Archive of SID

استنتاج اعتماد در شبکه‌های اجتماعی با ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

مریم فیاض[۱]، دانشجوی کارشناسی ارشد؛ حامد وحدت نژاد[۲]، استادیار؛ مهدی خرد[۳]، دانشجوی دکتری
۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی بیرجند - بیرجند - ایران- maryam_fayaz71@yahoo.com
۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران - vahdatnejad@birjand.ac.ir
۳- دانشکده مهندسی - دانشگاه قم - قم – ایران- ma.kherad2@gmail.com

چکیده: مسأله استنتاج اعتماد در یک شبکه اجتماعی، پیش‌بینی میزان اعتمادی است که یک کاربر می‌تواند نسبت به کاربری که در شبکه اعتماد، به طور مستقیم به وی متصل نیست، داشته باشد. هدف این پژوهش ارائه یک روش استنتاج اعتماد در شبکه اعتماد است. روش‌های قبلی عمدتا محدود به یک نوع شبکه اعتماد هستند و برای شبکه‌های اعتماد مختلف با مقادیر متفاوت اعتماد قابل اجرا نیستند. در این پژوهش از محاسبات نرم و مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی مقادیر اعتماد استفاده شده و برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. یکی از مهم‌ترین مزایای روش پیشنهادی این است که برخلاف روش‌های قبلی، محدود به یک نوع شبکه اعتماد نیست و برای شبکه‌های اعتماد مختلف با مقادیر متفاوت اعتماد نیز قابل اجرا است. در روش پیشنهادی ابتدا از روی شبکه اعتماد، چهار ویژگی پیشنهادی استخراج می‌شود و سپس از روی این ویژگی‌ها و با استفاده از الگوریتم ژنتیک مدل شبکه عصبی آموزش داده می‌شود. روش پیشنهادی بر روی شبکه اعتماد استاندارد اجرا شده و با سایر روش‌های مشابه مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج حاکی از آن است که روش پیشنهادی قادر به استنتاج اعتماد با دقت بالاتری نسبت به روش‌های قبلی است.

واژه‌های کلیدی: استنتاج اعتماد، شبکه اجتماعی، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک.

Trust Inference in Social Networks by Combination of Neural Network and Genetic Algorithm

Maryam Fayyaz[1], MSc student; Hamed Vahdat-nejad[2], Assistant Professor; Mahdi Kherad[3], PhD Student
1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, Islamic Azad University, Birjand, Iran, Email: maryam_fayaz71@yahoo.com
2 -Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran, Email: vahdatnejad@birjand.ac.ir
3- Faculty of Engineering, Qom University, Qom, Iran, Email: ma.kherad2@gmail.com

Abstract: The trust inference problem in a social network is defined as anticipating the trust level that a user can have to another user who is not directly connected to him on the trust network. This research aims to propose a method for trust inference in a trust network. Previous research studies are mainly limited to one type of trust network, and they cannot be used for different trust networks with different values of trust. In this research, soft computing and neural network model are used to predict trust values. To train the neural network system, genetic algorithm is exploited. One of the main advantages of the proposed method is that, unlike previous methods, it is not limited to one type of trust network, and it can also be used for trust networks with different values of trust. In the proposed method, at first four proposed features are extracted from the trust network, and afterward, the proposed neural network system is trained using these features as well as the genetic algorithm. The proposed method is implemented on the standard trust network and is compared with other similar methods. Experimental results indicate that the proposed method is able to produce more accurate results in comparison with previous methods.

Keywords: Trust Inference, Social Network, Neural Network, Genetic Algorithm.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۱۹
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۱۰، ۱۳۹۷/۰۴/۱۲، ۱۳۹۷/۱۱/۲۶و ۱۳۹۸/۰۶/۲۸
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۱/۰۴
نام نویسنده مسئول: حامد وحدت نژاد
نشانی نویسنده مسئول: ایران – بیرجند - انتهای بلوار دانشگاه ـ دانشگاه بیرجند - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

اعتماد همواره به عنوان یکی از ملزومات جدایی ناپذیر در زندگی بشر مطرح بوده است. امروزه نیز اعتماد در دنیای وب عنصر بسیار مهمی است. با حرکت به سمت وب معنایی باید بتوان روش‌هایی برای تولید خودکار اعتماد توسط عامل‌ها ارائه کرد که قادر به نمایش میزان اعتماد و نیز راه رسیدن به این اعتماد باشد. با رشد شبکه‌های اجتماعی و با توجه به اینکه بخش عمده‌ای از تعاملات بین افراد ناشناس صورت می‌گیرد، اعتماد نقش مهمی در شکل‌گیری روابط بین کاربران و تصمیم‌گیری‌های افراد در دنیای مجازی، خصوصاً در شبکه‌های اجتماعی ایفا می‌کند. به طوری که کاربران بر اساس میزان اعتماد خود به کاربران دیگر، اطلاعات خود را به اشتراک گذاشته و یا با تکیه بر اطلاعات فراهم شده توسط کاربران دیگر، تصمیماتی را اتخاذ می‌کنند. در شبکه‌های اجتماعی در واقع با یک گراف روبرو هستیم که راس‌های آن کاربران و ارتباط بین این کاربران یال‌های گراف را تشکیل می‌دهد. موضوع اساسی در هر سیستم مبتنی بر اعتماد در شبکه‌های اجتماعی این است که چگونه به استنباط اعتماد بین مردم که در شبکه به طور مستقیم متصل نیستند برسیم. مثلا اگر A با B و B با C مرتبط است چگونه A می‌تواند به C اعتماد کند.

پژوهش جاری به استخراج روابط و استنتاج اعتماد در یک شبکه اجتماعی، از روی رفتار اجتماعی می‌پردازد. در حقیقت مسأله این پژوهش پیش‌بینی میزان اعتمادی است که یک کاربر می‌تواند نسبت به کاربری که به طور مستقیم به وی متصل نیست، داشته باشد. در روش پیشنهادی از شبکه عصبی به همراه الگوریتم ژنتیک به عنوان یک ابزار قدرتمند استفاده شده است. در روش پیشنهادی برای استنتاج اعتماد، چهار ویژگی از شبکه اجتماعی استخراج می‌شود که در برگیرنده تأثیرات جوانب متفاوت اعتماد بر فرآیند تصمیم‌گیری اعتماد است و سپس مدلی براساس شبکه عصبی برای پیش‌بینی مقادیر اعتماد با توجه به این ویژگی‌ها ایجاد می‌شود. در پایان برای تنظیم وزن‌ها و بایاس شبکه عصبی از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. یکی از مهم‌ترین مزایای روش پیشنهادی این است که برخلاف روش‌های قبلی محدود به یک نوع شبکه اعتماد نیست و برای شبکه‌های اعتماد مختلف با مقادیر متفاوت اعتماد نیز قابل اجرا است. نتایج ارزیابی نیز دقت بالاتر روش پیشنهادی را نسبت به روش‌های BBK [۱] [۱]، میانگین ساده [۲]، TidalTrust [۳]، TISoN [۴] و κ-FuzzyTrust [۵] در تخمین میزان اعتماد نشان می‌دهد به طوری‌که دارای خطای ۱/۱۵ بر روی پروژه اعتماد mindswap [۶] و۱/۴۱ برای داده FilmTrust [۷] است.

در بخش بعدی مفاهیم مسأله استنتاج اعتماد در شبکه اجتماعی آورده شده است. دربخش سوم نیز نحوه ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک بیان می‌شود. در بخش چهارم روش پیشنهادی برای حل مساله استنتاج اعتماد در شبکه اجتماعی ارائه شده است. در بخش پنجم نیز روش پیشنهادی برای شبکه گراف استاندارد پیاده‌سازی شده است. سپس نتایج روش پیشنهادی با روش‌های دیگر مقایسه می‌شود. درنهایت بخش آخر به نتیجه‌گیری و توصیف مسیر آتی تحقیق می‌پردازد.

۲- استنتاج اعتماد در شبکه اجتماعی

شبکه اجتماعی، اصطلاحی است که برای نخستین بار در سال ۱۹۵۴ توسط جان بارنز[۲] که در حوزه‌ی انسان‌شناسی اجتماعی فعالیت می‌کرد، بیان شد [۸]. او تحقیقی در مورد گروه‌های اجتماعی در بخشی از نروژ انجام می‌داد و اصطلاح شبکه اجتماعی را در آن تحقیق برای توصیف رابطه بین انسان‌ها و تحلیل مکانیزم‌های ارتباطی و خصوصا تصمیم-گیری آن‌ها به کار برد. یک شبکه اجتماعی به صورت یک گراف $G = (V,E)$ نمایش داده می‌شود که در آن $V = \{v_1,v_2,v_3,\cdots\}$ مجموعه رئوس و $E = \{e_1,e_2,e_3,\cdots\}$ نشانگر مجموعه یال‌هاست و هر یال یک جفت راس را به هم متصل می‌کند.

افزایش طول مسیر در شبکه‌های اعتماد موجب کاهش میزان اعتماد و افزایش عدم اعتماد می‌شود. مکانیزم استنتاج اعتماد را می‌توان به عنوان الگوریتمی توصیف کرد که با استفاده از روابط اعتماد موجود بین کاربران یک شبکه اجتماعی، میزان قابل اعتماد بودن یک شخص ناشناس را تخمین می‌زند.

در هر یک از مدل‌های محاسباتی مختلفی که تاکنون برای استنتاج اعتماد ارائه شده، مقادیر متفاوتی برای نمایش اعتماد پیشنهاد داده شده است. الساناموني و همکاران[۹] یک مجموعه‌ی گسسته از مقادیر و ژیانک و همکاران[۱۰] یک بازه‌ی عددی پیوسته را به عنوان مقادیر مجاز برای نمایش اعتماد در نظر گرفته‌اند. برای مثال، می‌توان قابلیت اعتماد یک عامل را با استفاده از مجموعه مقادیر گسسته‌ی بسیار معتمد، معتمد، غیرمعتمد و بسیار غیرمعتمد نمایش داد. جوسانگ در [۱۱] و گوها و همکاران [۱۲] بازه‌ی پیوسته‌ی [۱و۰] را به‌عنوان مجموعه مقادیر مجاز برای نمایش مقدار اعتماد انتخاب کرده‌اند. گلبک [۳] نیز هم بازه‌ی پیوسته‌ی [۱۰و۰] و هم مقادیر گسسته‌ی دودویی ۰ و۱ را در نظر می‌گیرد.

مدل‌هایی که از ساختار شبکه اجتماعی بهره‌برداری می‌کنند به طور ویژه بر مبنای مفاهیم اعتماد وب[۳] یا دوست دوست[۴] [۱۳] هستند. جوسنگ[۵] [۱۱] علاوه بر ارائه منطقی به نام منطق ذهنی، برای حساب عقاید از جمله ترکیب آنها، الگوریتمی هم برای پیمایش گراف‌های اعتماد و استنتاج از آنها ارائه کرده است. از آنجا که در منطق ذهنی دو عملگر کاهش و توافق در ترکیب عقایدِ به ترتیب طولی و موازی نسبت به هم خاصیت توزیع‌پذیری ندارند و وی از این دو عملگر در ترکیب اعتمادهای موجود در گراف اعتماد استفاده می‌کند؛ او استنتاج اعتماد را در زیر گرافی از گراف اعتماد انجام می‌دهد که بتوان آن را به شکل بسته و توزیع نشده‌ای که خود تعریف کرده است، نشان داد. گرافی که بتوان آن را به این شکل ساخت یافته نمایش داد، گراف کانونی نامیده می‌شود. او برای پیدا کردن زیرگراف کانونی بهینه که دقیق‌ترین استنتاج اعتماد را منجر می‌شود یا زیرگراف کانونی نزدیکِ بهینه، الگوریتم یافتن گراف

www.SID.ir

Archive of SID

کانونی[۶] را ارائه کرده است که بر اساس کنارهم قراردادن مسیرهای موجود از مبدأ به مقصد در گراف عمل می‌کند.

مدل TidalTrust توسط گلبک[۷] در سال ۲۰۰۵ پیشنهاد شده است[۳]. این روش ارزش اعتماد را با اعدادی در محدوده صفر تا ۱۰ بررسی می کند. این مدل ساده است و پیچیدگی کم آن اجازه مقیاس پذیری بالا در کاربردها را می‌دهد. در این الگویتم ارزش‌های اعتماد از طریق مسیرهای کوتاه تر در نظر گرفته می‌شود، در نتیجه فقط کوتاه ترین مسیر از منبع به مقصد بررسی می‌شود. بسیاری از الگوریتم‌ها برای استنتاج اعتماد به این الگوریتم اشاره می کند. این رویکرد بر مبنای این قضیه است که نزدیکان دسته‌بندی‌های اعتماد بالاتر احتمالاً درباره قابلیت اعتماد شخص ثالث با هم توافق دارند، بنابراین، برای دسته‌بندی اعتماد ثابت، مسیرهای کوتاهتر میانگین تفاوت پایین‌تری دارند و دسته بندی‌های اعتماد بالاتر میانگین تفاوت پایین‌تری دارند. این مدل با معادله توصیف تساوی ارزش با استفاده از میانگین وزنی کار می‌کند:

$$t_{is} = \frac{\sum_{j \in N(i)} \begin{pmatrix} t_{js} * t_{ij} & if & t_{ij} \geq t_{js} \\ {t_{ij}}^2 & if & t_{ij} < t_{js} \end{pmatrix}}{\sum_{j=0}^{n} t_{ij}} \qquad (۱)$$

که در آن t_{is} اعتماد گره i به گره‌های غیرمجاور است و j مجموع همه همسایگان i است. این فرمول اجازه می‌دهد تا یک مقیاس درجه‌بندی به طور مداوم مورد استفاده قرار گیرد. این می‌تواند به عنوان یک مدل محلی توزیع اعتماد طبقه‌بندی شده در یک محیط توزیع شده مانند وب معنایی استفاده شود. اگر چه اعتماد تخمین زده شده همیشه محافظه کارانه باقی می‌ماند، اما اعتماد بین دو گره به فاصله حتی چهار سطح هنوزهم به اندازه کافی بالا می‌باشد.

دو الگوریتم دیگر به نام الگوریتم اعتماد دودویی و TrustMail توسط گلبک و همکاران [۱۴] با هدف توسعه روش‌های بهره‌وری و درستی استنباط با استفاده از روابط اعتماد ساختار و رأی اعتماد در درون یک شبکه اجتماعی ارائه شده است. آنها بر اساس واگذاری اعتماد دودویی کار می‌کنند و نتایج را در ایمیل‌های آزمایشی برنامه مشتری وارد می‌کنند.

زیگلر و لائوسن[۸][۱۵]رویکردی به نام Appleseed، برای ایجاد ماتریس اعتماد گروه در زمینه وب معنایی مطرح کرده‌اند. این رویکرد نیاز به کشف نمودار اعتبار جهانی را در اکثر موارد حذف می‌کند و به کاهش پیچیدگی محاسبه‌ای بوسیله محدودکردن قلمرو محاسبه برای نمودار اعتماد کاهش یافته کمک می‌کند.

کاتر[۹] و همکاران [۱۶] براساس اطلاعات فراهم شده از زنجیره‌ها یا کانال‌های اجتماعی متفاوت بر اعتماد متمرکز هستند. آنها روش SUNNY را ارائه کرده‌اند که در واقع یک الگوریتم استنتاج اعتماد در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از مدل احتمالاتی ضریب اطمینان است. این روش تخمینی از اعتماد را برای تنها آن دسته منابع اطلاعاتی با تخمین اطمینان بالا محاسبه می‌کند و صرف‌نظر از طول مسیر، برای رسیدن به اعتماد به دقت بالاتر تخمین می‌زند.

کیم و هان[۱۰] [۱۷] روشی برای استنتاج اعتماد بین کاربران در شبکه های اجتماعی مبتنی بر وب، با استفاده از منطق فازی پیشنهاد می کند. از منطق فازی برای پی بردن به ارزش های درستی درمقایسه با سایر فاکتورها استفاده شده و سه توصیف‌گر فازی اعتماد (صحت) اتصال مستقیم، فاصله و میانگین اعتماد را برای ایجاد رویکردی برای استنتاج اعتماد در نظر گرفته شده‌اند. این مدل بر روی یک شبکه واقعی مورد بررسی قرار نگرفته است.

مای و همکاران [۱۸] برای پیدا کردن مسیرهای استنتاج اعتماد، الگوریتم کلونی مورچه ها به کار برده‌اند. برای جستجوی مسیر استنتاج اعتماد، ابتدا با استفاده از روش تشخیص جوامع قابل اعتماد، کاربران خوشه بندی می‌شوند و سپس با در نظر گرفتن خوشه‌ها به عنوان کلونی‌های مختلف، بهینه سازی کلونی مورچه‌ها به منظور پیدا کردن مسیر استنتاج اعتماد بهینه انجام می‌شود. از معایب این مقاله این است که روابط اعتماد دودویی هستند و تنها با دو مقدار ۱ و ۱- بیان شده است که در شبکه‌های اجتماعی به دلیل مقیاس بزرگ آنها مناسب نیست و مقادیر اعتماد دودویی تفاوت بین کاربران شبکه‌های اجتماعی را در نظر نمی‌گیرد.

شاکری و قائمی [۱۹] یک مدل لایه ای سیستم مدیریت استنتاج اعتماد مبتنی بر اطمینان ارائه کرده‌اند. دراین مدل فرض شده است که هر موجودیت یک سیستم مدیریت اعتماد را اجرا می‌کند. چنین سیستمی وظایف مختلفی را برعهده دارد که برخی از آنها مانند جمع‌آوری اطلاعات اعتماد، تخمین اعتماد و استخراج ویژگی به صورت داخلی انجام می‌گیرد و برخی دیگر مانند مبادله اطلاعات یا نظرات اعتماد با سیستم های افراد دیگر جامعه به ارتباط و همکاری با دیگران نیاز دارد. هدف از مدل پیشنهادی، تبیین وظایف سیستم در سطوح مختلف در قالب یک ساختار لایه‌ای و مشخص کردن وظایف هر لایه و ارتباطات بین لایه‌هاست.

چن و همکاران [۵] روش κ-FuzzyTrust ارائه کرده‌اند که یک روش استنتاج اعتماد برای شبکه‌های اجتماعی موبایل با مقیاس بزرگ است. در این روش از یک گراف اجتماعی ضمنی فازی برای درک بهتر اعتماد بین کاربران موبایل استفاده می‌شود و ساختارهای خوشه فازی با استفاده از الگوریتم FuzzyDetecting برای درجه فازی k تشخیص داده می‌شود. سپس ویژگی‌های مهم شبکه اجتماعی را بررسی می‌کند و یک زمینه اعتماد تلفن همراه بر اساس دو جنبه ایجاد می کند: ویژگی‌های ایستا و الگوهای رفتاری پویا، مانند مشخصات کاربر و اعتبار، آشنایی و تکامل تعامل و مشخصات مکانی و زمانی.

حمدی و همکاران[۴] ویژگی‌های انتشار اعتماد در شبکه‌های اجتماعی را براساس مفهوم گذارپذیری بررسی کرده و مدل TISoN را برای تولید و ارزیابی استنتاج اعتماد در شبکه‌های اجتماعی آنلاین معرفی کرده‌اند. آنها یک الگوریتم جدید جستجوی مسیر اعتماد ایجاد کردند که در آن اولویت همسایگان براساس اعتبار مستقیم بین آنها

www.SID.ir

Archive of SID

تعیین می‌شود و سپس مسیر های قابل اعتماد را در حالی که طول مسیر را تعیین می‌کنند، انتخاب می‌کنند.

رویکردهای محا سبه اعتماد در شبکه‌های اجتماعی که بیان شد را می توان به مدل های اعتماد مبتنی بر شبکه، مدل های اعتماد مبتنی بر تعامل و مدل های اعتماد ترکیبی طبقه بندی کرد.

رویکردهایی که از ساختار اجتماعی برای محاسبه اعتماد استفاده می کنند، یک جنبه از محاسبه اعتماد را دربرمی گیرند از جمله اعضا چگونه با هم در ارتباط هستند و چگونه اعتماد در شبکه آنها جریان پیدا می کند. با این وجود، این رویکردها در بدست آوردن تعامل های دقیق میان اعضا ناموفق بوده‌اند. حجم، تکرار و حتی ماهیت تعامل، مؤلفه های مهم اعتماد در شبکه‌های اجتماعی هستند.

مدل های اعتماد مبتنی بر تعامل، رویکردی را برای پیش‌بینی اعتماد در جوامع برخط با استفاده از رفتارها یا الگوهای تعامل کاربران مطرح می‌کنند. مدل‌های اعتماد ترکیبی از تعاملات و ساختار شبکه اجتماعی برای محاسبه اعتماد اجتماعی استفاده میکنند.

در روش‌های استنتاج اعتماد قبلی از محاسبات نرم استفاده نشده است و در روش پیشنهادی از محاسبات نرم به عنوان یک ابزار جدید قدرتمند استفاده شده است. در روش پیشنهادی برای استنتاج اعتماد، چهار ویژگی از شبکه اجتماعی استخراج می‌شود که در برگیرنده تأثیرات جوانب متفاوت بر فرآیند تصمیم‌گیری اعتماد است و سپس مدلی براساس شبکه عصبی برای پیش‌بینی مقادیر اعتماد با توجه به این ویژگی‌ها ایجاد می‌شود و در پایان برای تنظیم اوزان و بایاس شبکه عصبی از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. یکی از مهم‌ترین مزایای روش پیشنهادی این است که برخلاف روش‌های قبلی محدود به یک نوع شبکه اعتماد نیست و برای شبکه‌های اعتماد مختلف با مقادیر متفاوت اعتماد نیز قابل اجرا است. روش‌های قبلی فقط بر روی یک نوع شبکه با مقادیر اعتماد از نوع خاص(عددی گسسته یا پیوسته؛ غیر عددی) مناسب هستند در حالیکه ویژگی‌های استخراج شده در روش پیشنهادی مستقل از نوع اعتماد هستند.

۳- ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک

هنگام کار با شبکه‌های عصبی با دو مسأله روبه‌رو هستیم: انتخاب معماری مناسب و انتخاب الگوریتم آموزشی مناسب. معماری شبکه عصبی شامل تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی و نوع تابع تحریک می‌باشد و هر یک از این پارامترها بر روی عملکرد شبکه عصبی تاثیر مستقیم و به سزایی دارد[۲۰]. متداول‌ترین الگوریتم آموزشی شبکه عصبی، الگوریتم پس‌انتشار خطا[۱۱] [۲۱] می‌باشد. مشکل الگوریتم پس‌انتشار خطا، همگرایی دیر و توقّف در نقاط بهینه محلی است. یک رویکرد در آموزش شبکه‌های عصبی استفاده از الگوریتم‌های ابتکاری مانند ژنتیک است که در واقع بخشی از محاسبات نرم[۱۲] محسوب می‌شود[۲۲]. الگوریتم ژنتیک از خانواده مدل‌های محاسباتی الهام گرفته از تکامل است که یک راه‌حل ممکن برای یک مسأله مشخص را بوسیله ساختار داده‌ای شبیه کروموزوم نشان می‌دهد و عملگرهای ترکیبی را بر روی این ساختار داده‌ای انجام می‌دهد تا اطلاعات حیاتی حفظ شوند[۲۴]. الگوریتم ژنتیک یک مکانیزم بهینه‌سازی براساس فرآیند انتخاب اصلح در طبیعت است [۲۵].

روند اجرایی الگوریتم ژنتیک به اینصورت است که پس از تولید رشته ژنتیک اولیه، یک تابع برازندگی برای رشته‌ها بر اساس میزان ارزش آنها تعریف می‌گردد. سپس عملگرهای جابه‌جایی و جهش به رشته‌های والد اعمال شده تا رشته‌های ژنتیک فرزند تولید شوند. در ادامه، همه افراد جمعیت جدید از طریق مقایسه مقدار برازندگی مربوطه، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. چنانچه شرایط خاتمه فراهم باشد، الگوریتم پایان می‌پذیرد و در غیر اینصورت جمعیت موجود به‌عنوان جمعیت اولیه برای مرحله بعد مورد استفاده قرار می‌گیرد[۲۶].

دو روش ترکیبی از الگوریتم‌های تکاملی مانند ژنتیک وشبکه‌های عصبی وجود دارد. الگوریتم‌های ژنتیک عصبی الگوریتم‌های تکاملی هستند که پارامترهای ذاتی آنها مانند تابع برازش، شرط توقف، نرخ‌های مربوط به عملگرهای الگوریتم مانند جهش و بازترکیب توسط شبکه عصبی تنظیم می‌شود. بنابراین مزیت رسیدن به دقت بالاتر با تکرار کمتر را به منظور صرفه‌جویی در منابع محاسباتی دارند. شبکه‌های عصبی یا به عنوان ابزاری برای کنترل پویای پارامترهای الگوریتم استفاده می‌شوند یا به عنوان بخشی از الگوریتم که با استفاده از تکنیک شبکه عصبی طراحی شده‌اند. از طرف دیگر، در یک سیستم نرون ژنتیکی، یک الگوریتم ژنتیک یک شبکه عصبی را بوسیله تنظیم وزن‌ها و بایاس‌ها بهبود می‌دهد. در این سیستم هر کروموزوم الگوریتم ژنتیک مقادیر وزن ها و بایاس‌ها را نشان می‌دهد. برای تعیین مقدار برازندگی هر کروموزوم، شبکه عصبی با مقادیر وزن ها و بایاس های کروموزوم اجرا می شود و خطای شبکه عصبی به عنوان تابع برازش الگوریتم زنتیک محاسبه می شود. [۲۲].

۴- مدل پیشنهادی

در این بخش ساختار کلی و اجزای مختلف روش پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در روش پیشنهادی به کمک شبکه عصبی، از روی ساختار محلی روابط اعتماد کاربران با یکدیگر، یک مدل پیش‌بینی کننده با الگوریتم ژنتیک آموزش داده شده است. در حقیقت سعی شده تا با توجه به ویژگی‌های بدست آمده از شبکه‌های اجتماعی، مدلی ارائه شود که دقت بالایی در پیش‌بینی مقادیر اعتماد نامعلوم دا شته با شد. در این بخش ساختار کلی روش استنتاج اعتماد بیان می‌شود که دارای مراحل زیر است. سپس در ادامه این مراحل با جزئیات شرح داده می‌شود.

- بارگذاری اطلاعات شبکه: ابتدا ماتریس مجاورتی گراف شبکه اجتماعی اعتماد بارگذاری می‌شود.

- استخراج ویژگی‌ها برای تولید داده‌های آموزشی: در این مرحله به ازای هر لینک مستقیمی که در گراف شبکه وجود دارد چهار ویژگی

www.SID.ir

Archive of SID

MST، *MDT*، *Distance* و *SPT* محاسبه می‌شود و یک نمونه داده به داده‌های آموزشی اضافه می‌شود. کلاس خروجی متناظر با هر یک از این نمونه داده‌ها مقدار لینک یا همان اعتماد بین دو گره است.

• ایجاد معماری شبکه عصبی پیشنهادی: در این مرحله یک شبکه عصبی پیشنهادی ایجاد می‌شود.

• اجرای الگوریتم ژنتیک با کروموزوم‌هایی با طول تعداد وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی: در این مرحله سیستم ژنتیک برای تنظیم پارامترهای شبکه عصبی ایجاد می‌شود.

• نهایی‌سازی شبکه عصبی: درنهایت بهترین کروموزوم بدست آمده اوزان بهینه برای شبکه عصبی را تعیین می‌کند.

۴-۱- استخراج ویژگی‌ها

برای تمام لینک‌های موجود در شبکه اعتماد، در هر مرحله یک لینک (u,v) از گراف به طور موقت حذف می‌شود و ویژگی‌های مورد نظر برای لینک (u,v) محاسبه می‌شود. این ویژگی ها شامل موارد زیر است که به عنوان ورودی شبکه عصبی روش پیشنهادی برای استنتاج اعتماد شبکه اجتماعی در نظر گرفته می‌شود:

- میانگین اعتماد گره مبدا u (MST[۱۳]): این ویژگی میانگین مقادیر اعتمادی را که گره مبدا u به گره‌های همسایه خود دارد نشان می دهد.

$$MST_u = \frac{\sum_{j \in adj^+(u)} t_{uj}}{|adj^+(u)|} \quad (۲)$$

در این فرمول $adj^+(u)$ مجموعه گره‌های همسایه u است که از u به آنها لینک وجود دارد و t_{uj} مقدار اعتماد گره u به گره j است.

- میانگین اعتماد به گره مقصد v (MDT[۱۴]): این ویژگی میانگین مقادیر اعتمادی را که همسایگان گره مقصد v به آن دارند را نشان می دهد.

$$MDT_v = \frac{\sum_{j \in adj^-(v)} t_{jv}}{|adj^-(v)|} \quad (۳)$$

در این فرمول $\mathrm{adj}^-(v)$ مجموعه گره‌های همسایه v است که از آنها به v لینک وجود دارد و t_{jv} مقدار اعتماد گره j به گره v است.

- فاصله(*Distance*): این ویژگی به اندازه کوتاه‌ترین مسیر بین دو گره مبدا و مقصد اشاره می‌کند. هرچه فاصله بین دو گره مبدا و مقصد بیشتر باشد، رابطه بین کاربر مبدا تا کاربر مقصد کم تاثیرتر است. مقدار اعتماد تخمینی کاربر مبدا نسبت به کاربر مقصد تحت تاثیر فاصله کاربر مبدا تا کاربر مقصد است.
- اعتماد k مسیر کوتاه بین مبدا u و مقصد v (SPT[۱۵]): این ویژگی، اعتماد بدست آمده در طول مسیرهای کوتاه بین مبدا و مقصد را نشان می‌دهد. از آنجایی که ممکن است بین مبدا و مقصد چند مسیر وجود داشته باشد، k مسیر کوتاه که تخمین نسبتا بالاتری برای اعتماد مبدا به مقصد دارد انتخاب می‌شوند و با استفاده از رابطه‌ی زیر مقدار ویژگی SPT محاسبه می‌شود.

$$SPT_{u,v} = \frac{\sum_{i=1}^{k} \frac{\sum_{j \in pPL(i)} t_j}{PS(i)}}{k} \quad (۴)$$

در این رابطه k تعداد مسیرهای کوتاه انتخابی بین مبدا u و مقصد v است. PL(i) مجموعه لینک‌های (یال‌های) مسیر iام است. t_j مقدار اعتماد لینک j است. PS(i) طول مسیر i ام است. مقدار k با توجه به نوع و بزرگی شبکه می‌تواند انتخاب شود. هرچه شبکه بزرگتر و متراکم‌تر باشد مقدار k بزرگتر انتخاب می‌شود.

پیدا کردن تمام مسیرهای ساده ممکن از یک گره مبدا به یک گره مقصد در یک گراف را مسأله پیدا کردن تمام مسیرها می‌گویند[۲۷]. این مسأله یک مسأله از نوع NP-سخت است و الگوریتم‌های قطعی که برای حل آن ارائه شده‌اند، زمان نمایی دارند و فقط برای گراف‌هایی با تعداد گره کم مناسب هستند. برای به دست آوردن مسیرهای کوتاه بین مبدا و مقصد می توان از الگوریتم تقریبی پیدا کردن تمام مسیرها[۱۶] استفاده کرد. در این الگوریتم برای بدست آوردن مسیرهای کوتاه بین مبدا و مقصد، ابتدا کوتاه‌ترین مسیر بین مبدا و مقصد توسط روش دیکسترا به دست می‌آید (مسیر SP[۱۷]). این مسیر به مجموعه مسیرهای P اضافه می‌شود، سپس وزن تمام یال‌های مسیر SP در یک ضریب ثابت C ضرب می‌شوند و با اوزان جدید نیز کوتاه‌ترین مسیر بین مبدا و مقصد توسط روش دیکسترا به دست می‌آید. این مسیر نیز به مجموعه مسیرهای P اضافه می‌شود و وزن تمام یال‌های کوتاه‌ترین مسیر در یک ضریب ثابت C ضرب می‌شوند. این روند با تعداد تکرار معین MI اجرا می‌شود و در مرحله بعد مسیرهای تکراری از مجموعه P حذف می‌شوند و مجموعه P مرتب می‌شود. در شکل ۱ شبه کد این الگوریتم از مبدأ r به مقصد s آمده است.

```
Kshortestpath(r,s,k);
 i=0
  SP=shortestpath(r,s,'Dijkstra');
  add SP to P set
  Multiply weight all links of SP by C
  i=i+1
while K<MI repeat 2 to 5
 remove duplicate paths in P set
 sort P set accourting to total trust of each path
Return k paths with higher trust in P set
```

شکل ۱: الگوریتم پیشنهادی پیدا کردن مسیرهای ساده بین دو گره

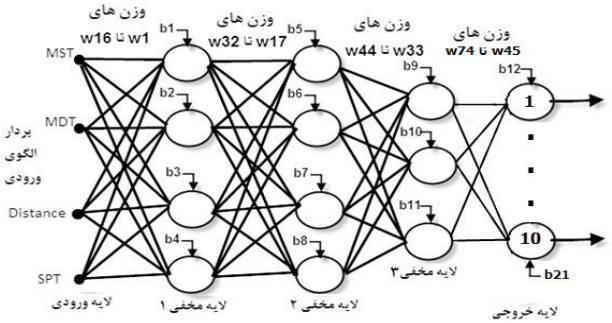
۴-۲- معماری شبکه عصبی پیشنهادی

شبکه عصبی مدلی را ایجاد می‌کند تا بتوان میزان اعتماد را براساس ویژگی‌های بیان شده پیش‌بینی نمود. یکی از مرسوم‌ترین انواع شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) است که به طور موفقیّت‌آمیزی در بازه وسیعی از کاربردها مورد استفاده قرار می‌گیرد[۲۸]. در مدل پیشنهادی از این نوع شبکه عصبی برای

www.SID.ir

Archive of SID

پیش‌بینی اعتماد در گراف استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی از آنجا که چهار ویژگی *MST*، *MDT*، *Distance* و *SPT* برای داده‌ها در نظر گرفته شده است، تعداد ورودی‌های شبکه عصبی نیز برابر چهار است. شبکه عصبی پیشنهادی دارای ۱۰ خروجی است که همان مقدار اعتماد پیش‌بینی شده می‌باشد. در این شبکه عصبی تعداد نرون‌های لایه ورودی با تعداد ویژگی‌های داده ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی با تعداد خروجی برابر است. جهت تعیین معماری یک شبکه عصبی بایستی تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی و نوع تابع تحریک مشخص شود. تعداد لایه‌های مخفی برابر با سه فرض شده‌است زیرا شبکه عصبی با بیش از دو لایه با نرون کافی، توانایی حل هر نوع مسأله‌ای را دارد. نوع تابع تحریک نیز حلقوی در نظر گرفته شده‌است. در شکل ۲ معماری شبکه عصبی به کار رفته برای پیش‌بینی اعتماد نشان داده شده است.



شکل ۲: معماری شبکه عصبی پیشنهادی

همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود تعداد کل نرون‌ها برابر ۲۱ است. از این رو به ترتیب تعداد بایاس و تعداد وزن‌ها برای آموزش شبکه عصبی برابر۲۱ و ۷۴ است (برای هر نرون یک بایاس در نظر گرفته می‌شود).

۴-۳- نحوه نمایش کروموزوم‌ها و تابع برازش

در این پژوهش هدف از الگوریتم ژنتیک، تعیین بایاس‌ها و وزن‌های بهینه شبکه عصبی جهت تخمین اعتماد است. در الگوریتم‌های تکاملی مثل ژنتیک، رابط بین الگوریتم و مسئله مورد نظر، نحوه کدگذاری و نمایش کروموزوم‌ها (راه‌حل‌ها) و تابع برازش است که در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرد. در الگوریتم ژنتیک پیشنهادی هر کروموزوم نشان‌دهنده مقادیر وزن‌ها و بایاس شبکه عصبی است، بطوریکه ژن های شماره ۱ تا ۷۴ نشان‌دهندهٔ وزن‌های w_1 تا w_{74} شبکه عصبی پیشنهادی است و ژن‌های شماره ۷۵ تا ۹۵ نشان دهنده مقادیر بایاس نرون‌ها (b_1 تا b_{21}) می‌باشد. بنابراین هر کروموزم دارای ۹۵ ژن است که هر ژن مقدار حقیقی در بازه یک تا ۱- را می‌تواند تولید کند. در شکل ۳ ساختار یک کروموزوم برای آموزش شبکه عصبی پیشنهادی نشان داده شده است.

W1	W2	W3	W4	.....	W74	b1	.....	b21

شکل ۳: ساختار یک کروموزوم برای آموزش شبکه عصبی پیشنهادی

تابع برازش، معیار مقایسه جواب‌های امکان‌پذیر یا همان کروموزوم‌ها است که میزان مطلوبیت آنها را نشان می‌دهد. با توجه به این‌که هدف از الگوریتم ژنتیک آموزش اوزان شبکه عصبی به‌گونه‌ای است که خروجی آن کمترین خطا نسبت به مقدار اعتماد واقعی را داشته باشد، به این منظورمی توان از داده‌های آموزش بدست امده با چهار ویژگی استفاده کرد و مجموع قدر مطلق خطای اعتمادهای تخمین زده شده نسبت به تخمین واقعی را به عنوان برازش استفاده کرد. در نتیجه وزن‌ها و بایاس‌ها توسط الگوریتم ژنتیک به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که اعتماد خروجی حداقل خطا و بیشترین دقت را داشته باشد. تابع برازش الگوریتم آموزش دهنده شبکه عصبی پیشنهادی در فرمول ۵ آورده شده است.

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}|t_{ri}-t_{xi}| \qquad (۵)$$

که در آن $f(x)$ تابع برازش کروموزم x ، n تعداد داده‌های آموزشی، t_{ri} مقدار اعتماد واقعی برای داده i ام و t_{xi} مقدار اعتماد خروجی (تخمینی) شبکه عصبی با اوزان کروموزوم x است.

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی

برای ارزیابی روش پیشنهادی، به شبکه اجتماعی واقعی نیاز است تا نتایج خروجی مدل پیشنهادی با داده‌های واقعی تست شود. شبکه اجتماعی استفاده شده در این تحقیق، قسمتی از پروژه اعتماد mindswap [۶] و FilmTrust[۷] است. mindswap از داده‌های بدست آمده از وب معنایی ساخته شده است. در این شبکه کاربران به افرادی که می‌شناسند رتبه‌ی اعتمادی بین یک (حداقل اعتماد) تا ۱۰ (حداکثر اعتماد) می‌دهند. این رتبه‌دهی می‌تواند به صورت کلی یا با توجه به موضوع خاصی داده شود. در این تحقیق کاربران از نظر کلی به یکدیگر رتبه اعتماد می‌دهند. mindswap حدود ۲۰۰۰ عضو با بیش از ۲۵۰۰ ارتباط دارد. FilmTrust مجموعه داده یک وب سایت است که افراد در مورد فیلم‌های مختلف نظر داده و به نظرات دیگران مقدار اعتماد بین یک تا ده تخصیص می دهند. این مجموعه حدود ۹۰۰ کاربر عضو دارد و که دارای ۱۰۶۷ یال (اعتماد مستقیم) بین گره‌ها است.

شبکه عصبی در نرم افزار Matlab 2010 و توسط جعبه ابزار Neural Network Toolbox این نرم‌افزار ایجاد شده است. برای پیاده‌سازی الگوریتم ژنتیک نیز از جعبه ابزار Optimization Toolbox 5 نرم‌افزار متلب استفاده شده است. توابع مربوط به استخراج ویژگی‌ها و تابع برازش نیز به زبان برنامه نویسی متلب پیاده‌سازی شده است.

مراحل پیاده‌سازی و اجرای روش پیشنهادی برای شبکه اجتماعی پروژه اعتماد در زیر بیان شده است:

- بارگذاری اطلاعات شبکه: برای ذخیره‌سازی گراف شبکه اعتماد از یک ماتریس اسپارس به نام TrustNetwork استفاده شده است. ماتریسی که دارای ۱۸۵۳ ستون و ۱۸۵۳ سطر (به تعداد گره‌های شبکه) است و هر خانه از این ماتریس نشان‌دهنده یک کمان شبکه است که مقدار اعتماد بین دو گره را نشان می‌دهد. از روش ذخیره‌سازی ماتریس اسپارس

www.SID.ir

Archive of SID

استفاده شده است. مزیت ذخیره‌سازی به این روش، صرفه‌جویی در حافظه نسبت به روش ماتریس یا لیست مجاورتی است.

- استخراج ویژگی‌ها برای تولید داده‌های آموزشی: در این مرحله به ازای هر لینک مستقیمی که در گراف شبکه وجود دارد چهار ویژگی *MST*، *MDT* ، *Distance* و *SPT* محاسبه می‌شود و یک نمونه داده به داده‌های آموزشی اضافه می‌شود و کلاس خروجی متناظر با هر یک از این نمونه داده‌ها مقدار لینک یا همان اعتماد بین دو گره است. سپس داده‌ها به دو دسته آموزش و آزمایش با اندازه‌های ۲۰۰۰ و ۵۰۰ تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزشی دارای ۵ ستون و ۲۰۰۰ سطر(به تعداد لینک های شبکه) ایجاد می‌شوند که برای آموزش شبکه عصبی در مرحله بعد استفاده می‌شوند. این داده ها در ماتریس ۲۰۰۰×۵ به نام *LearnData* ذخیره می‌شوند. در شکل۴ شبه کد مربوط به استخراج ویژگی‌ها از گراف اعتماد TrustNetwork آورده شده است.
- ایجاد معماری شبکه عصبی پیشنهادی: برای ایجاد شبکه عصبی پیشنهادی از جعبه ابزارNeural Network Toolbox متلب استفاده شده است. در پنجره ایجاد شبکه عصبی جعبه ابزار متلب مقادیر را تنظیم و یک شبکه عصبی به نام net ایجاد شده است. در این پنجره *LearnAttribute* در واقع ۴ ستون ویژگی ماتریس *LearnData* و *LearnTarget* یک ماتریس دودویی ۲۰۰۰ در ۱۰ است که با توجه به مقادیر واقعی اعتماد برای هر لینک ایجاد می‌شود که در آن اگر مقدار اعتماد واقعی برای لینک q برابر p باشد، p امین عنصر از سطر q ام *LearnTarget* برابر یک است و بقیه ستون‌های آن سطر مقدار صفر می‌گیرند. تابع فعالیت نرون‌ها نیز حلقوی تعریف شده است. در این مرحله فقط معماری شبکه عصبی ایجاد می‌شود و وظیفه آموزش وزن‌ها و بایاس‌ها بر عهده الگوریتم ژنتیک است که در مرحله بعد پیاده سازی می‌شود. در شبکه عصبی پیشنهادی، ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان داده های آموزشی، ۱۵ درصد به عنوان داده‌های آزمون و ۱۵ درصد به عنوان داده‌های اعتبارسنجی در نظر گرفته شده است.

Function Extract Attribute(input:TrustNetwork ,Output: LearnData)
For $i = 1\ to\ count(Links\ of$ TrustNetwork)

$Temp = TrustNetwork$

Remove i'th link of Temp

U=start node of removed link

V= end node of removed link

MST=Sum(Trust Values of outcoming from Node U) / outdegree of node U

MDT=Sum(Trust Values of incoming into Node V) / indegree of node V
Distance=shortestpath(U,V,'Dijkstra'); Assumes all weights of links to be equal
PathsUV=Kshortestpath(U,V,k)

S=0

For j=1 to k

S=S+Sum(Trust Values of j'th path of PathsUV)/pathlength(j'th path of PathsUV)
End for j

SPT=S/k

RealTrust= Trust Values of removed link

Add vector [MST,MD, Distance,SPT,RealTrust] to LearnData matrix
End for i

Return LearnData matrix

End function

شکل ۴: استخراج ویژگی ها از گراف اعتماد

- اجرای الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه عصبی: شبکه عصبی ایجاد شده در مرحله قبل باید با استفاده از داده آموزشی *LearnData* بوسیله الگوریتم ژنتیک به نحوی آموزش داده شود که خروجی شبکه عصبی نسبت به مقادیر اعتماد واقعی کمترین اختلاف را داشته باشد. تعدادکل بایاس ها و وزن‌های شبکه عصبی پیشنهادی برابر ۹۵ است که در نتیجه تعداد ژن‌های کروموزم‌های الگوریتم ژنتیک نیز برابر ۹۵ است. از آنجا که ارتباط بین الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی بوسیله تابع برازش برقرار می‌شود ما از تابع برازش شکل ۵ برای مساله آموزش شبکه عصبی استفاده کرده‌ایم که در واقع پیاده‌سازی محاسبه مقدار میانگین مجموع مربعات خطای اعتماد خروجی‌ها نسبت به خروجی های واقعی است.

برای اجرای الگوریتم ژنتیک از جعبه ابزار بهینه‌یابی (Optimization Toolbox 5) نرم افزار متلب استفاده شده است.

تنظیم پارامترها یکی از موضوعات مهم در الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌یابی مساله مورد نظر می‌باشد. پارامترها نقش کلیدی در الگوریتم‌ها را بازی می‌کنند، در نتیجه مقادیر پارامترها باید براساس هدف مد نظر و ماهیت الگوریتم اختصاص داده شوند. نکته‌ای که باید درنظر داشت این است که برای مقداردهی پارامترها نمی‌توان رفتار و روش مشخص و قطعی داشت، چراکه گاهی اوقات نیاز است که الگوریتم را با مقادیر تجربی مختلفی بررسی کنیم، تا از این راه یک جواب تجربی موثر از الگوریتم مورد نظر پیدا کنیم. پس از آزمون و خطا مقادیر پارامترهای الگوریتم ژنتیک برای جمعیت اولیه ۱۰۰، تعداد تکرار ۱۰۰۰ ، نرخ بازترکیب ۰/۸ و نرخ جهش۰/۲ تعیین شده است.

```
function [e] = myfitness(w)
global net LearnAttribute LearnTarget
net.IW{1,1}=[w(1)  ... w(16)];
net.LW{2,1}=[w(17) ... w(32)];
```

www.SID.ir

Archive of SID

```
net.LW{3,2}=[w(33) ... w(44)];
net.LW{4,3}=[w(45) ... w(74);];
net.b{1}=[w(75);w(76);w(77);w(78)];
net.b{2}=[w(79);w(80);w(81);w(82)];
net.b{3}=[w(83);w(84);w(85)];
net.b{4}=[w(86) ... w(95)];
y = sim(net,LearnAttribute);
[~,output]=max(y);
e=sum(abs(output-
LearnTarget))/(size(LearnTarget,2));
End
```

شکل ۵: تابع برازش ژنتیک برای آموزش شبکه عصبی

در روش پیشنهادی، نرخ بازترکیب بالاتر از ۰/۸ باعث می‌شود الگوریتم دچار همگرایی زودرس شود و در بهینه محلی گرفتار شود. از طرف دیگر نرخ جهش بالاتر از ۰/۲ باعث دور شدن الگوریتم از بهینه سراسری و عدم پایداری جواب های الگوریتم می‌شود.

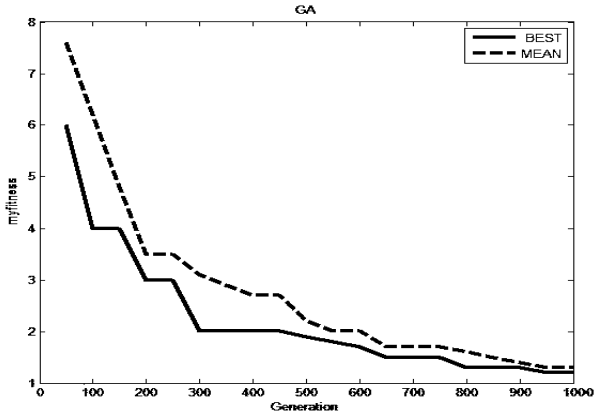
اگر نرخ جهش از ۰/۲ کمتر تعیین شود باعث یکنواختی جواب‌ها و همگرایی زودرس الگوریتم می‌شود. نرخ بازترکیب کمتر از ۰/۸ نیز باعث دور شدن الگوریتم از بهینه سراسری و عدم پایداری جواب‌های الگوریتم می‌شود.

با انجام آزمایشات مشخص شد تعداد لایه‌های پنهان شبکه عصبی اگر کمتر از ۳ تنظیم شود باعث می‌شود که دقت روش پیشنهادی کمتر شود چون تعداد وزن‌های شبکه عصبی به اندازه‌ای نیست تا بتوان با استفاده از آن از داده‌ها یادگرفت و در واقع مدل دچار کم برازشی می شود. اگر بیشتر از سه لایه پنهان داشته باشیم پیچیدگی زمانی افزایش می‌یابد (اگر N اندازه جمعیت و L طول کروموزوم باشد الگوریتم ژنتیک دارای پیچیدگی زمانی $O(NL)$ است) اما دقت بهبود نمی‌یابد چون با افزایش تعداد لایه‌های شبکه عصبی، تعداد وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی نیز افزایش می‌یابد که در نتیجه طول کروموزوم(L) افزایش می‌یابد و ممکن است باعث بیش برازش داده های آموزش شود.

در شکل ۶ نمودار همگرایی اجرای الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه عصبی پیشنهادی نشان داده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، نمودار خط چین مربوط به میانگین تابع برازش بدست آمده در هر تکرار الگوریتم ژنتیک و نمودار دیگر بهترین مقدار تابع برازش در هر تکرار الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد. نمودار همگرایی نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک در هر تکرار خطای شبکه عصبی را کاهش می‌دهد و در انتها نیز جواب‌های الگوریتم ژنتیک همگرا می‌شود.

بهترین جواب بدست آمده ۱/۰۳ در تکرار ۱۰۰۰ است که نشان می دهد میانگین خطای خروجی شبکه عصبی نسبت به مقادیر اعتماد واقعی برای داده‌های آموزشی برابر ۱/۰۳ است.

روش‌های مختلفی برای محاسبه اعتماد وجود دارد. در ادامه مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها انجام می‌شود. در این راستا روش پیشنهادی با پنج روش دیگر استنتاج اعتماد که در بازه ۱ تا ۱۰ مقدار اعتماد را به طور صریح برای هر گره برمی‌گردانند مقایسه می‌شود. این روش ها، BBK [۱] ، میانگین ساده [۲] ، TidalTrust [۳] ، TISoN [۴] و κ-FuzzyTrust [۵] هستند. این روش‌ها مانند روش پیشنهادی، دو گره اعتماد در یک شبکه اعتماد دریافت می‌کنند و محاسبه می‌کنند که چه مقدار یک گره به گره دیگر اعتماد دارد. در روش میانگین ساده، میانگین رتبه‌های اعتماد تخصیص داده شده به گره مقصد به عنوان اعتماد گره مبدا به مقصد در نظر گرفته می‌شود. برای تعیین دقت ، یک مقدار Δ محاسبه می‌شود که تفاوت بین مقدار اعتماد واقعی بین دو گره و مقدار اعتماد استنتاج شده توسط الگوریتم است. این روش ها بر روی داده‌های آزمایشی شبکه پروژه اعتماد اجرا شده‌اند. در جدول ۱ میانگین مقدار Δ برای هر یک از روش ها روی داده‌های mindswap و FilmTrust آورده شده است.



شکل ۶: نمودار همگرایی الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه عصبی

جدول ۱: میانگین Δ برای روش های مختلف استنتاج اعتماد

نتایج بر روی داده mindswap					
روش پیشنهادی	κ-Fuzzy Trust	TISoN	Simple Average	BBK	TidalTrust
۱/۱۵	۱/۴۰	۱/۴۱	۱/۶۵	۱/۷۴	۱/۲۴
نتایج بر روی داده FilmTrust					
روش پیشنهادی	κ-Fuzzy Trust	TISoN	Simple Average	BBK	TidalTrust
۱/۴۱	۱/۶۶	۱/۵۵	۱/۷۸	۱/۷۹	۲/۳۹

همانطور که در جدول ۱ نشان داده شده است، روش پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌ها به نتایج بهتری منجر شده است و مقدار میانگین Δ بدست آمده برای روش پیشنهادی کمتر است.

در روش پیشنهادی اجرای مدل پیشنهادی پیچیدگی شامل زمان اجرای شبکه عصبی بعلاوه زمان اجرای الگوریتم ژنتیک است. یک شبکه عصبی MLP دارای n ورودی، M لایه پنهان که در لایه iام آن m نرون و در لایه خروجی k نرون وجود دارد دارای پیچیدگی زمانی زیر است:

$$O(nm_1 + m_M k + \sum_{i=1}^{M-1} m_i m_{i+1}) \qquad (۶)$$

در نتیجه اجرای شبکه عصبی پیشنهادی دارای پیچیدگی زمانی به صورت زیر است:

$$O(16 + 30 + 16 + 12) \qquad (۷)$$

اگر N اندازه جمعیت و L طول کروموزوم باشد الگوریتم ژنتیک دارای پیچیدگی زمانی $O(NL)$ است که می‌توان آن را به صورت موازی اجرا و

www.SID.ir

Archive of SID

مدل پیشنهادی را ایجاد کرد. با توجه به اینکه الگوریتم ژنتیک تنها یکبار اجرا می‌شود این موضوع مشکل جدی ایجاد نمی‌کند. به عبارت دیگر برای هر شبکه اجتماعی مدل فقط یکبار ایجاد و به دفعات استفاده می شود.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل ترکیبی برای استنتاج اعتماد در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی ارائه شده است. در واقع برای پیش‌بینی مقدار اعتماد از شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده توسط مدل پیشنهادی، سعی شده تا احتمال افتادن در بهینه‌های محلی کاهش یابد و توانایی جستجوی سراسری و جستجوی محلی الگوریتم بالا رود. جهتِ آزمودن الگوریتم پیشنهادی، مُدل مورد نظر در متلب کُدنویسی شده و بر روی شبکه اجتماعی مُعتبر پیاده سازی و مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج الگوریتم پیشنهادی از لحاظ میانگین خطا مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به نتایج بدست آمده، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند روشی شایسته در حلّ مسأله استنتاج اعتماد باشد. در این پژوهش شبکه عصبی بر پایه الگوریتم ژنتیک بنا شده است. نتایج برآمده بخوبی نشانگر این حقیقت است که این روش می‌تواند مقادیر اعتماد نزدیک به واقعی تولید کند و در قیاس با سایر روش‌ها با صرف کمترین زمان ممکن (زمان اجرا) به هدف مطلوب برسد.

یکی از روش‌هایی که برای بیان مقدار اعتماد بین گره‌ها در شبکه اجتماعی استفاده می‌شود، سیستم فازی است که قبلا در این زمینه کارهایی انجام شده اما در کارهای انجام شده برای تنظیم مقادیر مربوط به توابع عضویت و قواعد فازی و بهینه کردن آنها راه حلی ارائه نشده است. در ادامه این پژوهش می توان با روش های محاسبات نرم مانند نروفازی یا فازی ژنتیک این مقادیر را تنظیم کرد تا نتایج استنتاج اعتماد بهبود پیدا کند.

مراجع

[1] Y. Wang, Z. Cai, G. Yin, Y. Gao, and Q. Pan, "A trust measurement in social networks based on game theory," in *International Conference on Computational Social Networks*, 2015, pp. 236-247: Springer.

[2] J. Golbeck, "Trust on the world wide web: A survey," *Found. Trends Web Sci.* , vol. 1, no. 2, pp. 131–197, 2006.

[3] J. A. Golbeck, *Computing And A Applying Trust In Web-Based Social Networks*, PhD thesis, Department of Computer Science, University of Maryland, Maryland, College Park, MD, USA, 2005.

[4] S. Hamdi, A. L. Gancarski, A. Bouzeghoub, and S. B. Yahia, "Tison: Trust inference in trust-oriented social networks," *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 34, no. 3, p. 17, 2016.

[5] S. Chen, G. Wang, and W. Jia, "κ-FuzzyTrust: efficient trust computation for large-scale mobile social networks using a fuzzy implicit social graph," *Information Sciences*, vol. 318, pp. 123-143, 2015.

[6] (2017) .*Trust Project Network*. Available: http://trust.mindswap.org.

[7] (1/15/2018) .*FilmTrust*. Available: https://www.librec.net/datasets/filmtrust.zip.

[8] J. Scott, *Social Network Analysis*. Sage, 2017.

[9] E. Elsalamouny, V. Sassone, and M. Nielsen, "HMM-based trust model," in *6th International Workshop on Formal Aspects on Security and Trust (FAST)* ، vol. 5983, pp. 21–35 ,2010.

[10] R. Xiang, J. Neville, and M. Rogati, "Modeling relationship strength in online social networks," in *19th International Conference on World Wide Web (WWW'10)*, New York, 2010, pp. 981–990: ACM Press.

[11] A. Josang, "Probabilistic logic under uncertainty," in *thethirteenth Australasian symposium on Theory of computing*, Darlinghurst, Australia, 2007, vol. 65, pp. 101-110: Computer Society.

[12] J. Tang, Y. Chang, C. Aggarwal, and H. Liu, "A survey of signed network mining in social media," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 49, no. 3, p. 42, 2016.

[13] W. Sherchan, S. Nepal, and C. Paris, "A survey of trust in social networks," *ACM Computing Surveys*, vol. 45, no. 4, 2013.

[14] J. Golbeck and J. Hendler, " Inferring binary trust relationships in web-based social networks," *ACM Transactions on Internet Technology*, vol. 6, no. 4, 2006.

[15] C. N. Ziegler and G. Lausen, "Spreading activation models for trust propagation," in *IEEE International Conference on e-Technology, e-Commerce and e-Service (EEE'04)*, Los Alamitos, CA, 2004, pp. 83–97: IEEE Computer Society.

[16] U. Kuter and J. Golbeck, "Sunny: A new algorithm for trust inference in social networks using probabilistic confidence models," in *National Conference on Artificial Intelligence*, British Columbia, Canada, 2007, pp. 1377–1382: AAAI Press.

[17] S. Kim and S. Han, "The method of inferring Trust in Web-based social Network using Fuzzy logic," in *International Workshop On Michine Intelligence Research*, 2009, pp. 140-144.

[18] Y. Ma, L. Hongwei, G. Zaobin, and Z. Yizhu, "Trust Inference Path Search Combining Community Detection and Ant Colony Optimization," *Springer International Publishing*, pp. 687-698, 2014.

[19] H. Shakeri and A. Ghaemi Bafghi, "A layer model of a confidence-aware trust management system," *International Journal of Information Science and Intelligent System*, vol. 3, 2014.

[20] B. D. Ripley, *Pattern Recognition And Neural Networks*. Cambridge university press, 2007.

[21] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools And Techniques*. Morgan Kaufmann, 2016.

[22] X.-S. Yang and M. Karamanoglu, "Swarm intelligence and bio-inspired computation: an overview," in *Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation*: Elsevier, 2013, pp. 3-23.

[23] A. Fernandez, V. Lopez, M. J. del Jesus, and F. Herrera, "Revisiting evolutionary fuzzy systems: Taxonomy, applications, new trends and challenges," *Knowledge-Based Systems*, vol. 80, pp. 109-121, 2015.

[24] S. Karakatič and V. Podgorelec, "A survey of genetic algorithms for solving multi depot vehicle routing problem," *Applied Soft Computing*, vol. 27, pp. 519-532, 2015.

[25] K. Sastry, D. E. Goldberg, and G. Kendall, "Genetic algorithms," in *Search methodologies*: Springer, 2014, pp. 93-117.

[۲۶] عباس صابری نوقابی و نادر هاتفی ترشیزی، «تنظیم بهینه رله دیستانس با در نظر گرفتن عدم قطعیت ها»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۱، ۲۳۱-۲۲۲، ۱۳۹۵.

[27] V. Pieterse and P. E. Black, *Dictionary of Algorithms and Data Structures* .2 ed., 2008. [Online]. Available: http://www.nist.gov/dads/HTML/allSimplePaths.html.

[۲۸] فرید کربلایی، حمیدرضا شعبانی و رضا ابراهیمپور، «ارزیابی برون‌خط پایداری گذرا به وسیله تعیین دقیق CCT با استفاده از شبکه عصبی

www.SID.ir

Archive of SID

با ورودی‌های مبتنی بر توابع انرژی»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۶، شماره ۱، ۲۸۵-۲۷۸، ۱۳۹۵.

زیرنویس‌ها

۱ Beth-Borcherding-Klein
۲ John Barnes
۳ Web of trust
۴ Friend-Of-A-Friend
۵ Josang
۶ Direected Series Parallel Graph Finding Algorithm
۷ Golbeck
۸ Ziegler and Lausen
۹ Kuter
۱۰ Kim an han
۱۱ Back propagation
۱۲ Soft computing
۱۳ Mean of Source Trust
۱۴ Mean of Destination Trust
۱۵ Short Paths Trust
۱۶ Find All Simple Paths Problems
۱۷ Shortest Path

www.SID.ir