

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

احمد رهنمازاده^۱، محمدرضا میبدی^۲ و مسعود طاهری^۳ کدخداد

^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.
mameybodi@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 متند 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 پیش‌بینی برخی پیوندهای جدید بهبود قابل توجهی در دقت الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های گراف عامل، ارائه شده توسط هوان سو و همچنین کلونی مورچگان زایاهوسو دارد.

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

تحلیل شبکه‌های اجتماعی جهت و قدرت ارتباطات را به دقت مورد بررسی قرار می‌دهد. از جمله موضوعات تحلیل شبکه‌های اجتماعی

- مقدمه

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 (ستنی) 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]. ماسکیکازی^۳ و پرووست^۴ بر پایه روش نزدیکترین k-همسایه^۵ و با استفاده از میانگین وزنی احتمالات در همسایگی و انجام رای‌گیری روشی ارائه داده بودند[3]. باگات^۶ و

در شبکه می شود. Y_L مجموعه برچسبهای موجود و W ماتریس وزن که می تواند بیانگر میزان شباهت گرههای 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 گرهها 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 نод 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 w_i ویژگی

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

عامل ارتباط ۲ ($h(y_i, y_j)$: نشانه هنده 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 چاکرایاتی^۷ نیز بدليل دقت بالای استفاده از همسایگی از روش KNN بهره برندند[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، زایاهوسو^{۱۱} و همکاران نیز از مدل کلونی مورچه چند گانه استفاده نمودند. در مقاله زایاهوسو 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 متند 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، $G = (V_L, E, Y_L, W)$ نمایش می دهیم. که در آن V_L بیانگر مجموعه گره های دارای برچسب و Y_L مجموعه گره های بدون برچسب می باشند 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 زمرة 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 [14-12] 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).

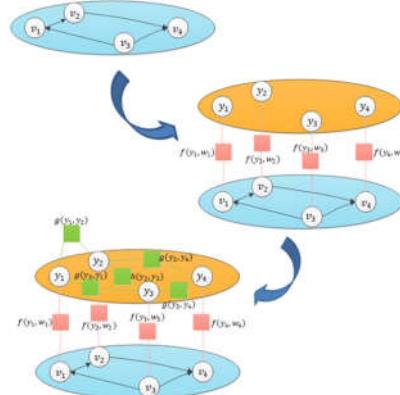
$$HDI(x,y) = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)| / \max(|\Gamma(x)|, |\Gamma(y)|) \quad (5)$$

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 $(y_i) N$ همسایگان y_i می‌باشند که ارتباط غیر مستقیم با y_j دارند و α ضریب ثابتی است که در این مقاله برابر ۰.۱ 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 برچسب خورده به عنوان لانه با فرمون منحصر به فرد و گرههای برچسب 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 گنجنگد. در نهایت هر لانه فرمون بیشتری بر روی منبع غذایی گذاشته باشد پیروز شده و برچسب 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

۴-۲-۴- توصیف کلی از الگوریتم پیشنهادی

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

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. Crawle 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

۴-۲-۴- تعریف ماتریس فرمون

در مطالعه ما زیر ماتریس مقداردهی اولیه فرمون ها را به صورتی تعریف می نماییم که در آن هر بردار ستونی تجمع فرمون یک لانه روی همه منابع غذایی فرض می شود. به عنوان مثال اگر τ_{il}^t بردار ستونی مربوط به لانه i ام در تکرار t ام باشد، $\tau_{il}^t(j, l)$ میزان فرمون مربوط لانه i در راس j ام می باشد البته در تکرار t ام در واقع ماتریس فرمون روی ستون ها، فرمون لانه ها را دارد و روی سطرها اندیس منابع غذایی را به عبارتی Tij بیانگر میزان فرمون از نوع لانه j ام روی منبع غذایی i ام را نمایش می دهد.

از آنجا که مورچه های لانه های مختلف ممکن است فرمون های متفاوتی را به رئوس اتصال نمایند، در زمان انتخاب هدف بعدی نه تنها نوع فرمون کلاس خود او را جذب می کند، بلکه فرمون سایر کلاس ها نیز او را دفع می کنند. به همین منظور ماتریس فرمون توسط روش نمایش داده شده در رابطه (۱۰) نرمال سازی می شود.

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

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

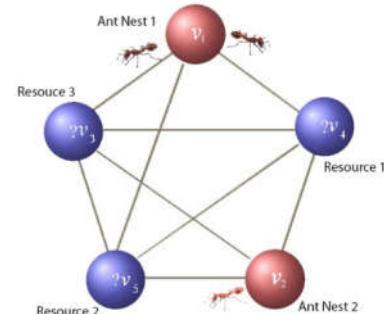
$$w(x) = \frac{1}{\sqrt{1+\Gamma(x)}}, w(y) = \frac{1}{\sqrt{1+\Gamma(y)}} \quad (6)$$

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

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

در این تحقیق برای ساخت ماتریس گذار P از شباهت میان گره ها با استفاده از هفت معیار تعریف شده فوق استفاده می نماییم. 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 می شکنیم. تعداد این زیر گراف ها برابر تعداد لانه ها می باشد(گره های بر جسب دار). برای هر زیر گراف یک کلونی با فرمون منحصر به فرد خود در نظر گرفته می شود.

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



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

۴-۲-۴- قدم زنی کلونی مورچه چندگانه

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

۴-۲-۶-قانون بروز رسانی فرمان

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

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

۵-مجموعه داده

مجموعه داده فلیکر برای آزمایش و مقایسه روش‌های ارائه شده با روش‌های قبلی مورد استفاده قرار می‌گیرد. اطلاعات جزئی در خصوص این دیتابست آموزشی در جدول (۱) دیده می‌شود. این مجموعه داده توسط النا ژلوا^{۱۹} و لیزا گتور^{۲۰} از شبکه اجتماعی فلیکر استخراج شده است [۱۹].

:)

نام	تعداد گره	تعداد کلاس
فلیکر	۱۴۴۵۱	۵۵

۶-آزمایشات و نتایج

در ادامه نتایج بدست آمده روی مجموعه داده فلیکر با معیارهای شبهات بیان شده در بخش (۴-۱) به تفصیل آورده می‌شود. نتایج نشان از بهبود عملکرد الگوریتم‌های پیشنهادی می‌دهد. اسامی مختصر استفاده شده به منظور معرفی الگوریتم‌های پیشنهادی و استفاده در منحنی‌های نتایج در جدول شماره (۲) دیده می‌شود.

جدول (۲): اسامی مختصر الگوریتم‌های پیشنهادی

نام اختصاری	نام کامل
FG	الگوریتم گراف عامل (هوان سو)
MACST	الگوریتم کلونی مورچگان (زایاهوسو)
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 فرمان و قبل از مرحله بعدی قدم زنی کلونی صورت می‌پذیرد، و پس از مراحل زیاد قدم زنی کلونی ما فکر می‌کنیم یکی از انواع فرمان از یک لانه معین روی هر راس سلط دارد. لذا انتخاب این راس برای سایر مورچه‌ها غیر محتمل به نظر می‌رسد.

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 دوره‌گرد از معکوس زوج برای مقادیر هیوریستیک استفاده می‌شود [۱۸]. در این روش مقادیر هیوریستیک را تابعی نمایی با پارامتر β بر حسب وزن یال ارتباطی میان دو گره در نظر می‌گیریم. مقدار پارامتر β در این مقاله برابر ۰,۵ فرض می‌شود.

۴-۲-۴-قوانين بروز رسانی ماتریس گذار

درنهایت مورچه‌ها مسیرشان را بر پایه مقدار ترکیبی قدرت دنباله فرمان و مقدار هیوریستیک تعیین می‌کنند. به طور جزئی یک زوج راس داده شده است. احتمال یکپارچه برای تأمین مرحله مورچه‌ها برای حرکت از راس یک به راس دو بصورت رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود.

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

۴-۲-۵-قدم زنی یک لانه تنها

در هر مرحله قدم زنی هر لانه بطور پیوسته مورچه‌هایی را برای ماموریت می‌فرستد. الگوریتم با یک درخت از راس لانه آغاز می‌شود، و بطور مداوم با افزایش یک لبه در هر بار ادامه می‌یابد، تا زمانیکه همه رئوس بدون برچسب را پوشش دهد. این قدم زنی تصادفی روی یک لانه شبیه الگوریتم یافتن درخت پوشای ماکریم 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. Lu, 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.

راندمان 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 Document2003.
- [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