

روشی ترکیبی برای طبقه‌بندی گره‌ها در شبکه اجتماعی بر پایه گراف عامل و کلونی مورچگان

احمد رهنمازاده^۱، محمدرضا میبیدی^۲ و مسعود طاهری کدخد^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات، قزوین، ایران.

rahnamazade@gmail.com

^۲ عضو هیات علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

mmeybodi@aut.ac.ir

^۳ کارشناس ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات، قزوین، ایران.

taheri.masood@gmail.com

چکیده - هدف این مقاله ارائه روشی ترکیبی به منظور بهبود دقت طبقه‌بندی گره‌ها در شبکه‌های اجتماعی می‌باشد. در این الگوریتم پیشنهادی این مقاله ابتدا با استفاده از معیارهای شباهت محلی اقدام به ایجاد ماتریس گذار نموده و با ایجاد روابط جدید میان گره‌ها با استفاده از تاثیر همسایگی اقدام به ایجاد گراف عامل می‌نماییم و در ادامه با استفاده از متد قدم زنی تصادفی روی گراف و بهره‌گیری از الگوریتم کلونی مورچگان اقدام به طبقه‌بندی گره‌ها و اختصاص برچسب به گره‌های بدون برچسب می‌نماییم. الگوریتم ارائه شده بر روی دیتاست شبکه اجتماعی فلیکر تست گردیده و نتایج بدست آمده با روش‌های قبلی مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد استفاده از پیش پردازش گراف عامل به منظور پیش بینی برخی پیوندهای جدید بهبود قابل توجهی در دقت الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های گراف عامل، ارائه شده توسط هوان سو و همچنین کلونی مورچگان زایاهواسو دارد.

کلید واژه- انتشار برچسب، شبکه اجتماعی، طبقه بندی، کلونی مورچگان، گراف عامل، پیش‌بینی پیوند.

۱- مقدمه

تحلیل شبکه‌های اجتماعی جهت و قدرت ارتباطات را به دقت مورد بررسی قرار می‌دهد. از جمله موضوعات تحلیل شبکه‌های اجتماعی می‌توان به طبقه‌بندی گره‌ها اشاره نمود که کاربردهای فراوانی دارد از جمله آنها می‌توان به پیشنهاد اتصالات جدید، سیستم پیشنهاد اشیاء (موزیک، فیلم و ...) بر پایه علاقمندی‌های دیگر افراد، سیستم پاسخگویی، سیستم تبلیغات و مطالعات جامعه شناسی اشاره نمود. روش‌های ارائه شده در این خصوص را می‌توان در دو دسته کلی طبقه‌بندی نمود

اول روش‌های تکرار شونده (سنتی) از جمله کارهای انجام شده در این زمینه می‌توان به روش ارائه شده توسط نویل^۱ و جنسن^۲ که بر پایه طبقه‌بندی بیزین استوار بود [2]. ماکسیکازی^۳ و پرووست^۴ بر پایه روش نزدیکترین k-همسایه^۵ و با استفاده از میانگین وزنی احتمالات در همسایگی و انجام رای گیری روشی ارائه داده بودند [3]. باگات^۶ و

از زمان آغاز اینترنت، نوآوری‌ها و برنامه‌های جدید بسیاری در آن وجود داشته است. این نوآوری‌ها، باعث ایجاد تغییرات عمده‌ای در زندگی روزمره ما شده است. یکی از عمده‌ترین این نوآوری‌ها که هم اکنون در صدر توجهات است شبکه‌های اجتماعی مجازی هستند. هم اکنون سایت‌های شبکه‌های اجتماعی از قبیل فیسبوک، مای اسپیس، لینکداین و فلیکر، بعد از پرتال‌های بزرگی مثل یاهو یا ام‌اس‌ان موتورهای جستجو مثل گوگل، تبدیل به پراستفاده‌ترین خدمت اینترنتی شده‌اند. استفاده از خدمات شبکه‌های اجتماعی توسط شرکت‌های کسب و کار جهت پشتیبانی از محصولات یا خدمات مشتریان، در حال تبدیل شدن به یک روند جدید است [1].

در شبکه می شود. Y_L مجموعه برچسب های موجود و W ماتریس وزن که می تواند بیانگر میزان شباهت گره های موجود در شبکه اجتماعی باشد.

مساله اصلی این است که چگونه می توان از این اطلاعات برای گسترش برچسب زدن بهره برد و به همه گره ها برچسب اختصاص داد.

۳- ساخت گراف عامل

این روش قسمتی از مقاله هوان سو^{۱۲} و همکاران می باشد [8]. می دانیم که در شبکه های اجتماعی ممکن است ارتباطات از نوع مستقیم (بدون واسطه) و یا غیر مستقیم (با واسطه) باشند. در این روش چه ارتباط مستقیم باشد و چه غیر مستقیم آن را به عنوان یک فاکتور در نظر می گیریم. بر اساس مطالب ذکر شده فوق اکنون مدل گراف عامل را بصورت کامل شرح خواهیم داد. همانطور که در شکل (۱) مشاهده می کنید یک شبکه کوچک با چهار نود و ارتباطات میان آنها نمایش داده شده است. مدل گراف عامل متناظر را می توان با چهار بردار مخفی و گره های عامل نسبت داد. در برخورد با انواع ارتباطات متنوع لازم است ما عامل های ارتباطی متفاوتی داشته باشیم.

در واقع ما حداکثر دو عامل ارتباطی برای این آزمایش در نظر گرفتیم، اما در تئوری می توانیم تا حد امکان از عامل های ارتباطی متعددی استفاده نماییم.

تعاریف عامل ها به شرح زیر است :

عامل ویژگی $f(y_i, w_i)$: نمایش احتمال خلفی از رابطه y_i با توجه به ویژگی w_i

عامل ارتباط ۱ $g(y_i, y_j)$: نشان دهنده ارتباط میان گره y_i و y_j است. که همان ارتباط گراف اصلی می باشد

عامل ارتباط ۲ $h(y_i, y_j)$: نشان دهنده رابطه از نوع دیگری میان y_i و y_j است. ارتباط جدیدی است که بواسطه ارتباطات گراف اصلی ساخته می شود.

در این مقاله برای محاسبه عامل ارتباط ۲ از رابطه (۱) اقدام می نماییم.

همکاران و نیز چاکر باتی^۷ نیز بدلیل دقت بالای استفاده از همسایگی از روش KNN بهره بردند [4,5].

دوم روش های مبتنی بر قدم زنی تصادفی^۸ [6] روی گراف از جمله کارهای انجام شده روش ارائه شده توسط ژو^۹ و همکاران که بر پایه گسترش برچسب استوار بود [7]. روش ارائه شده توسط هوان سو^{۱۰} و همکاران بر پایه گراف عامل، آنها با تعریف روابط جدید گراف تازه ای نگاشت نمودند به نام گراف عامل در ادامه به بهره گیری از الگوریتم تقریبی LBP کار را دنبال نمودند [8]. با توجه به نتایج خوب استفاده از روش های هوش جمعی از جمله کلونی مورچگان، زایاهواسو^{۱۱} و همکاران نیز از مدل کلونی مورچه چند گانه استفاده نمودند. در مقاله زایاهواسو گره های بی برچسب به عنوان منابع غذایی، گره های برچسب دار به عنوان لانه با فرمون منحصر بفرد در نظر گرفته شدند [9].

در ادامه در بخش ۲ تعریف مساله به روش ریاضی، سپس در بخش ۳ مدل گراف عامل را شرح خواهیم داد و در بخش ۴ به شرح روش ترکیبی ارائه شده با متد قدم زنی تصادفی بر پایه الگوریتم کلونی مورچگان خواهیم پرداخت. در نهایت روش ارائه شده را با چند مدل داده واقعی آزمایش کرده و به بررسی نتایج حاصله با روش های قبلی می پردازیم.

۲- تعریف مساله

تحلیل گران شبکه های اجتماعی اغلب شبکه ها را به فرم گراف نمایش می دهند. در گراف شبکه اجتماعی ممکن است برخی از گره ها دارای برچسب باشند. این برچسب ها ممکن است ارزش های فردی، منافع، باورها و اعتقادات، علاقمندیها و یا سایر ویژگی های افراد یا کاربران را نشان دهد [10].

شبکه اجتماعی را می توان با گراف $G=(V, E)$ نمایش داد، که در آن رئوس بیانگر گره ها و یال ها نمایشگر ارتباط میان رئوس هستند.

شبکه اجتماعی نیمه برچسب خورده را نیز با چند تایی $G=(V_L, V_U, E, Y_L, W)$ نمایش می دهیم. که در آن V_L بیانگر مجموعه گره های دارای برچسب و V_U مجموعه گره های بدون برچسب می باشد بطوریکه اجتماع این دو مجموعه شامل کل گره های موجود

این تحقیق در راستای جلوگیری از پیچیدگی زمانی و محاسباتی از معیارهای شباهت محلی برای ساخت ماتریس گذار بهره می‌بریم. در ادامه به شرح معیارها و ضرایب محلی استفاده شده در این تحقیق می‌پردازیم.

ضریب جاکارد^{۱۳}: این ضریب در زمره پرکاربردترین معیارها در حوزه بازیابی اطلاعات است. ضریب جاکارد [11-13] به صورت نسبت تعداد دوستان مشترک دو گره به مجموع تعداد گره‌های همسایه تعریف می‌شود. مدل ریاضی این ضریب در معادله (۲) دیده می‌شود.

$$JC(x, y) = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)| / |\Gamma(x) \cup \Gamma(y)| \quad (2)$$

بدیهی است هرچه تعداد دوستان مشترک بین دو گره بیشتر باشد این معیار به سمت یک میل می‌کند. در این رابطه $\Gamma(x)$ بیانگر تعداد دوستان گره x می‌باشد.

معیار آدامیک و آدار^{۱۴}: این معیار پیشتر به منظور یافتن ارتباط میان صفحات وب مورد استفاده قرار گرفته است [12-14] و مرتبط با تعداد ویژگی‌های مشترک بین دو صفحه می‌باشد. این معیار به صورت مجموع نسبت یک به لگاریتم درجه خروجی دوستان مشترک میان دو گره مطرح می‌شود. رابطه (۳).

$$AA(x, y) = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{\log |\Gamma(z)|} \quad (3)$$

$|\Gamma(z)|$ در رابطه (۳) بیانگر درجه خروجی (دوستان) z است به طوریکه z دوست مشترک x, y می‌باشد.

اندیس ترفیع هاب^{۱۵}: این معیار برای تعیین میزان همپوشانی جفت گره‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد [15] و بصورت نسبت دوستان مشترک به مینیمم تعداد دوستان مشترک بین دو گره بیان می‌شود. مدل ریاضی این معیار در رابطه (۴) دیده می‌شود.

$$HPI(x, y) = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)| / \min(|\Gamma(x)|, |\Gamma(y)|) \quad (4)$$

اندیس فشرده هاب^{۱۶}: این معیار مانند معیار قبلی است با این تفاوت که به جای مینیمم در مخرج، ماکزیمم تعداد دوستان مشترک در نظر گرفته می‌شود [15]. رابطه (۵).

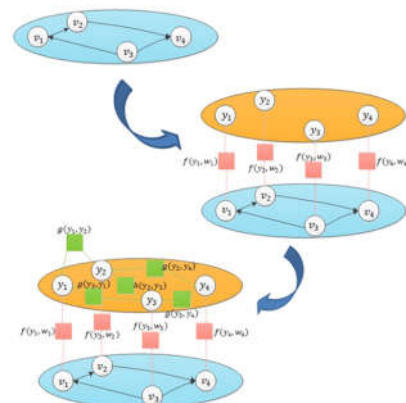
$$HDI(x, y) = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)| / \max(|\Gamma(x)|, |\Gamma(y)|) \quad (5)$$

معیار وزن پیوند^{۱۷}: که در نهایت خود شامل دو معیار می‌شود **مجموع وزن گره‌ها** و **حاصلضرب وزن گره‌ها** در این معیار ابتدا

$$h(y_i, y_j) = \left\{ \sum_{y \in N(y_i)} y \right\}^\alpha \quad (1)$$

که در آن $N(y_i)$ همسایگان y_i می‌باشند که ارتباط غیر مستقیم با y_j دارند و α ضریب ثابتی است که در این مقاله برابر 0.1 فرض شده است.

به عبارت دیگر به منظور تقویت بیشتر ارتباط میان گره‌ها اقدام به پیش‌بینی و اضافه نمودن برخی پیوندهای جدید می‌نماییم.



شکل ۱: مراحل ایجاد گراف عامل از گراف اصلی [8]

۴- قدم زنی روی گراف عامل با کلونی مورچگان

ابتدا با توضیح ذکر شده در بخش قبل و تا یک سطح به ایجاد ارتباطات جدید روی گراف اصلی می‌پردازیم.

اکنون در گراف عامل ایجاد شده، داده‌های برجسب خورده به عنوان لانه با فرمون منحصر به فرد و گره‌های برجسب نخورده به عنوان منابع غذایی در نظر گرفته می‌شود. در ادامه در خلال اجرای قدم زنی تصادفی در چنین محیطی، هر لانه بر علیه دیگران توسط تجمع فرمون کلاس‌های مختلف بر روی تملک منابع غذایی می‌جنگد. در نهایت هر لانه فرمون بیشتری بر روی منبع غذایی گذاشته باشد پیروز شده و برجسب لانه پیروز به منبع غذایی داده می‌شود.

۴-۱- انتخاب ویژگی و ساخت ماتریس گذار

یکی از چالش‌های موجود در خصوص طبقه‌بندی گره‌ها در شبکه‌های اجتماعی انتخاب ویژگی در داده‌های آموزشی است. در

۴-۲-۱- توصیف کلی از الگوریتم پیشنهادی

چند نماد و علامت استفاده شده: τ سطح فرمون و η مقادیر هیوریستیک، همچنین q_t احتمال یکپارچه برای t امین نسل قدم زنی تصادفی مورچه‌ها می‌باشد. ایده کلی این الگوریتم در شکل (۳) دیده می‌شود.

Input: training set (X_m, Y_m) , test set X_u

Output: Y_u

1. Initialize parameters;
2. Construct the new relation between node in graph G (create FGM)
3. Compute η according to heuristic function
4. Construct nests-and-resources graph G
5. While termination conditions is not met Do
6. Normalize the pheromone matrix τ
7. For each nest v_i do
8. Crawl out a MST recording path form root to resource nodes
9. Traverse this tree and update pheromone $\tau(:, l)$
10. End for
11. End while
12. Assign labels to Y_u according to τ

شکل ۳: توصیف کلی الگوریتم پیشنهادی

۴-۲-۲- تعریف ماتریس فرمون

در مطالعه ما زیر ماتریس مقداردهی اولیه فرمون‌ها را به صورتی تعریف می‌نماییم که در آن هر بردارستونی تجمع فرمون یک لانه روی همه منابع غذایی فرض می‌شود. به عنوان مثال اگر $\tau_{il}^t = \tau_{il}^t$ بردارستونی مربوط به لانه l ام در تکرار t ام باشد، $\tau_{il}^t(j, l)$ میزان فرمون مربوط لانه l در راس j ام می‌باشد البته در تکرار t ام. در واقع ماتریس فرمون روی ستون‌ها، فرمون لانه‌ها را دارد و روی سطرها اندیس منابع غذایی را به عبارتی T_{ij} بیانگر میزان فرمون از نوع لانه j ام روی منبع غذایی i ام را نمایش می‌دهد.

از آنجا که مورچه‌های لانه‌های مختلف ممکن است فرمون‌های متفاوتی را به رؤس الصاق نمایند، در زمان انتخاب هدف بعدی نه تنها نوع فرمون کلاس خود او را جذب می‌کند، بلکه فرمون سایر کلاس‌ها نیز او را دفع می‌کنند. به همین منظور ماتریس فرمون توسط روش نمایش داده شده در رابطه (۱۰) نرمال سازی می‌شود.

$$\tau^t(j, l) = \frac{\tau^t(j, l)}{\sum_{k=1}^c \tau^t(j, k)} \quad (10)$$

معیار وزن برای دو گره به صورت رابطه (۶) برای هر گره به صورت مجزا محاسبه می‌شود و سپس وزن پیوند میان دو گره بصورت مجموع یا حاصلضرب وزن‌های محاسبه شده طبق روابط (۷) تعریف می‌شود [16].

$$w(x) = \frac{1}{\sqrt{1+\Gamma(x)}}, w(y) = \frac{1}{\sqrt{1+\Gamma(y)}} \quad (6)$$

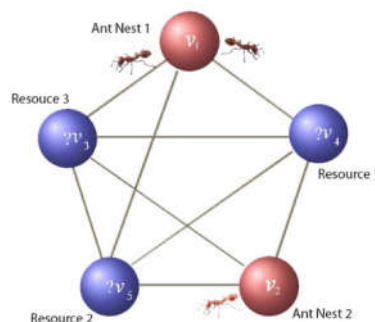
$$SW(x, y) = w(x) + w(y), \quad (7)$$

$$PW(x, y) = w(x) \times w(y)$$

در این تحقیق برای ساخت ماتریس گذار P از شباهت میان

گره‌ها با استفاده از هفت معیار تعریف شده فوق استفاده می‌نماییم. فرض کنید P ماتریس انتقال باشد. اعضای کلونی مجازند تنها در حیطه این ماتریس منتقل شوند. اکنون بجای در نظر گرفتن یک گراف وزن دار مساله را به چند زیر گراف می‌شکنیم. تعداد این زیر گراف‌ها برابر تعداد لانه‌ها می‌باشد (گره‌های برجسب‌دار). برای هر زیر گراف یک کلونی با فرمون منحصر به فرد خود در نظر گرفته می‌شود.

شکل (۲) مثال ساده‌ای از دو لانه و سه منبع غذایی است، که هر لانه اعضای خود را برای ماموریت کاوش گراف اعزام می‌کند. اگر چه احتمال انتقال از لانه به تمام منابع غذایی هنوز ناشناخته است.



شکل ۲: نمونه‌ای از گراف شبکه اجتماعی شامل دو لانه و سه منبع غذایی [9]

۴-۲-۳- قدم زنی کلونی مورچه چندگانه

در این متد مورچه‌های هر لانه بر پایه ماتریس گذار و قدرت دنباله فرمون اقدام به انتخاب یال‌ها برای پیمایش می‌نمایند. در پایان هر تکرار با توجه به متوسط مسافت طی شده بردار احتمال انتخاب یال بعدی به روز رسانی می‌شود و در نهایت پس از چند تکرار احتمال انتخاب یال‌های بی ارزش به صفر میل می‌نماید [17].

۴-۲-۶- قانون بروز رسانی فرمون

با توجه به میزان تبخیر فرمون که عددی در بازه باز صفر و یک می باشد و دنباله تقویتی $\Delta\tau$ ماتریس فرمون در تکرار $t+1$ به صورت رابطه (۱۲) تعریف می شود.

$$\tau^{t+1} = (1 - \rho)\tau^t + \Delta\tau^t \quad (12)$$

۵- مجموعه داده

مجموعه داده فلیکر برای آزمایش و مقایسه روش های ارائه شده با روش های قبلی مورد استفاده قرار می گیرد. اطلاعات جزئی در خصوص این دیتاست آموزشی در جدول (۱) دیده می شود. این مجموعه داده توسط الناز لولوا^{۱۹} و لیزا گتور^{۲۰} از شبکه اجتماعی فلیکر استخراج شده است [19].

نام	تعداد گره	تعداد کلاس
فلیکر	۱۴۴۵۱	۵۵

۶- آزمایشات و نتایج

در ادامه نتایج بدست آمده روی مجموعه داده فلیکر با معیارهای شباهت بیان شده در بخش (۴-۱) به تفصیل آورده می شود. نتایج نشان از بهبود عملکرد الگوریتم های پیشنهادی می دهد. اسامی مختصر استفاده شده به منظور معرفی الگوریتم های پیشنهادی و استفاده در منحنی های نتایج در جدول شماره (۲) دیده می شود.

جدول (۲): اسامی مختصر الگوریتم های پیشنهادی

نام اختصاری	نام کامل
FG	الگوریتم گراف عامل (هوان سو)
MACST	الگوریتم کلونی مورچگان (زایاهاواسو)
FGMACST	الگوریتم ترکیبی گراف عامل با کلونی مورچگان

نتایج جدول شماره (۳) نشان از دقت بهبود عملکرد الگوریتم پیشنهادی نسبت به دو الگوریتم مقایسه شده، دارد. همچنین در خصوص معیارهای شباهت محلی نیز نتایج بیانگر عملکرد خوب معیار شباهت مجموع وزن پیوند و حاصل ضرب وزن پیوند که بهترین

این عمل پس از بروز رسانی فرمون و قبل از مرحله بعدی قدم زنی کلونی صورت می پذیرد، و پس از مراحل زیاد قدم زنی کلونی ما فکر می کنیم یکی از انواع فرمون از یک لانه معین روی هر راس تسلط دارد. لذا انتخاب این راس برای سایر مورچه ها غیر محتمل به نظر می رسد.

۴-۲-۳- مقادیر هیوریستیک

در بیشتر مواقع یک تابع هیوریستیک^{۱۸} به منظور همگرا شدن الگوریتم مورد نیاز است. به عنوان مثال برای الگوریتم کلونی مورچه کلاسیک برای مساله فروشنده دوره گرد از معکوس زوج برای مقادیر هیوریستیک استفاده می شود [18]. در این روش مقادیر هیوریستیک را تابعی نمایی با پارامتر β برحسب وزن یال ارتباطی میان دو گره در نظر می گیریم. مقدار پارامتر β در این مقاله برابر ۰.۵ فرض می شود.

۴-۲-۴- قوانین بروز رسانی ماتریس گذار

در نهایت مورچه ها مسیرشان را بر پایه مقدار ترکیبی قدرت دنباله فرمون و مقدار هیوریستیک تعیین می کنند. به طور جزئی یک زوج راس داده شده است. احتمال یکپارچه برای t امین مرحله مورچه ها برای حرکت از راس یک به راس دو بصورت رابطه (۱۱) محاسبه می شود.

$$q_l^t(v_i, v_j) = \tau(j, l)^t + \eta_{i,j} \quad (11)$$

۴-۲-۵- قدم زنی یک لانه تنها

در هر مرحله قدم زنی هر لانه بطور پیوسته مورچه هایی را برای ماموریت می فرستد. الگوریتم با یک درخت از راس لانه آغاز می شود، و بطور مداوم با افزایش یک لبه در هر بار ادامه می یابد، تا زمانیکه همه رئوس بدون برچسب را پوشش دهد. این قدم زنی تصادفی روی یک لانه شبیه الگوریتم یافتن درخت پوشای ماکزیمم است.

- [6] C. Dutta, G. Pandurangan, R. Rajaraman, and S. Roche, "Coalescing-branching random walks on graphs," *ACM Transactions on Parallel Computing*, vol. 2, p. 20, 2015.
- [7] Y. Zhou, H. Cheng, and J. X. Yu, "Graph clustering based on structural/attribute similarities," *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol. 2, pp. 718-729, 2009.
- [8] H. Xu, Y. Yang, L. Wang, and W. Liu, "Node classification in social network via a factor graph model," in *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, ed: Springer, 2013, pp. 213-224.
- [9] X. Xu, L. Lu, P. He, Y. Ma, Q. Chen, and L. Chen, "Semi-supervised classification with multiple ants maximal spanning tree," in *Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT), 2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on*, 2013, pp. 315-320.
- [10] S. Bhagat, G. Cormode, and S. Muthukrishnan, "Node classification in social networks," in *Social network data analytics*, ed: Springer, 2011, pp. 115-148.
- [11] M. Al Hasan and M. J. Zaki, "A survey of link prediction in social networks," in *Social network data analytics*, ed: Springer, 2011, pp. 243-275.
- [12] C. A. Bliss, M. R. Frank, C. M. Danforth, and P. S. Dodds, "An evolutionary algorithm approach to link prediction in dynamic social networks," *Journal of Computational Science*, vol. 5, 2014, pp. 750-764.
- [13] A. Papadimitriou, P. Symeonidis, and Y. Manolopoulos, "Fast and accurate link prediction in social networking systems," *Journal of Systems and Software*, vol. 85, pp. 2119-2132, 2012.
- [14] L. Adamic and E. Adar, "How to search a social network," *Social networks*, vol. 27, pp. 187-203, 2005.
- [15] Y.-X. Zhu, L. Lü, Q.-M. Zhang, and T. Zhou, "Uncovering missing links with cold ends," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 391, pp. 5769-5778, 2012.
- [16] W. Cukierski, B. Hamner, and B. Yang, "Graph-based features for supervised link prediction," in *Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on*, 2011, pp. 1237-1244.
- [17] A. Lipowski and D. Lipowska, "Roulette-wheel selection via stochastic acceptance," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 391, pp. 2193-2196, 2012.
- [18] S. Pang, T. Ma, and T. Liu, "An improved ant colony optimization with optimal search library for solving the traveling salesman problem," *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, vol. 12, pp. 1440-1444, 2015.
- [19] E. Zheleva and L. Getoor, "To join or not to join: the illusion of privacy in social networks with mixed public and private user profiles," in *Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, 2009, pp. 531-540.

راندمن را داشته‌اند و معیار آدامیک آدار که ضعیف ترین نتایج را ارائه داد، می‌باشد.

جدول (۳): نتایج اجرای الگوریتم روی مجموعه داده فلیکر با معیارهای شباهت

محلی ذکر شده در مقاله

LocalSimilarity	Algorithm	50%	67%	75%	80%
معیار آدامیک آدار Adamic/Adar	FG	0.16	0.21	0.29	0.46
	MACST	0.13	0.19	0.27	0.50
	Our Algorithm	0.20	0.22	0.30	0.60
ضریب جاکارد Jacard	FG	0.19	0.23	0.34	0.62
	MACST	0.15	0.22	0.32	0.48
	FGMACST	0.14	0.25	0.36	0.69
اندیس ترفیع هاب HPI	FG	0.19	0.25	0.35	0.54
	MACST	0.10	0.18	0.40	0.62
	FGMACST	0.23	0.26	0.36	0.69
اندیس فشرده هاب HDI	FG	0.19	0.29	0.35	0.57
	MACST	0.15	0.34	0.32	0.58
	FGMACST	0.23	0.30	0.36	0.69
معیار ضرب پیوند PW	FG	0.23	0.34	0.41	0.75
	MACST	0.18	0.27	0.39	0.74
	FGMACST	0.28	0.31	0.43	0.72
معیار مجموع پیوند SW	FG	0.23	0.31	0.42	0.65
	MACST	0.18	0.27	0.39	0.7
	FGMACST	0.28	0.31	0.44	0.84

۷- مراجع

- [1] S. Haag, M. Cummings, and J. Dawkins, "Management information systems," *Multimedia systems*, vol. 279, pp. 280-297, 1998.
- [2] J. Neville and D. Jensen, "Iterative classification in relational data," in *Proc. AAAI-2000 Workshop on Learning Statistical Models from Relational Data*, 2000, pp. 13-20.
- [3] S. A. Macskassy and F. Provost, "A simple relational classifier," *DTIC Document* 2003.
- [4] S. Chakrabarti, B. Dom, and P. Indyk, "Enhanced hypertext categorization using hyperlinks," in *ACM SIGMOD Record*, 1998, pp. 307-318.
- [5] S. Bhagat, I. Rozenbaum, and G. Cormode, "Applying link-based classification to label blogs," in *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis*, 2007, pp. 92-101.

^{۱۱} Xiaohua Xu

^{۱۲} Huan Xu

^{۱۳} Jacarad's Coefficient(JC)

^{۱۴} Adamic/Adar Index(AA)

^{۱۵} Hub Promoted Index(HPI)

^{۱۶} Hub Depressed Index(HDI)

^{۱۷} Edge Weight(EW)

^{۱۸} Heuristic value

^{۱۹} Elena Zheleva

^{۲۰} Lise Getoor

^۱ Neville

^۲ Jensen

^۳ Provost

^۴ Macskassy

^۵ K-Nearest Neighbor(KNN)

^۶ Bhagat

^۷ Chakrabarti

^۸ Random Walk

^۹ Zhou

^{۱۰} Huan Xu