

یافتن کلیک وزن دار بیشینه با استفاده از اتاماتای یادگیر سلولی

فرناد بزرگی^۱، علیرضا رضوانیان^۲ و محمدرضا میبیدی^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، قزوین، ایران F_bozorgi@qiau.ac.ir
^۲ دانشجوی دکتری، آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، a.rezvaninan@aut.ac.ir
^۳ استاد تمام، آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، mmeybodi@aut.ir

می‌شود، که به هر راس آن یک وزن اختصاص می‌یابد. این وزن می‌تواند فاصله، نوع ارتباطات، ترافیک یا هر چیز دیگری تعریف شود. به طوری که $V \subseteq \{v_1, \dots, v_j\}$ مجموعه رئوس، $E = \{e_1, \dots, e_k\} \subseteq V \times V$ مجموعه یال‌های گراف و W وزن مربوط به راس در مجموعه اعداد حقیقی است. کلیک‌ی با حداکثر وزن از میان تمام کلیک‌های موجود را کلیک با وزن بیشینه گویند که آن را می‌توان به صورت کلیک کاندید γ^* در نظر گرفت و نشان داد، که به ازای هر γ داریم $W(\gamma^*) \geq W(\gamma)$. به طوری که در حالتی که وزن‌ها بر روی رئوس باشند: $W(\gamma) = \sum_{i \in \gamma} w_i$ که به کلیک‌ی با حداکثر وزن رئوس^۴ اطلاق می‌شود $[V], [A]$.

الگوریتم مبتنی بر کلونی مورچه (روشی که برای یافتن کلیک بیشینه از یک کلیک خالی شروع و در هر مرحله راسی را به کلیک اولیه می‌افزاید) را پیشنهاد کرده‌اند [۹]، همچنین [۱۰] (الگوریتم جستجوی محلی و واکشی‌دار^۵) بر پایه‌ی جستجوی ممنوعه که بر اصل جریمه دهی استوار است، معروف به RLS را ارائه کرده‌اند.

در این مقاله، الگوریتمی مبتنی بر اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم برای حل مسئله کلیک وزن دار بیشینه پیشنهاد می‌گردد. الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های ارائه شده در [۱۱] مقایسه می‌گردد. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی نتایج بهتری را تولید می‌کند. ادامه مقاله به این صورت سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲ به معرفی اجمالی اتاماتای یادگیر سلولی و اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم می‌پردازیم. در بخش ۳ الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم شرح داده می‌شود و در بخش ۴ الگوریتم ارائه شده با الگوریتم‌های [۱۱] مقایسه می‌گردد. بخش نهایی مقاله نتیجه‌گیری است.

چکیده- در این مقاله، الگوریتمی مبتنی بر اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم برای حل مسئله کلیک وزن دار بیشینه پیشنهاد می‌گردد. در الگوریتم پیشنهادی، برای ساخت اتوماتون‌های یادگیر معادل با گراف وزن دار و بدون جهت G ، به ازای هر رأس معادل با آن یک اتوماتون یادگیر سلولی در نظر گرفته می‌شود، که هر سلول آن مجهز به یک اتوماتون یادگیر است و در ابتدا احتمال انتخاب اقدام هر یک از اتوماتون‌های یادگیر به طور مساوی مقداردهی می‌شود. در مراحل بعدی بردار احتمال با توجه به الگوریتم یادگیری برونزسانی می‌شود. در این مسئله فرض بر این است که وزن‌ها بر روی رئوس قرار می‌گیرند. بر اساس نتایج مقایسات انجام شده، الگوریتم پیشنهادی نتایج قابل قبولی را ارائه می‌دهد.

کلمات کلیدی- اتاماتای یادگیر سلولی، اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم، اقدام، گراف وزن دار

۱- مقدمه

مسئله کلیک به عنوان یکی از مسائل بنیادی در نظریه گراف و این مسئله جزء مسائل NP-کامل است که در کاربردهای مختلف مهندسی مورد استفاده قرار گرفته است و برای حل آن الگوریتم‌های متعددی توسط محققین ارائه شده است [۱]. یکی از زیرگراف‌های مهم در گراف، کلیک بیشینه است که به عنوان یکی از مسائل کلاسیک در نظریه گراف شناخته می‌شود. کلیک بیشینه امروزه در طیف وسیعی از کاربردها مانند شبکه‌های موردی متحرک^۱ [۲]، توصیه فروش^۲ [۳]، بیوانفورماتیک^۳ [۴]، شناسایی الگو^۵ [۵] و آنالیز شبکه‌های اجتماعی^۶ [۶] مورد استفاده قرار می‌گیرد و راهکارهای متنوعی جهت حل و بهینه کردن آن ارائه شده است.

به طور کلی در دنیای واقعی مسائل زیادی با گراف وزن دار مطرح می‌شود، یک گراف وزن دار به صورت $G = (V, E, W)$ نشان داده

¹ Mobile Adhac Network

² Shopping Recommendation

³ Bioinformatics

⁴ Pattern Recognition

⁵ Social Networks Analysis

⁶ Maximum Vertex Weighted Clique (MVWC) problem

⁷ Reactive

۲- اتاماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی^۸، یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی با اجزای ساده است، بطوری‌که رفتار هر جزء براساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزای ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر رفتار پیچیده‌ای از خود نشان می‌دهند، بنابراین از آن می‌توان در مدل‌سازی بسیاری از مسائل بهره برد. این مدل در [۱۲] بصورت ریاضی مورد تحلیل قرار گرفته و رفتار همگرایی آن مطالعه شده است. هر اتاماتای یادگیر سلولی، از یک اتاماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتاماتای یادگیر مجهز است که حالت این سلول را مشخص می‌سازد. قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتاماتا در سلول باید پاداش داده شود و یا اینکه جریمه شود. دادن پاداش و یا جریمه باعث به هنگام رسانی ساختار اتاماتای یادگیر سلولی به‌منظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد. ایده اصلی اتاماتای یادگیر سلولی، که زیر مجموعه‌ای از اتاماتای یادگیر سلولی تصادفی محسوب می‌شود، استفاده از اتاماتای یادگیر برای محاسبه احتمال انتقال حالت در اتاماتای سلولی تصادفی است.

۱-۲- اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم

اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم [۱۳]، یک اتاماتای یادگیر سلولی است با حذف این محدودیت که اتاماتای یادگیر سلولی در این نوع، دارای ساختار شبکه‌ای نیست. این نوع اتاماتای یادگیر سلولی، برای کاربردهایی مثل شبکه‌های حسگر بیسیم، سیستم‌های شبکه‌ای آزاد و کاربردهای مبتنی بر گراف که بر اساس یک شبکه‌ی مستطیلی نمی‌توانند مدل شوند، بسیار مؤثر است. یک اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم، به‌صورت یک گراف بدون جهت تعریف می‌شود، بطوری‌که هر رأس آن متناظر با یک سلول است که دارای یک اتاماتای یادگیر است. اتاماتای یادگیر که در هر سلول وجود دارد، حالت (عمل) آن سلول را بر اساس بردار احتمال عمل مربوط به آن سلول، تعیین می‌کند. شبیه اتاماتای یادگیر سلولی، قانونی وجود دارد که اتاماتای یادگیر سلولی نامنظم، تحت آن عمل می‌کند و قانون اتاماتای یادگیر سلولی و اعمال انتخاب شده بوسیله‌ی اتاماتاهای یادگیر همسایه برای یک اتاماتای یادگیر خاص، بردار احتمال اعمال مربوط به آن اتاماتای یادگیر را بروز می‌کند.

۳- الگوریتم پیشنهادی

۱-۳- ساخت اتوماتون‌های یادگیر سلولی

جهت نگاشتن یک گراف به اتوماتای یادگیر سلولی، از اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم با ساختار متغیر استفاده می‌کنیم و برای ساخت اتوماتون‌های یادگیر معادل با گراف وزن‌دار و بدون جهت G ، به ازای هر رأس معادل با آن یک اتوماتون یادگیر سلولی در نظر گرفته می‌شود، که هر سلول آن مجهز به یک اتوماتون یادگیر است. اتوماتای یادگیر در هر سلول از نوع LRP با ضریب پاداش و جریمه 0.1 است. تعداد اقدام هر یک از اتوماتون‌های یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی i برابر درجه‌ی نود i در گراف است و هرکدام از اقدام‌ها که به صورت $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k\}$ نشان داده می‌شود، برای اتاماتای یادگیر برابر با انتخاب یکی از رئوس در نظر گرفته می‌شوند. سیگنال تقویتی β تابعی متناظر با پیدا کردن کلیک وزن‌دار بیشینه را بررسی می‌کند. وضعیت CLA هم به صورت یک رشته از اعداد مشخص شده که مشخص کننده کلیک است و در تمام CLA ها همه اتاماتاهای به طور همزمان فعالیت می‌کنند. در ابتدا احتمال انتخاب اقدام هر یک از اتوماتون‌های یادگیر مساوی و برابر یک تقسیم بر تعداد گره‌های همسایه است، به این صورت که احتمال اقدام‌های اتوماتون‌های یادگیر بر روی یال‌ها قرار می‌گیرد. در مراحل بعدی بردار احتمال با توجه به الگوریتم یادگیری برون‌رسانی می‌شود. در ابتدا می‌بایست برای هر اتوماتون یادگیر مقادیر اولیه‌ای به هر احتمال اقدام تخصیص داد، حال با در نظر گرفتن گراف $G = (V, E, W)$ بردار احتمال به صورت $P_i(n)$ نشان داده می‌شود که n برابر شماره تکرار الگوریتم است، بنابراین $p_i(1)$ برابر بردار احتمال اولیه راس i ام است. مقدار بردار احتمال اولیه در جاهایی که بین رأس i ام و j ام یالی وجود دارد برابر $1/D_i$ و در غیر اینصورت برابر صفر است، به طوری که D_i برابر درجه راس i ام است.

۲-۳- پیدا کردن کلیک توسط اتوماتون‌های یادگیر

پس از ساخته شدن اتوماتون‌های یادگیر در این مرحله نحوه جستجوی کلیک با وزن بیشینه ارائه می‌شود. هر سلول در اتوماتای یادگیر سلولی با سلول دیگر همسایه است اگر و تنها اگر بین راس متناظر با آن سلول در گراف مساله با راس متناظر با سلول دیگر، یالی وجود داشته باشد و یا به عبارت دیگر مجاور باشد (قانون همسایگی). در طول اجرای الگوریتم هر اتوماتای یادگیر به طور همزمان و متناسب با بردار احتمال انتخاب عمل خود، یکی از اقدام‌هایش (یکی از همسایه‌ها) را انتخاب می‌نماید و این انتخاب را در رشته خود ذخیره می‌کند، اگر وزن رشته ایجاد شده بزرگترین وزن را در میان تمام رشته‌های هم طول تولید شده توسط سایر LA ها داشت، این اقدام در رشته ایجاد شده توسط LA باقی می‌ماند

و در غیر این صورت از رشته تولید شده حذف می شود. این کار تا زمانی ادامه پیدا می کند که دیگر انتخابی برای LAها باقی نماند، یا رشته ها از یک دیگر تغییری نداشته باشند و یا اینکه تعداد حداکثر حلقه داخلی فرا برسد. لازم به ذکر است اگر یک LA اقدامی را انتخاب می کند و آن را در رشته خود قرار می دهد اقدام هایی که با گره متناظر با این اقدام همسایه نیستند از لیست اقدام های مجاز این LA حذف می شوند (احتمال آنها در بردار احتمال برابر صفر می شود). این موضوع باعث می شود که رشته انتخابی توسط هر LA همواره کلیک باقی بماند.

۳-۳- بروزرسانی بردار احتمالات

در این مرحله بر اساس قوانین تعریف شده برای CLA پاداش یا جریمه تعیین شده و اتوماتای یادگیر بردار احتمال انتخاب عمل خود را متناسباً بروز می نماید. پس از تکرار الگوریتم هر کدام از LAها یک رشته تولید کرده اند که این رشته نماینده کلیک است اگر وزن هر رشته از بزرگترین وزن تولید شده توسط همان LA در تکرارهای قبل بزرگتر باشد کلیه اقدام هایی که باعث شده اند این مقدار وزنی حاصل شود پاداش می گیرند و در غیر این صورت اگر وزن رشته کوچکتر از وزن قبلی باشد، کلیه اقدام هایی که باعث شده اند این مقدار وزنی حاصل شود جریمه می شوند. این روند تا زمانی که شرط توقف فرا برسد ادامه پیدا می کند. نحوه گرفتن پاداش و جریمه به صورت زیر در معادله های ۱ و ۲ توضیح داده شده است.

پاسخ مطلوب از محیط:

$$\begin{aligned} P_i(n+1) &= P_i(n) + a[1 - P_i(n)] \\ P_j(n+1) &= (1 - a)P_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (1)$$

پاسخ نامطلوب از محیط:

$$\begin{aligned} P_i(n+1) &= (1 - b)P_i(n) \\ P_j(n+1) &= \frac{b}{r-1} + (1 - b)P_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (2)$$

که در روابط فوق، متغیر r تعداد اکشن های اتوماتای یادگیر، متغیر a به عنوان پارامتر پاداش و متغیر b به عنوان پارامتر جریمه در نظر گرفته می شود. با توجه به مقادیر a و b سه حالت را می توان در نظر گرفت. اگر مقادیر a و b برابر باشند، اتوماتای یادگیر LRP^9 ، چنانچه

b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم LRP^{10} و اگر b صفر باشد، الگوریتم LRP^{11} نامیده می شود.

۴-۳- شرط توقف

شرط توقف میانگین گیری بردار احتمالات است، به این صورت که اگر در یک تعداد گام مشخص، مثلاً ۲۰ گام، میانگین احتمال های الگوریتم بهبودی نداشت، حلقه خارجی این الگوریتم متوقف می شود.

میانگین احتمالات از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$\text{Mean Prob} = \frac{\sum_{i=1}^{n_c} P_{\text{clique}(i)}}{n_c} \quad (3)$$

در معادله (۳)، $P_{\text{clique}(i)}$: جمع احتمال های اقدام های شرکت کننده در تولید کلیک CLA i ام و n_c : تعداد CLAها است.

در پایان هر بار جستجوی کلیک و اجرای یک دور از الگوریتم، کلیک بدست آمده با بهترین کلیک در تمامی تکرارهای الگوریتم تا مرحله جاری از لحاظ وزنی با توجه به حالت وزنی مبتنی بر رأس بر اساس رابطه (۴) مقایسه شده است.

$$W(\gamma) = \sum_{i \in \gamma} w_i \quad (4)$$

به طوری که در معادله (۴)، $W(\gamma)$ مجموع وزنی کلیک کاندید γ و w_i وزن رأس i ام است.

الگوریتم پیشنهادی شامل ۴ مرحله است:

۱. ساخت اتوماتون های یادگیر سلولی
۲. پیدا کردن کلیک توسط هر کدام از اتوماتون های یادگیر با توجه به بردار احتمال اقدام های آنها
۳. بروزرسانی بردار احتمالات (پاداش و جریمه)
۴. بازگشت به مرحله ۲ تا رسیدن به شرط توقف

۴-نتایج شبیه سازی

پس از تفسیر الگوریتم پیشنهادی جهت محاسبه کلیک با وزن بیشینه، حال برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از ۱۲ مجموعه داده ی مختلف پایگاه داده استاندارد DIMACS (از گراف های استاندارد مرکز ریاضیات گسسته و علوم کامپیوتر^{۱۲}) استفاده شده است. با توجه به این نکته که این دادگان غیر وزن دار هستند جهت ارزیابی می بایست آنها را به گراف های

¹⁰ Linear Reward Epsilon Penalty

¹¹ Linear Reward Inaction

¹² Center for Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science

Brock200-4	2107	2107	2107	2107
DSJC500.5	1725	1725	1725	1725
Hamming8_4	1472	1472	1472	1472

همان طور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی برای دیتاست‌های C250.9, C500.9, MANN_a27 و p_hat700-2 دارای حداکثر وزن بالاتری نسبت به الگوریتم‌های SSDALW و MSDALW است.

در ارزیابی دوم جهت نشان دادن توانایی الگوریتم پیشنهادی، متوسط وزن بدست آمده برای ۳۰ تکرار مجزا، انحراف معیار برای بهترین وزن‌های کلیک‌ها و همچنین زمان اجرای الگوریتم در اجراهای مجزا محاسبه شده است در جدول (۲)، میانگین و انحراف معیار به ترتیب به صورت $\mu \pm \sigma$ گزارش شده است. در این جدول در ستون اول نام دادگان استاندارد، در ستون دوم برای الگوریتم پیشنهادی به ترتیب زمان اجرا بر حسب ثانیه و میانگین وزن کلیک بدست آمده ذکر شده است، در ستون سوم و چهارم نیز به همین ترتیب زمان اجرا و میانگین وزن کلیک برای الگوریتم‌های SSDALW و MSDALW آورده شده است.

جدول ۲: مقایسه متوسط وزن، انحراف معیار و متوسط زمان برای الگوریتم‌های MSDALW، SSDALW، MCPCLAW

Graph	MCPCLAW		SSDALW		MSDALW	
	Time $\mu \pm \sigma$	Weight $\mu \pm \sigma$	Time $\mu \pm \sigma$	Weight $\mu \pm \sigma$	Time $\mu \pm \sigma$	Weight $\mu \pm \sigma$
Brock200-2	8±2	1428±0	16±6	1418. 1±16	10±3	1428±0
C125.9	15±7	2522±7	25±11	2504.2±13	19±8	2521.9±8
C250.9	10±4	5035.3±79	17±8	4850.2±99	12±4	5023.2±44
C500.9	44±27	6590±58	58±35	6228.0±124	47±29	6422.5±66
Keller4	4±0	1152.9±0.49	10±.1	1146.5±18	7±0	1152.8±0.5
MANN_a27	64±32	12166±2	87±41	12127. 4±4	71±35	12134.4±5
P_hat300-1	19±6	1057±0	23±12	1056.8±0.7	20±7	1057±0
P_hat300-2	21±9	2481.7±16	25±13	2304. 7±94	22±10	2441.2±38
P_hat700-2	74±40	4990±78	92±56	4637.5±159	80±44	4830.9±99

وزن‌دار تغییر دهیم. این تغییرات بایستی برای گراف‌های وزن‌دار با وزنی معادل با رئوس صورت گیرد. جهت این تبدیل راهکاری توسط پولان [۱۴] ارائه شده است که در این نوشتار به طور مشابه از این روش بهره گرفته شده است. این راهکار به صورتی است که برای گراف‌های وزن‌دار با وزنی بر روی رئوس از رابطه $i \bmod 200 + 1$ جهت ایجاد وزن برای هر راس V_i استفاده شده است. برای الگوریتم پیشنهادی رویکردهای مختلف یادگیری L_{RP} ، L_{REP} و L_{RI} مورد آزمایش قرار گرفته است با توجه به بررسی‌های انجام شده، برای الگوریتم پیشنهادی رویکرد یادگیر L_{RP} از نتایج بهتری برخوردار بود به همین دلیل برای مقداردهی به پارامترهای الگوریتم پیشنهادی از معیار L_{RP} با مقادیر پاداش و جریمه به میزان ۰.۱ استفاده شده است. مقادیر پاداش و جریمه بر اساس آزمون و خطا، این مقدار در نظر گرفته شده است. الگوریتم پیشنهادی به تعداد تکراری برابر ۱۰۰۰ و در ۳۰ اجرای مجزا صورت پذیرفته است. در الگوریتم پیشنهادی جهت ارزیابی نتایج در حالتی که وزن‌ها بر روی رئوس قرار دارند، الگوریتم پیشنهادی با [۱۱] مقایسه شده است.

در اولین آزمایش ابتدا ارزیابی‌ها بر اساس وزن موجود بر روی رئوس انجام شده است به طوری که محاسبه بهترین وزن از لحاظ اندازه، متوسط وزن و انحراف معیار وزن‌های بدست آمده به ازای تکرارهای مجزا نشان داده شده است. جدول (۱) وزن بیشینه بدست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی (MCPCLAW) را در مقایسه با وزن بیشینه واقعی و الگوریتم‌های MSDALW، SSDALW نشان می‌دهد همانطور که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های SSDALW، MSDALW دارای نتایج مطلوب‌تری است.

جدول ۱: مقایسه نتایج حداکثر وزن الگوریتم پیشنهادی MCPCLAW با

الگوریتم‌های MSDALW، SSDALW

	Global Weight	MCPCLAW	SSDALW	MSDALW
Graph	Best Weight	Max Weight	Max Weight	Max Weight
Brock200-2	1428	1428	1428	1428
C125.9	2529	2529	2529	2529
C250.9	5092	5072	5060	5060
C500.9	6955	6755	6493	6579
Keller4	1153	1153	1153	1153
MANN_a27	12281	12180	12139	12145
P_hat300-1	1057	1057	1057	1057
P_hat300-2	2487	2487	2487	2487
P_hat700-2	5290	5026	5020	5012

[7] Y. Xu-Hua, J. Feng-Ling, C. Sheng-Yong, and W. Wan-Liang, "Modeling evolution of weighted clique networks," *Communications in Theoretical Physics*, vol. 56, p. 952, 2011.

[8] X. Dolgui, A. Kovalyov, "Combinatorial design of a minimum cost transfer line," *Journal Omega*, Elsevier, Vol. 40, pp.31-41, January 2012.

[9] C. Solnon, S. Fenet, "A study of Aco capabilities for solving the maximum clique problem," *Journal of Heuristics*, Vol. 12, pp.155-180, May 2006.

[10] R. Battiti, M. Protasi, "Reactive local search for the maximum clique problem," *Journal Algorithmica*, Springer, Vol. 29, pp.610-637, December 2001.

[۱۱] محمد سلیمانی پوری "حل تقریبی مسئله دسته ماکزیمال در شبکه‌های پیچیده با استفاده از اتوماتای یادگیر" پایان‌نامه، دانشگاه برق، رایانه، فناوری اطلاعات، گروه کامپیوتر، بهار ۱۳۹۲.

[12] H. Beigy, M.R. Meybodi, "Cellular learning automata with multiple learning automata in each cell and its applications," *IEEE Transactions on*, Vol.40, pp.54-65, Feb 2010.

[13] M. Asnaashari, MR. Meybodi, "Irregular Cellular Learning Automata and Its Application to Clustering in Sensor Networks," *Proceedings of 15th Conference on Electrical Engineering (15th ICEE)*, Vol. on Communication, 2007.

[14] W. Pullan, "Approximating the maximum vertex/edge weighted clique using local search," *Journal of Heuristics*, vol. 14, pp. 117-134, 2008.

Brock200-4	12±8	2105±13	20±13	2034.8±49	13±9	2101.9±8
DSJC500.5	28±11	1703.8±20	35±17	1654.6±35	30±12	1697.4±24
Hamming 8_4	9±0	1472±0	12±6	1447.4±18	10±0.1	1472±0

همان‌طور که از نتایج جدول (۲) پیداست، الگوریتم پیشنهادی کاملاً نتایج قابل رقابتی را ارائه می‌دهد، پایین بودن مقدار انحراف معیار حاکی از نزدیکی وزن‌های محاسبه شده است که بیانگر همگرایی الگوریتم به جواب‌های بهتر است و از نظر میانگین وزنی بسیار بهتر از الگوریتم‌های ارائه شده در [۱۱] می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسئله کلیک بیشینه مورد بررسی قرار گرفته شده است و الگوریتمی برای یافتن کلیک بیشینه، مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ارائه گردیده است. در این روش به هر گره از گراف یک اتوماتای یادگیر اختصاص داده شده که نرخ پاداش و جریمه برابر ۰.۱ است. در نهایت جهت مقایسه کارایی، روش ارائه شده را بر روی دادگان استاندارد DIMACS ارزیابی کرده و نتایج الگوریتم پیشنهادی نشان دهنده برتری این الگوریتم نسبت به [۱۱] است.

مراجع

[1] M. Garey, D. Johnson, "Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness," *Journal WH Freeman & Co.*, San Francisco, Vol. 6, pp. 145-159, March 1985.

[2] Q. Chen, Z. M. Fadlullah, X. Lin & N. Kato, "A clique-based secure admission control scheme for mobile ad hoc networks (MANETs)," *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 34, pp.1827-1835, November 2011.

[3] Q. Yang, P. Zhou, H. Zhang & J. Zhang, "Clique Discovery Based on User Similarity for Online Shopping Recommendation," *Information Technology Journal*, Vol. 10, pp.1587-1593, 2011.

[4] D. Fukagawa, T. Tamura, A. Takasu, E. Tomita, & T. Akutsu, "A clique-based method for the edit distance between unordered trees and its application to analysis of glycan structures," *BMC bioinformatics*, Vol. 12, pp.1-13, 2011.

[5] S. Mimaroglu, M. Yagci, "Cliques for combining multiple clusterings," *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, pp.1889-1901, February 2012.

[6] J. Pattillo, N. Youssef, & S. Butenko, "Clique Relaxation Models in Social Network Analysis," in *Handbook of Optimization in Complex Networks*, Vol. 58, pp. 143-162, 2012.