسایه ۹

رابطه ۷ فاصله متوسط بین دو گره ۱۰

رابطه ۸ متوسط فاصله برای ارتباطات درون انجمنی ۱۱

رابطه ۹ متوسط فاصله برای ارتباطات بین انجمنی ۱۱

۱- مقدمه‌ای بر فعالیت‌های Girvan-Newman

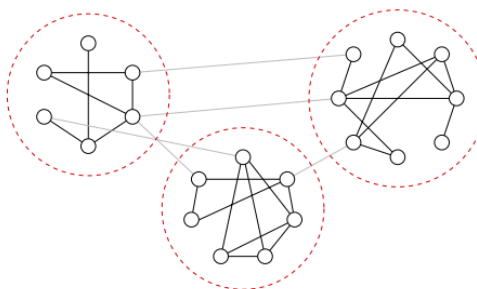
در درس شبکه‌های اجتماعی به بررسی Community یا انجمن‌هایی پرداختیم که چگالی ارتباط داخلی آن‌ها بیشتر از ارتباط خارجی آن‌هاست. در ادامه به بررسی یکی از روش‌های ساخت گراف با ساختار انجمن و همچنین بررسی‌های انجام شده برای تشخیص انجمن توسط این دو نویسنده می‌پردازیم.

۱-۱- ساختار انجمن در شبکه‌های اجتماعی

در مقاله‌ی (Girvan & Newman, 2002)، به بررسی ساختار انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی و زیست‌شناسی پرداخته شده‌است و در این پژوهش روشی جدید برای تشخیص ساختار انجمن‌ها معرفی کرده‌اند. نتایج آزمایشات انجام شده توسط نویسندگان این مقاله نشان می‌دهد که این روش با موفقیت بالا، قابلیت شناسایی ساختار انجمن را دارد. آن‌ها از این روش بر روی گراف‌های کامپیوتری تولید شده و همچنین بر روی شبکه‌های واقعی تست کرده‌اند و نتایج خود را با عالی نشان داده‌اند. این مقاله همچنین دو نمونه کاربرد الگوریتم را بر روی شبکه‌هایی با ساختار ناشناخته ارائه داده و نشان داده است که الگوریتم توانایی استخراج انجمن‌های واضحی را دارد.

۱-۲- یافتن ساختار انجمن در شبکه‌ها

در شکل زیر یک نمونه شبکه کوچک با ساختار جامعه از نوع در نظر گرفته شده در این مقاله را مشاهده می‌کنیم. در این شکل سه انجمن وجود دارد که با دایره‌های خط‌چین نشان داده می‌شوند که دارای لینک‌های داخلی با چگالی بالا هستند اما بین آنها چگالی کمتری از لینک‌های خارجی وجود دارد.



شکل ۱ یک نمونه شبکه کوچک با ساختار کامیونیتی

در مقاله (Newman & Girvan, 2004) یک روش جدید برای تجزیه و تحلیل ساختار انجمن در شبکه‌ها مورد بحث قرار گرفته است. این مقاله به بررسی روش‌های مختلف برای یافتن انجمن‌ها در شبکه‌ها می‌پردازد و عملکرد این روش‌ها را ارزیابی می‌کند. تمرکز اصلی بر روی یک روش مبتنی بر ارتباط بین یال‌ها

برای شناسایی حاشیه‌ها و جداسازی انجمن‌ها است. نتایج این روش نشان می‌دهد که این روش با موفقیت ساختار انجمن را در شبکه‌ها شناسایی می‌کند.

۳-۱- تولید گراف با روش Girvan-Newman

در مقالاتی که خلاصه آن‌ها را مرور کردیم برای سنجش میزان ارزیابی الگوریتم‌های ارائه‌شده با هدف شناسایی انجمن‌ها، از یک شبیه‌سازی برای ساخت گراف با کنترل بر روی انجمن آن استفاده شده‌است. نویسندگان مقاله برای شبیه‌سازی و سنجش الگوریتم خود، یک الگوریتم برای ساخت گراف ارائه دادند که خلاصه آن را در درس شبکه‌های اجتماعی مطالعه کردیم. یکی از مدل‌های گراف رندم، مدل Erdős-Rényi بود که برای تشکیل یال بین دو گره از احتمالات بهره می‌گرفت. برای مدل از نوع $G(N,p)$ در گراف رندم یک عدد p در نظر گرفته می‌شود و برای N گره مراحل زیر انجام می‌شود.

۱. یک جفت گره را انتخاب کن. یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ انتخاب کن. اگر عدد از p کمتر شد بین آن‌ها لینک برقرار کن.
۲. مرحله ۱ را برای تمام $\frac{N(N-1)}{2}$ جفت گره تکرار کن.

از ویژگی‌های مثبت مدل Erdős-Rényi بهره‌مندی از خاصیت Small World بود که به دلیل وجود فاصله متوسط فاصله از مرتبه لگاریتمی در این مدل بود. یکی از نکات منفی که در این مدل وجود دارد سختی تشخیص انجمن‌ها در شبکه است. به این منظور برای نویسندگان مقالات مذکور برای اینکه یک مدل نزدیک به Erdős-Rényi داشته و از طرفی بر انجمن‌های تولیدشده نیز کنترل داشته باشند از روش زیر برای تولید گراف استفاده کردند. روش Girvan-Newman مانند ترکیب چند مدل گراف رندم است.

همانند مدل Erdős-Rényi ابتدا N گره در نظر گرفته و علاوه بر آن به تعداد C انجمن تعیین می‌شود. و سپس مراحل برای تمامی گره‌ها تکرار می‌شود:

۱. یک جفت گره انتخاب کن. اگر که این دو جفت در یک انجمن بودند با احتمال P_{in} بین آن‌ها یال لینک برقرار کن. در غیر این صورت به مرحله ۲ برو.
۲. این دو جفت در یک انجمن نیستند. بین آن‌ها با احتمال P_{out} لینک برقرار کن.

در این روش N نود و C کامیونتی داریم. پس هر انجمن $\frac{N}{C}$ نود دارد. همچنین به معرفی پارامتر P_{in} نمایانگر احتمال ارتباط داخل انجمن و P_{out} احتمال ارتباط یک نود با یک انجمن خارجی است.

۲- تحلیل پارامترهای شبکه با ساختار انجمن

در ادامه به بررسی تحلیلی مقادیر مختلف درخواست شده در سوال، در این گراف می پردازیم. در این سوال فرض شده که مقدار P_{in} بسیار بزرگتر از مقدار P_{out} باشد.

۲-۱- درجه متوسط نودهای گراف

درجه متوسط نودهای داخلی هر انجمن

فرض کنیم که گراف یک گراف رندم باشد که احتمال وجود هر لینک بین هر یک جفت از نودها برابر با p است. بنابراین، متوسط درجه هر نود در این گراف برابر با $(N-1)p$ خواهد بود. برای هر نود در داخل یک انجمن، تعداد لینکهای داخلی آن با سایر نودهای داخل انجمن برابر با $(N/C-1)$ خواهد بود.

اگر احتمال وجود هر یال درون انجمن P_{in} باشد، متوسط درجه داخلی یک نود در انجمن برابر با $(N/C-1)p$ خواهد بود.

$$\langle K_{in} \rangle = \left(\frac{N}{C} - 1 \right) P_{in}$$

درجه متوسط ارتباطات خارجی

برای هر نود در خارج از یک انجمن، تعداد ارتباطات خارجی آن با نودهای انجمنهای دیگر برابر با $(N - N/C)$ خواهد بود. اگر احتمال وجود هر یال بین یک نود و یک انجمن خارجی P_{out} باشد، میانگین درجه خارجی یک نود از انجمن برابر با $(N - N/C) P_{out}$ خواهد بود.

$$\langle K_{out} \rangle = \left(N - \frac{N}{C} \right) P_{out}$$

درجه متوسط نودهای کل گراف

$$\langle K \rangle = \langle K_{in} \rangle + \langle K_{out} \rangle = \left(\frac{N}{C} - 1 \right) P_{in} + \left(N - \frac{N}{C} \right) P_{out} =$$

$$\left(\frac{N}{C} \right) P_{in} - 1P_{in} + (N)P_{out} - \left(\frac{N}{C} \right) P_{out} = \left(\frac{N}{C} \right) (P_{in} - P_{out}) - P_{in} + (N)P_{out} =$$

$$N \left(\frac{P_{in} - P_{out}}{C} + P_{out} \right) - P_{in}$$

برای تحلیل مقدار متوسط درجه از آن حد گرفته و برای N به سمت بی‌نهایت تحلیل می‌کنیم توجه شود که $P_{in} \gg P_{out}$:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \langle K \rangle = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(N \left(\frac{P_{in} - P_{out}}{C} + P_{out} \right) - P_{in} \right) = \infty$$

حال وقتی N به سمت بی‌نهایت برود درحالی که P_{in} بسیار بزرگتر از P_{out} است، مقدار متوسط درجه نیز افزایش خواهد یافت و به سمت بی‌نهایت میل می‌کند که این مورد در این گراف مشابه با مدل Erdős-Rényi خواهد بود. یعنی عملاً N با P_{in} رابطه مستقیم دارد. باتوجه به رابطه بالا هرچه که اختلاف احتمال تشکیل نود داخلی از خارجی بیشتر باشد، متوسط درجه بر اساس تعداد کلاسترها افزایش می‌یابد. در رابطه با پارامتر P_{out} این رابطه هم اثر مستقیم با افزایش N دارد. دلیل این مورد این است که وقتی تعداد نودها زیاد شود، تمام نودهای دیگر احتمال برقراری لینک با آن را دارند.

ممکن است تصور کنیم که با افزایش N تاثیر مقدار P_{in} بر افزایش متوسط درجه بسیار بیشتر از P_{out} است. اما باید در نظر داشت که در فرمول بالا، یک فاکتور تاثیرگذار C نیز وجود دارد. در صورتی که انجمن‌هایی که در این گراف تشکیل شده‌اند تعدادشان نسبت به N زیاد باشد، در شبکه حاصل تعداد زیادی کلاستر خواهیم داشت که تعداد گره‌های هرکدام از آن‌ها بسیار کم خواهد بود. پس در این صورت هرکدام از آن‌ها تعداد کمتری لینک نسبت به لینک‌های خارجی خواهند داشت و تاثیر P_{in} بر متوسط درجه ناچیز خواهد بود. پس اینکه فرض کنیم مقدار P_{out} نسبت به P_{in} ناچیز است، پس تاثیر آن نیز کم خواهد بود، باور غلطی است.

۲-۲. توزیع درجه نودهای گراف

در این قسمت به دنبال توزیع درجه نودهای گراف هستیم که به معنی این است مقدار PMF توزیع را پیدا کنیم. سپس احتمال اینکه یک نود انتخابی درجه برابر با K داشته باشد، با کمک آن قابل محاسبه است. در مدل Erdős-Rényi توزیع زیر را برای درجه نود های گراف داریم که همان توزیع پواسون و برای راحتی بیشتر از محاسبات به عنوان جایگزین توزیع دوجمله‌ای استفاده می‌شود و در درس اثبات شد که در N های بزرگ این توزیع رفتاری مشابه با توزیع دوجمله‌ای دارد.

رابطه ۱ توزیع درجه در مدل Erdős-Rényi

$$P(K) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^K}{K!} = \frac{e^{-\langle K \rangle} \langle K \rangle^K}{K!}$$

نکته‌ی مهمی که درباره مدل جدیدی که در قصد تحلیل آن را داریم وجود دارد این است که از جمع دو توزیع پواسون مستقل از هم تشکیل شده‌است. و از آنجا که جمع دو توزیع پواسون نیز خواهد بود، سعی داریم که این مورد را اثبات کنیم.

در مدل Erdős-Rényi توزیع درجه تمامی نودها مشابه یکدیگر است و در این مدل برای تولید اعداد تصادفی با هدف برقراری لینک بر حسب p از توزیع یکنواخت استفاده می‌شود. پس تمامی نودها در گراف از توزیع درجه یکسانی پیروی می‌کنند. (Kaiser, 2011)

حال قصد داریم این موضوع را در مباحث آماری استفاده کنیم و تابع توزیع برای مدل Girvan-Newman به عنوان یک تابع توزیع توام در نظر بگیریم. احتمال درجه برابر با K در هر یک از نودهای گراف به دو عامل بستگی دارد. یکی P_{in} و دیگری P_{out} . حال قصد داریم احتمال در هر گره را در نظر گرفته و این احتمال را برای تمامی گره‌ها حساب کنیم تا تابع توزیع آن بدست آید. همانطور که گفته شد پیشامد آنکه یک گره درجه برابر K داشته باشد، یک کسر از این K مربوط به لینک‌های درون انجمن و متمم آن برابر با لینک‌های بیرون از انجمن خواهد بود. هرچند که این موضوع احتمالاتی است و ممکن است تمامی لینک‌های یک گره مربوط به داخل انجمن و یا برعکس باشد. پس اگر تعداد تمامی لینک‌های یک گره برابر K بوده و تعداد لینک‌های درون یک انجمن برای یک آن گره برابر j باشد، به تعداد $K-j$ لینک خارج از انجمن نیز برای آن گره برقرار خواهد بود. پس پیشامد $P(K_{in} = j, K_{out} = K - j)$ را برای تمامی K های ممکن یک گره جمع می‌زنیم تا تابع توزیع بدست آید.

$$P(K) = \sum_{j=0}^K P(K_{in} = j, K_{out} = K - j)$$

در حالت استقلال، توزیع توام متغیرهای تصادفی برابر با ضرب توزیع‌های شرطی آنها است. به عبارت دیگر، برای هر مجموعه‌ای از مقادیر ممکن برای متغیرهای تصادفی، احتمال اینکه آن مقادیر رخ دهند برابر است با حاصل ضرب احتمال اینکه هر متغیر تصادفی به صورت مستقل با آن مقدار رخ دهد.

$$P(X = x, Y = y) = P(X = x) \times P(Y = y)$$

در نتیجه، باتوجه به اینکه درجه ورودی و درجه خروجی بر حسب P_{in} و P_{out} تعیین می‌شوند و هر دوی این‌ها مستقل از هم هستند، توزیع توام آنها به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$P(K_{in} = j, K_{out} = K - j) = P(K_{in} = j) \times P(K_{out} = K - j)$$

پس رابطه اولیه به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

رابطه ۲ توزیع درجه به صورت ضرب دو توزیع

$$P(K) = \sum_{j=0}^K P(K_{in} = j, K_{out} = K - j) = \sum_{j=0}^K P(K_{in} = j) \times P(K_{out} = K - j)$$

باتوجه به رابطه 1 باتوجه به اینکه هرکدام از توزیع‌های بالا از مدل Erdős-Rényi پیروی کرده و در این سوال هدف ما بررسی برای N های بزرگ است، مقدار هرکدام از احتمالات را برابر با توزیع آن قرار می‌دهیم. پس داریم:

$$P(K_{in}) = \frac{e^{-\langle K_{in} \rangle} \langle K_{in} \rangle^{K_{in}}}{K_{in}!} \rightarrow P(K_{in} = j) = \frac{e^{-\langle K_{in} \rangle} \langle K_{in} \rangle^j}{j!}$$

و برای احتمال لینک‌های خارج از انجمن داریم:

$$P(K_{out}) = \frac{e^{-\langle K_{out} \rangle} \langle K_{out} \rangle^{K_{out}}}{K_{out}!} \rightarrow P(K_{out} = K - j) = \frac{e^{-\langle K_{out} \rangle} \langle K_{out} \rangle^{K-j}}{(K-j)!}$$

مقادیر فوق را در رابطه 2 جایگذاری کرده و رابطه را ساده‌تر می‌کنیم.

$$\begin{aligned} \sum_{j=0}^K P(K_{in} = j) \times P(K_{out} = K - j) &= \sum_{j=0}^K \frac{e^{-\langle K_{in} \rangle} \langle K_{in} \rangle^j}{j!} \times \frac{e^{-\langle K_{out} \rangle} \langle K_{out} \rangle^{K-j}}{(K-j)!} \\ &= \sum_{j=0}^K \frac{\langle K_{in} \rangle^j}{j!} \times \frac{\langle K_{out} \rangle^{K-j}}{(K-j)!} \times e^{-\langle K_{in} \rangle - \langle K_{out} \rangle} \\ &= \sum_{j=0}^K \frac{\langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j}}{j! (K-j)!} \times e^{-(\langle K_{in} \rangle + \langle K_{out} \rangle)} \\ &= \sum_{j=0}^K \frac{1}{j! (K-j)!} \times \langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j} \times e^{-(\langle K \rangle)} \end{aligned}$$

رابطه بالا به قضیه دوجمله‌ای شباهت دارد.

$$(x + y)^n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^{n-k} y^k$$

که در این رابطه برای عدد طبیعی n ، $\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$ ضریب دو جمله‌ای است.

کافی است که برای تشکیل آن $e^{-(\langle K \rangle)}$ را از سیگما خارج کنیم ($\langle K \rangle$ وابسته به اندیس سیگما نیست) و سپس یک مقدار $K!$ در صورت و مخرج ضرب کنیم. مقدار $K!$ وابسته به اندیس سیگما نبوده و قسمت مخرج را از سیگما خارج می‌کنیم.

$$\begin{aligned} & \sum_{j=0}^K \frac{1}{j! (K-j)!} \times \langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j} \times e^{-(\langle K \rangle)} \\ &= \frac{e^{-(\langle K \rangle)}}{K!} \sum_{j=0}^K \frac{K!}{j! (K-j)!} \langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j} = \frac{e^{-(\langle K \rangle)}}{K!} \sum_{j=0}^K \binom{K}{j} \langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j} \end{aligned}$$

حال قسمت راست معادله را با رابطه ۳ به نحوی که $n=K$ و $k=j$ و همچنین x و y به ترتیب برابر با $\langle K_{in} \rangle$ و $\langle K_{out} \rangle$ است جایگذاری می‌کنیم.

$$\begin{aligned} & \frac{e^{-(\langle K \rangle)}}{K!} \sum_{j=0}^K \binom{K}{j} \langle K_{in} \rangle^j \langle K_{out} \rangle^{K-j} = \frac{e^{-(\langle K \rangle)}}{K!} (\langle K_{in} \rangle + \langle K_{out} \rangle)^K \\ & \rightarrow P(K) = \frac{e^{-(\langle K \rangle)} \langle K \rangle^K}{K!} \end{aligned}$$

که به توزیع پواسون با پارامتر $\lambda = \langle K \rangle$ رسیدیم. این توزیع همانند توزیع درجه در مدل گراف رندم Erdős-Rényi برای N های بزرگ برقرار است که در این سوال هم فرض بر N به سمت بی‌نهایت لحاظ شده است.

۳-۲. ضریب خوشه‌بندی نودهای گراف

ضریب خوشه‌بندی^۱ یک معیار است که میزان اتصال همسایگان یک گره خاص در یک شبکه را اندازه‌گیری می‌کند. برای یک گره به نام i با درجه k_i (تعداد یال‌های متصل به گره) و L_i به عنوان تعداد لینک‌های واقعی بین همسایگان یک گره، ضریب خوشه‌بندی به صورت زیر تعریف می‌شود:

رابطه ۴ ضریب خوشه‌بندی گراف رندم

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

ضریب خوشه‌بندی بین ۰ تا ۱ متغیر است، به این صورت که:

• $C_i=0$ نشان‌دهنده این است که هیچ یک از همسایگان گره i به یکدیگر متصل نیستند.

• $C_i=1$ نشان‌دهنده این است که تمام همسایگان گره i به یکدیگر متصل هستند.

در گراف رندم C_i به p بستگی داشته و ارتباطی با اینکه گره‌های همسایه با گره مورد نظر i همسایه باشند یا خیر، ندارد. حال این ویژگی را در گراف‌های تولیدشده به روش Girvan-Newman بررسی می‌کنیم.

ابتدا به محاسبه L_i می‌پردازیم که تعداد لینک‌های برقرارشده بین همسایگان یک گره است. در این مدل همسایگان گره i حالت‌های مختلفی بر حسب P_{in} و P_{out} دارند که باید تمامی آن‌ها بررسی و جمع شوند. برای بدست آوردن تعداد لینک‌های برقرارشده، ابتدا احتمال اینکه نوع لینکی که آن همسایه‌ها برقرار می‌کنند را بدست آورده و سپس در میزان احتمال آن حالت (ارتباط داخل انجمن و یا خارج از انجمن) در P_{in} و یا P_{out} ضرب شده و مجموع آن‌ها برابر با L_i خواهد بود.

احتمال هم‌انجمن بودن هردو همسایه

اگر دو گره انتخابی در یک انجمن قرار داشته باشند، احتمال این اتفاق برابر است انتخاب یک انجمن از کل انجمن‌ها به تعداد C ، و احتمال اینکه گره اول و گره دوم در یک انجمن باشند که برابر است با:

رابطه ۵ احتمال هم‌انجمن بودن هردو همسایه

$$P_{Same Community} = \binom{C}{1} \times \frac{1}{C} \times \frac{1}{C} = \frac{C!}{1(C-1)!} \times \frac{1}{C^2} = C \times \frac{1}{C^2} = \frac{1}{C}$$

^۱ Clustering coefficient

احتمال غیرهم‌انجمن بودن دو همسایه

بدیهی است که یا دو همسایه انتخابی، در یک انجمن قرار دارند یا ندارند. پس احتمال اینکه همسایه‌ها در انجمن‌های متفاوتی باشند برابر مکمل این است که در یک انجمن باشند:

رابطه ۶ احتمال غیرهم‌انجمن بودن دو همسایه

$$P_{\text{Different Community}} = 1 - P_{\text{Same Community}} = 1 - \frac{1}{C} = \frac{C-1}{C}$$

حال برای بدست آوردن احتمال لینک‌های بین همسایگان، احتمال هم‌انجمن بودن را در P_{in} و احتمال غیرهم‌انجمن بودن را در P_{out} ضرب کرده و باهم جمع می‌کنیم.

$$P_{\text{Link Between Neighbors}} = P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right)$$

برای بدست آوردن تعداد لینک‌های بین همسایگان، احتمال برقراری لینک بین هر دو همسایه انتخابی را در تعداد جفت همسایه‌های ممکن ضرب می‌کنیم. می‌دانیم که درجه هر گره برابر K است و این عدد به معنی این است که هر گره K همسایه دارد. پس انتخاب ۲ از K یعنی انتخاب هر دو همسایه از K که تعداد تمامی همسایگان یک گره است.

$$L_i = \binom{K_i}{2} \left(P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right) \right)$$

حال این مورد را در رابطه ۴ جایگذاری می‌کنیم.

$$C_i = \frac{L_i}{\frac{K_i(K_i-1)}{2}} = \frac{L_i}{\binom{K_i}{2}} = \frac{\binom{K_i}{2} \left(P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right) \right)}{\binom{K_i}{2}} = P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right)$$

حال از مقدار ضریب خوشه‌بندی نسبت به N به سمت بی‌نهایت حد می‌گیریم:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} (C_i) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right) \right) = P_{\text{in}} \left(\frac{1}{C} \right) + P_{\text{out}} \left(\frac{C-1}{C} \right)$$

هیچ‌کدام از پارامترها به N وابسته نیست پس این مقدار در N به سمت بی‌نهایت ثابت می‌ماند.

باتوجه به رابطه بدست آمده ضریب خوشه بندی، متوجه می شویم که این مدل از گراف نیز دارای خاصیت *Clustering Coefficient* بالاست. دلیل این موضوع P_{in} بالاست و هرچه P_{in} بالاتر باشد، مقدار C_i هم بالاتر می رود.

یک حالتی هم وجود دارد که در صورتی که تعداد C بالا باشد، تاثیر P_{in} خیلی کم می شود. به دلیل اینکه در این حالت کلاسترها بسیار زیاد هستند و تعداد گره های در هر کلاستر خیلی کم خواهد بود. که در رابطه هم واضح است که این دو پارامتر با یکدیگر رابطه عکس دارند. پس در این حالت استثنا خاصیت *Clustering Coefficient* کم خواهد بود. هرچند که این شرایط زمانی حاصل می شود که مقدار P_{out} را پایین فرض کرده باشیم و فقط بحث اختلاف بین P_{in} و P_{out} مطرح نباشد.

۴-۲_ متوسط فاصله نودهای گراف

متوسط فاصله ، با نماد $\langle d \rangle$ ، میانگین فاصله بین تمام جفت گره در یک شبکه است. برای یک شبکه با N گره، میانگین مسافت معمولاً به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\langle d \rangle = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d(i, j)}{N(N-1)}$$

فرمول شامل جمع کردن طول های کوتاهترین مسافت ها بین تمام جفت گره ها است و سپس تقسیم بر تعداد کل جفت های گره. می توان فاصله متوسط را از طریق دیگر نیز حساب کرد. باتوجه به اینکه تمامی گره ها در این مدل از توزیع یکسانی استفاده کرده و درجه آن ها وابسته به اعداد تصادفی یکنواخت است می توانیم فاصله متوسط یک گره را تمامی دیگر گره ها محاسبه کرده و آن را به متوسط کل تعمیم دهیم.

رابطه ۷ فاصله متوسط بین دو گره

$$\langle d \rangle = \langle d_i \rangle = \frac{\sum_{j=1}^N d(i, j)}{(N-1)}$$

حال باید فاصله بین گره انتخابی i با تمامی گره ها محاسبه شود. همانند قسمت قبل برای محاسبه این فاصله ها مسئله را به دو زیرمسئله تقسیم می کنیم.

اگر گره i و گره j در یک انجمن باشند، تعداد گره‌های موجود در هر کلاستر (تعداد گره‌های گراف رندم تشکیل شده به عنوان انجمن) به جز خود گره را در متوسط فاصله ضرب می‌کنیم. باتوجه به اینکه هر یک از انجمن‌ها یک گراف رندم مدل Erdős-Rényi است و در این گراف متوسط فاصله از مرتبه لگاریتمی بوده $\left(\frac{\log(N)}{\log(K)}\right)$ و ویژگی جهان کوچک برقرار است، این متوسط فاصله را در احتمال اولیه ضرب می‌کنیم تا متوسط فاصله برای ارتباطات درون انجمنی گراف محاسبه شود:

رابطه ۸ متوسط فاصله برای ارتباطات درون انجمنی

$$< d_{intra community} > = \left(\frac{N}{C} - 1\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right)$$

اگر گره i و گره j در یک انجمن نباشند، قضیه متفاوت می‌شود. ما باید فاصله متوسط بین دو گره در گراف تشکیل شده به روش Girvan-Newman را محاسبه کنیم. این فاصله از ۳ زیرفاصله تشکیل شده است. یک مسیر اولیه برای طی مسیر تا لبه‌ی انجمن، یک مسیر میان دو انجمن و در آخر نیز مسیر نهایی از لبه انجمن تا گره هدف قرار دارد. مسیر اولیه و نهایی از مرتبه $\ln\left(\frac{N}{C}\right)$ است که دلایل آن در قسمت قبل ذکر شد. مسیر میانی بستگی به وضعیت گراف دارد. اگر که بین هر دو انجمن یالی وجود داشته باشد، بدیهی است که فاصله برابر ۱ خواهد بود. اگر که یالی نباشد علاوه بر اضافه شدن یک مسیر میانی تا انجمن دیگر، یک مسیر درون انجمن هم از مرتبه لگاریتمی خواهیم داشت که البته این مورد تاثیر زیادی ندارد زیرا که عدد C یک ثابت است و باز هم مسیر از مرتبه لگاریتمی خواهد بود. هرچند که در این سوال فرض شده که N های بزرگ بررسی شوند. پس اگر که مقدار N به سمت بی‌نهایت میل کند، احتمال اینکه دو انجمن به هم متصل نباشند بسیار کم است و البته مقدار C هم تاثیرگذار است. پس به طور کلی فاصله بین انجمنی را ۱ فرض می‌کنیم. هرچند که احتمال لگاریتمی شدن آن نیز وجود دارد ولی این مورد استثنا، تاثیری روی جمع با مرتبه لگاریتمی نداشته و به طور کلی جمع هر ۳ زیرفاصله از مرتبه لگاریتمی خواهد بود.

رابطه ۹ متوسط فاصله برای ارتباطات بین انجمنی

$$< d_{inter community} > = \left(N - \frac{N}{C}\right) \times \left(\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1 + \ln\left(\frac{N}{C}\right)\right)$$

پس مقدار متوسط فاصله بین یک گره و دیگر گره‌ها و به طور کلی فاصله متوسط برابر با جمع فاصله متوسط درون انجمنی و بین انجمنی تقسیم بر تعداد کل این روابط خواهد بود:

$$< d > = < d_i > = \frac{\sum_{j=1}^N d(i,j)}{(N-1)} = \frac{\left(\frac{N}{C} - 1\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right) + \left(N - \frac{N}{C}\right) \times \left(\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1 + \ln\left(\frac{N}{C}\right)\right)}{(N-1)}$$

$$= \frac{\left(\frac{N}{C} - 1\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right) + N\left(1 - \frac{1}{C}\right) \times \left(2\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1\right)}{(N - 1)}$$

حال برای تحلیل حالتی که N به سمت بی‌نهایت میل می‌کند از آن حد می‌گیریم:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \langle d \rangle = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{\left(\frac{N}{C} - 1\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right) + N\left(1 - \frac{1}{C}\right) \times \left(2\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1\right)}{(N - 1)} \right) =$$

برای N های بزرگ کسر ۱ عدد تاثیری ندارد پس داریم:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{N\left(\frac{1}{C}\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right) + N\left(1 - \frac{1}{C}\right) \times \left(2\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1\right)}{N} \right) =$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left(\left(\frac{1}{C}\right) \times \ln\left(\frac{N}{C}\right) + \left(1 - \frac{1}{C}\right) \times \left(2\ln\left(\frac{N}{C}\right) + 1\right) \right) = O\left(\ln\left(\frac{N}{C}\right)\right)$$

پس متوسط فاصله کل در این نوع گراف نیز از مرتبه لگاریتمی و بر حسب N بوده و باتوجه به فاصله متوسط لگاریتمی، این نوع گراف خاصیت Small World نیز دارد.

۳_ نتیجه‌گیری

در این تمرین با روش جدیدی برای تولید گراف با کنترل بر روی کلاسترها آشنا شدیم که از مدل گراف رندم Erdős-Rényi الهام گرفته شده‌است. این گراف با حفظ ویژگی‌های مثبت گراف رندم، ویژگی‌های دیگری نیز ارائه می‌دهد. با بررسی‌هایی که بر روی ویژگی‌های مختلف این روش برای تولید گراف انجام شد متوجه شدیم که درجه متوسط این گراف نیز مانند گراف رندم، با افزایش N ، افزایش خواهد یافت که موارد موثر بر روی آن از جمله P_{in} و P_{out} و حالت خاص آن بررسی شد. توزیع درجه در این مدل گراف نیز مانند گراف Erdős-Rényi از نوع پواسون است. همچنین متوجه شدیم این گراف دارای ضریب خوشه‌بندی بالاست و حالت استثنای آن نیز بررسی شد. و در آخر نیز به بررسی فاصله متوسط پرداخته شد که با بررسی کوتاه‌ترین مسیرهای ممکن بین دو گره و محاسبه متوسط فاصله متوجه شدیم خاصیت دنیای کوچک نیز در این مدل برقرار است. هرچند که این گراف نیز همانند مدل Erdős-Rényi تفاوت‌هایی با گراف‌های دنیای واقعی دارند ولی برای مواردی از جمله الگوریتم‌های تشخیص انجمن کاربرد دارند.

Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12), 7821-7826 .

Kaiser, M. (2011). A tutorial in connectome analysis: topological and spatial features of brain networks. *Neuroimage*, 57(3), 892-907 .

Newman, M. E., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. *Physical review E*, 69(2), 026113 .