مجله علمی-پژوهشی «علوم و فناوری‌های پدافند غیرعامل»
سال دوم، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۰: ص ۲۷۶- ۲۶۷

یک روش مسیریابی در شبکه‌های سیار موردی با استفاده از فن‌های هوش مصنوعی توزیع شده

محمدرضا حسنی آهنگر[1*]، داریوش فریدنیا[2]، محمود صالح اصفهانی[3]

۳،۱- استادیار، ۲- کارشناس ارشد، دانشکده و پژوهشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات، دانشگاه جامع امام حسین(ع)

(دریافت: ۱۳۸۹/۱۲/۲۳، پذیرش: ۱۳۹۰/۱۲/۰۳)

چکیده

امروزه به‌دلیل افزایش ارتباطات بی‌سیم و لزوم بهره‌برداری از آن در مناطق مختلف، برپایی و استفاده از شبکه‌های رایانه‌ای بی‌سیم رشد فراوانی داشته است. در این راستا شبکه‌های سیار موردی نیز به لحاظ داشتن مزایایی چون عدم نیاز به زیرساخت از پیش تعیین شده، مدیریت مرکزی و نیز تحرک و انعطاف‌پذیری بالا مورد توجه فراوان قرار گرفته است. از موارد مهم در این‌گونه شبکه‌ها موضوع مسیریابی و برقراری ارتباط بین مبدأ و مقصد است. در این مقاله یک الگوریتم مسیریابی بر حسب تقاضا که مبتنی بر هوش تجمعی و راهبرد یادگیری تقویتی است، برای شبکه‌های سیار موردی ارائه می‌شود.الگوریتم پیشنهادی منجر به کاهش تاخیر سراسری ارسال بسته، کاهش هزینه دریافت بسته درگره مقصد و همچنین افزایش میزان کارایی شبکه می‌شود. عملکرد این الگوریتم با استفاده از نرم افزار NS شبیه‌سازی شده و مؤلفه‌های فوق در این شبیه‌سازی با نتایج عملکرد دو پروتکل مسیریابی AODV و DSR مقایسه می‌شود.

کلیدواژه‌ها: مسیریابی، یادگیری تقویتی، هوش تجمعی، شبکه‌های سیار موردی.

Archive of SID

A Routing Method in Mobile Ad-Hoc Networks Using Distributed Artificial Intelligence Technics

M. R. Hasani Ahangar[*], D. Faridnia, M. Saleh Esfahani

Faculty of Information and Communication Technology, Imam Hossein University

(Received: 03/14/2011, Accepted: 02/22/2012)

Abstract

Nowadays, because of recent achievements in wireless technology and the need for pervasive usage of services, wireless networks usage have been soared widely. In addition, Adhoc wireless networks are popular because of not requiring central controller, adaptation to movements, and its high customizability. The important aspects of this network are routing algorithm and establishing connection between source and destination. In this paper, we propose a proactive routing algorithm for wireless adhoc networks based on swarm intelligence and reinforcement learning. The proposed algorithm, decreases the packet delays in network, lowers the costs of receiving packets, and improves performance of network as a whole. Functionality of this algorithm has been tested with NS simulator and the results have been compared with DSR and AODV algorithms.

Keywords: Routing, Reinforcement Function, Swarm Intelligence, Mobile Ad-Hoc Networks.

[*] Corresponding author E-mail: mrhasani@ihu.ac.ir

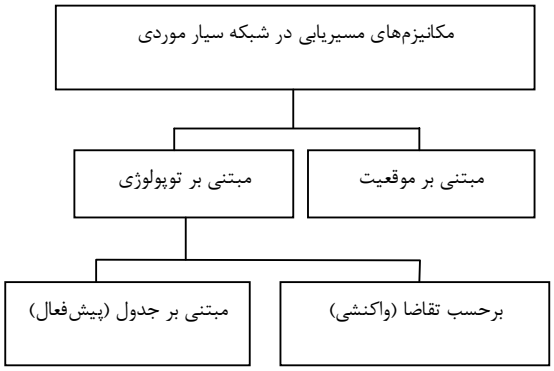
www.SID.ir

۱. مقدمه

شبکه‌های سیار موردی شبکه‌های متشکل از مجموعه‌ای از نودها و ترمینال‌های مستقل هستند، که بستر انتقال اطلاعات در آنها بر اساس استاندارد ۸۰۲.۱۱b می‌باشد[۱]. هم‌چنین نحوه و چگونگی اتصالات و ارتباط در این شبکه‌ها به‌صورت نامتمرکز و ناپایدار است. یکی از ویژگی‌های مهم شبکه‌های سیار موردی این است که گره‌های شبکه بدون نیاز به هرگونه زیر ساخت قبلی با هم ارتباط برقرار می‌کنند[۲].

مسیریابی یکی از ارکان برقراری ارتباط در شبکه است. یکی ازخصوصیات این شبکه‌ها، پویایی و متحرک بودن نودها است که تغییرات نسبتاً زیاد و غیرقابل پیش‌بینی درهم‌بندی چنین شبکه‌هایی را ممکن می‌سازد که به نوبه خود باعث پیچیدگی مسیریابی جهت انتقال اطلاعات در شبکه می‌شود. به‌دلیل این پیچیدگی‌ها، یافتن یک الگوریتم مسیریابی مستحکم یکی از مهم‌ترین موضوعات تحقیقاتی فعال در دامنه شبکه‌های سیار موردی می‌باشد. رویکرد اصلی محققین در موضوع مسیریابی عموماً به دو دسته تقسیم می‌شود: طریق اول استفاده از پروتکل‌های استاندارد و غیرهوشمند است. طریق دوم بهره‌برداری از روش‌های هوشمندسازی مسیریابی در شبکه‌های سیار موردی است.

در خصوص رویکرد اول تاکنون اقدامات و فعالیت‌های زیادی انجام شده است، پروتکل‌های فراوانی ارائه شده و بهینه‌سازی‌های زیادی نیز در این راستا صورت گرفته است. ولی به دلیل ماهیت عملکرد الگوریتم‌های هوشمند استفاده از این روش‌ها چند سالی است که رشد یافته و اکنون یکی از شاخه‌های مهم فعالیت در این مورد است. در روش اول یعنی بدون استفاده از فن‌های هوش مصنوعی عموماً پروتکل‌ها به‌دو دسته مبتنی بر موقعیت و مبتنی بر توپولوژی تقسیم می‌شوند (شکل (۱)). هوش مصنوعی توزیع شده که یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی است و به دو قسمت سامانه‌های توزیع شده و سامانه‌های چندعامله تقسیم می‌شود.



شکل ۱. دسته‌بندی پروتکل‌های مسیریابی در شبکه‌های سیارموردی

یک سیستم چندعامله، دربر گیرنده جامعه‌ای از عامل‌های هوشمند و خودمختار است که در یک محیط در کنار یکدیگر در حال کار بوده و سعی در انجام کاری خاص و رسیدن به هدفی مشخص دارند[۱].

سیستم‌های چندعامله برای مدل‌سازی، تحلیل و طراحی سیستم‌هایی که کنترل بین تصمیم‌گیرنده‌های خود مختار به‌صورت توزیع شده است، مناسب هستند. امروزه در بسیاری از کاربردها و در زمینه‌های مختلف صنعتی، نظامی، مخابراتی، اطلاعاتی، از سیستم‌های پیچیده و توزیع‌شده چندعامله استفاده فراوانی می‌شود[۳، ۲]. برای حل بسیاری از مسائل مهم دنیای واقعی مانند برخی‌از کاربردهای رباتیک، مسیریابی در شبکه، زمان‌بندی وتصمیم‌گیری اقتصادی برنامه‌ریزی در حالت غیرقطعی نیاز است. در هنگام طراحی یک عامل که قراراست در یک محیط دینامیک و ناشناخته عمل کند، پیش‌بینی تمام مواردی که ممکن است با آنها روبه‌رو شود کار مشکل و شاید غیرممکنی باشد این مسئله وقتی که قرار است چندین عامل با یکدیگر در یک محیط عمل کنند و همکاری داشته باشند بیشتر نمایان است[۳].

برای رفع این مشکل، می‌توان به عامل‌ها قابلیت یادگیری داد. این یادگیری می‌تواند به‌صورت فردی یا جمعی انجام شود. بدین ترتیب، طراح در حین طراحی لازم نیست تمام جزییاتی که عامل با آنها روبه‌رو می‌شود را پیش‌بینی کند. یادگیری یکی از اجزای سامانه‌های چندعامله است که در این مقاله با پرداختن به این موضوع و استفاده از آن در راستای ارائه یک روش مسیریابی در شبکه‌های سیارموردی در پایان با اجرای سناریوی شبیه‌سازی میزان کارایی، نسبت بسته‌های دریافتی در مقصد و نیز کاهش مقدار بار عرضه شده به شبکه رشد قابل ملاحظه‌ای خواهد داشت. دربخش دوم به بررسی یادگیری و موارد مرتبط با راه‌کار پیشنهادی می‌پردازیم. دربخش سوم روش پیشنهادی ارائه می‌شود. در بخش چهارم شبیه‌سازی و ارزیابی و در قسمت پایانی نتیجه‌گیری و کارهای آتی ارائه خواهد شد.

۲. هوش تجمعی و مؤلفه‌های مرتبط

هوش تجمعی را می‌توان در یک عبارت ساده بدین صورت عنوان نمود که تعامل جزئی تعداد زیادی عوامل ساده برای حصول یک هدف کلی که از مصادیق آن می‌توان به الگوریتم لانه مورچه اشاره نمود. در ادامه به بررسی مؤلفه‌های مؤثر در هوش تجمعی اشاره می‌کنیم[۴].

یادگیری نظارت شده: شبکه‌های یادگیری نظارت شده از طریق مشاهده و اعمال داده‌های آموزشی از قبل کلاس‌بندی شده، آموزش می‌بینند. مسئله اصلی در یادگیری نظارت شده تقریب زدن نگاشتی از حالت‌ها به اعمالی است که برای ناظر شناخته شده است و این تقریب می‌تواند به‌روش‌های مختلفی چون شبکه‌های عصبی، سامانه‌های فازی و روش‌های خوشه‌بندی انجام شود[۵].

Archive of SID

www.SID.ir

یادگیری بدون نظارت: در این حالت بر خلاف یادگیری نظارت شده هدف ارتباط ورودی و خروجی نیست، بلکه تنها خوشه‌بندی آنها است. پس در این نوع یادگیری عامل یادگیرنده هیچ‌گونه بازخوردی از محیط اطرافش دریافت نمی‌کند. به عبارتی روندهای یادگیری بدون نظارت را بدون مداخله انسان یاد می‌گیرند[۳].

یادگیری تقویتی: یادگیری تقویتی در یک بیان کلی یعنی اینکه براساس شناخت محیط و نتایج تعاملاتی که با محیط صورت گرفته است و سودها و زیان‌های حاصل از این تعاملات بتوان راهبردی را تهیه نمود که با عمل به آن بتوان در بلندمدت مطلوبیت خود را بیشینه نمود[۶]. اجزای تابع یادگیری تقویتی به شرح زیر است:

عامل و محیط: تصمیم‌گیرنده و کسی که یاد می‌گیرد عامل نامیده می‌شود. چیزی که عامل با آن تعامل می‌کند (که در واقع هر چیزی خارج از عامل را در بر می‌گیرد)، محیط نامیده می‌شود[۳]. این تعامل به‌صورت پیوسته رخ می‌دهد. بدین ترتیب که عامل تصمیم می‌گیرد و بر مبنای آن عملی انجام می‌دهد و محیط نیز در پاسخ به این عمل به او پاداشی داده و به حالت جدیدی می‌رود. در گام t، S مجموعه حالت‌های ممکن برای محیط و $A(S_t)$ مجموعه عمل‌های ممکنی است که عامل می‌تواند در حالت s_t انجام دهد. گام بعد یعنی در t+1، محیط یک پاداش عددی $r_{t+1} \in R$ بر حسب عمل او در گام قبل به وی می‌دهد و عامل نیز خود را در حالت جدید s_{t+1} می‌یابد.

راهبرد عامل: π، تابع احتمالی است که احتمال انتخاب شدن هر عمل را در هر حالت و با توجه به گام زمانی می‌دهد. روش‌های یادگیری تقویتی نشان می‌دهند که چگونه یک عامل بر اساس تجربه‌ای که از تعامل با محیط به‌دست می‌آورد، سیاست خود را تغییر می‌دهد[۶].

هدف عامل بیشینه کردن پاداش‌هایی است که در بلند مدت بدست می‌آورد. در یادگیری تقویتی، هدف در قالب سیگنال پاداشی که از محیط دریافت می‌کند بیان می‌شود. اگر ترتیب پاداش‌هایی که عامل بعد از مرحله t ام می‌گیرد به‌صورت $r_{t+1}, r_{t+2}, r_{t+3}, \ldots$ باشد، وی به دنبال بیشینه کردن امید ریاضی پاداش کل خواهد بود که پاداش کل به‌صورت جمع پاداش‌های هر مرحله تعریف می‌شود: $R_t = \sum_{k=1}^{T-t} r_{t+k}$

و T آخرین مرحله می‌باشد.

فرمول فوق برای مسایلی مفید است که فرآیند در مرحله مشخصی پایان پذیرد و با اصطلاح دارای حالت پایانی باشد. اما مسائل فراوانی وجود دارد که تعامل عامل با محیط تا بی‌نهایت وجود دارد که در این صورت فرمول فوق با قرار دادن $T=\infty$ واگرا می‌شود. برای حل این مشکل، از نرخ تنزیل به‌صورت زیر استفاده می‌شود.

$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \ldots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \qquad (۱)$$

که نرخ تنزیل، $0 \le \gamma \le 1$ می‌باشد. در واقع نرخ تنزیل، ارزش فعلی پاداش‌های آینده را مشخص می‌کند ارزش واقعی پاداشی که K مرحله دیرتر دریافت شود γ^{k-1} برابر ارزش اسمی آن است[۷].

فرآیند تصادفی مارکوف: فرآیند تصادفی مارکوف به‌صورت چندتایی $\langle S,A,R,T \rangle$ نشان داده می‌شود که در آن S مجموعه متناهی از وضعیت‌ها؛ A مجموعه عملیات قابل دسترس برای عامل، $T: S \times A \times S \to [0,1]$ احتمال انتقال از وضعیت جاری به بعدی با انجام عمل a است و $RS \times A \to \Re$ بیانگر تابع پاداش است که یک مقدار عددی را برمی‌گرداند[۶].

علاوه بر این، نیاز به مفهوم راهبرد است که آنچه باید در وضعیت فعلی محیط انجام شود را بیان می‌کند. راهبرد نگاشتی از وضعیت به عمل است. راهبرد در لحظه t به‌صورت $\pi: St \to At$ نشان داده می‌شود. سیاستی را ایستا گویند که وابسته به زمان نباشد. در یک فرآیند مارکوف هدف عامل پیدا کردن استراتژی $\pi: S \to A$ است که امید ریاضی مجموع کاهش‌یافته پاداش‌ها را بیشینه نماید. برای هر خط‌مشی π که عامل می‌تواند دنبال کند، بر روی وضعیت‌ها تابعی به نام تابع ارزیابی به شکل رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$V(\pi, s) \equiv \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t E\left(r_t \mid \pi, s_0 = s\right) \qquad (۲)$$

این تابع، نگاشتی از مجموعه وضعیت‌ها به مقدار ارزش آنها می‌باشد. s یک وضعیت خاص، s0 وضعیت اولیه و r_t پاداش در زمان t و γ ضریب کاهش در محدوده [0,1] است. $V(s, \pi)$ ارزش وضعیت s تحت راهبرد π را نشان می‌دهد.

بنابراین هدف، یادگیری خط‌مشی بهینه π^* است. پیدا کردن راهبرد بهینه را می‌توان به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی مطرح نمود که می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های برنامه‌ریزی پویا حل شود. در این‌صورت، روشی تقریبی برای تخمین مقادیر بهینه $V(s)$ به‌کار می‌رود که روش تکرار نام دارد. راه حل استاندارد از طریق یک روش جستجوی تکرارپذیر بر پایه استفاده از معادله بلمن استوار است و به‌صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود[۸]:

$$V(\pi^*, s) \equiv \max_a \left\{ r(s,a) + \gamma \sum_{s'} P(s' \mid s,a) V(s', \pi^*) \right\} \qquad (۳)$$

r(s,a) پاداش به‌دست آمده از انجام عمل a در وضعیت s است، s' وضعیت جدید و P(s'|s,a) احتمال رفتن به s' پس از انجام عمل a در وضعیت s است. این روش هنگامی قابل استفاده است که عامل، توابع پاداش و گذار وضعیت را بشناسد، در غیر این صورت، نمی‌توان این روش را به‌کار گرفت. در چنین حالتی، از الگوریتمی به نام یادگیری Q استفاده می‌شود.

Archive of SID

www.SID.ir

الگوریتم یادگیری Q: نوعی از یادگیری تقویتی بدون مدل است که بر پایه برنامه‌ریزی پویای اتفاقی عمل می‌کند[۳، ۶]. در این الگوریتم به‌جای انجام یک نگاشت از حالت‌ها به مقادیر آنها، نگاشتی از زوج حالت و عمل به مقادیری که مقدار Q نامیده می‌شوند انجام می‌گیرد[۹].

روش کار: برای یادگیری تابع Q از جدولی استفاده می‌شود که هر ورودی آن یک زوج <s,a> به همراه تقریبی است که یادگیر از مقدار واقعی Q به‌دست آورده است. مقادیر این جدول با مقدار اولیه تصادفی (معمولاً صفر) پر می‌شود. عامل به‌طور متناوب وضعیت فعلی S را تشخیص داده و عملی مثل a را انجام می‌دهد. سپس پاداش حاصل r(s,a) و همچنین حالت جدید ناشی از انجام عمل s' را مشاهده می‌کند. مقادیر جدول با استفاده از رابطه (۴) تغییر می‌کنند:

$$\hat{Q}(s,a) \leftarrow r(s,a) + \max_{a'} \hat{Q}(s',a') \qquad (۴)$$

از آنجائی که در محیط یک حالت هدف جذب کننده در نظر گرفته می‌شود که با قرار گرفتن عامل در آن حرکت عامل متوقف می‌شود، عمل یادگیری به‌صورت مرحله‌ای انجام می‌شود[۳، ۹].

در هر مرحله عامل در یک محل تصادفی قرار داده می‌شود و تا رسیدن به حالت جذبی به تغییر مقادیر Q ادامه می‌دهد. اگر مقادیر اولیه Q صفر در نظر گرفته شده باشند، در هر قسمت فقط یکی از مقادیر که به مقدار نهایی نزدیک‌تر هستند تغییر کرده و بقیه صفر باقی می‌مانند. با افزایش تکرار قسمت‌ها این مقادیر غیرصفر به سایر مقادیر جدول گسترش پیدا کرده و در نهایت به مقادیر بهینه همگرا خواهند شد.

۳. روش مسیریابی[1]

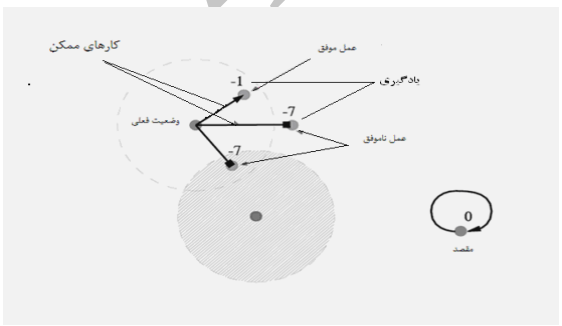
در ابتدا با مشخص کردن حالت‌ها، عملیات، گذارها و تقویت‌های سیستم پروتکل مسیریابی شبکه سیار موردی به‌عنوان یک مسئله یادگیری تقویتی توصیف شده و سپس یک راهبرد یادگیری مطابق با محدودیت‌های شبکه سیار موردی طراحی می‌شود. مسئله مسیریابی بین جفت گره‌های داده شده انجام می‌شود. این گره‌ها با حروف S و D، به‌عنوان مبدأ و مقصد، برچسب‌گذاری می‌شوند. یک تابع تقویتی مبتنی بر هزینه یک عمل، بر حسب استفاده آن از منابع شبکه تعریف می‌شود که هدف آن تحویل هر بسته با حداقل هزینه ممکن است. یک بسته در داخل یک گره مبدأ S قرار داده شده و فرآیند مسیریابی بسته آغاز می‌شود. این فرآیند وقتی به پایان می‌رسد که بسته در میانه راه سقوط کرده یا توسط هرکدام از گره‌های موجود دریافت شده باشد که در این حالت گوییم گره تحویل داده شده است.به هرگره یک پارامتر زمان زندگی نسبت داده می‌شود که با انتقال بسته کاهش می‌یابد[۱۰]. اگر مقدار این پارامتر برابر صفر باشد، یعنی بسته سقوط کرده است.

مدل تقویتی در شبکه‌های بی‌سیم: تابع تقویتی، باید هزینه انجام یک گذار حالت را به شبکه برگرداند. نتیجه گذار حالت، به عمل انجام شده و به حالت سیستم وابسته است. در حقیقت نوعی یادگیری از طریق تعامل با محیط است.

انتخاب عمل در مدل انتخابی، در حقیقت همان انتخاب گره‌ای است که بسته می‌خواهد به آن ارسال شود. عمل انتقال از گره N به گره p ممکن است با موفقیت به انجام برسد یا با شکست مواجه شود. برای طراحی این پروتکل از پروتکل 802.11 MAC استفاده می‌کنیم. گره N از انجام عمل انتقال یا عدم انجام آن اطلاع دارد. انتقال از N به P با U(N,P) نشان داده می‌شود. مدل تقویتی برای یک انتقال موفق با rs و برای انتقال ناموفق، با rf نمایش داده می‌شود. بسته‌ای که به یک گره می‌رسد ممکن است تحویل داده شده یا سقوط کرده باشد. سقوط یک بسته به‌عنوان عملی در محدوده مدل یادگیری تقویتی در نظر گرفته نمی‌شود[۱۱].

انتقال یک بسته در یک شبکه رادیویی به استفاده از منابع آن شبکه نیازمند است. واحدهای تابع تقویت، مقدار زمان انتشار مورد نیاز برای انتقال یک بسته را نمایش می‌دهند. این واحدها برای نمایش هزینه، دارای مقادیر منفی هستند. در اینجا مقادیر تقویتی ثابت برای نتایج شکست و موفقیت در نظر گرفته شده و به‌طور قراردادی مقدار rs برابر ۱- در نظر گرفته می‌شود.

همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده است، نمی‌توان بین شکست‌ها به‌علت قرار داشتن هدف در خارج از محدوده و تداخل امواج رادیویی تمایزی قائل شد. در 802.11 انتقال بسته‌های داده در صورتی که با شکست مواجه نشود، حداقل ۷ مرتبه تکرار می‌شود. در 802.11 پیش از اینکه ارسال به‌عنوان یک شکست تلقی شود، بسته‌های داده تا ۷ مرتبه ارسال می‌شوند rf به بیشینه تعداد تکرارهای پروتکل 802.11 نسبت داده شده و مقدار آن برابر ۷- قرار داده می‌شود[۱۲].



شکل۲. مدل یادگیری تقویتی برای مسیریابی سیار موردی

[1] Routing

Archive of SID

www.SID.ir

نسبت تحویل رابطه: به تخمین احتمالات گذار حالت و توابع تقویتی ($T(s,a,s')$ و $R(s,a)$ نیاز است. در شبکه‌های سیار موردی احتمالات گذار حالت، ($T(s,a,s'$)، نسبت میزان موفقیت و شکست برای هر ارتباط را نشان می‌دهند.

برای گره‌هایی که خارج از محدوده انتقال هم‌دیگر هستند، این مقدار برابرصفر و برای گره‌هایی که در محدوده انتقال یکدیگر هستند، این مقدار وابسته به تداخل و تجمع در شبکه تغییر می‌یابد. تعیین نسبت موفقیت در یک شبکه بی‌سیم دشوار است. اندازه‌گیری‌های تجربی نشان داده است این مقدار که کیفیت ارتباط را مشخص می‌کند، در طول زمان دارای تغییرات جزیی است. همچنین بین قدرت یک سیگنال و کیفیت رابطه، ارتباط خوبی وجود ندارد. برای ارزیابی این موضوع از NS که یک مدل خطا رادیویی ساده است استفاده می‌شود، و به این منظور، میانگین نسبت تحویل(موفقیت) اندازه‌گیری شده محاسبه می‌شود.

موارد در دسترس برای هر گره که باید شمارش شوند:

انتقالات ارتباطی مبادرت شده به ارسال بسته، N_A

انتقالات ارتباطی شکست خورده، N_f

انتقالات ارتباطی دریافت شده(ارسال‌های موفق) ، N_R

انتقالات انتشاری دریافت شده، N_B

ارتباطات دریافت شده درهم، N_P

اطلاعات درباره انتقالات موفق از دیگر گره‌ها در دسترس است، اما در مورد انتقالات ناموفق اطلاعاتی در دسترس نیست. برای ترکیب آمار ارسال‌ها با آمار دریافت‌ها از دو پارامتر استفاده می‌کنیم:

σ: وزن بسته‌های دریافت شده در مقایسه با بسته‌های فرستاده شده.

ρ: نسبت تحویل تخمین زده شده .

استفاده از این پارامتر در محاسبه احتمال فرمول (۵) را نتیجه می‌دهد:

$$p(success \mid \{N_i\} = (N_A - N_F + \quad (N_R + N_B + N_P)) / (N_A + \quad (N_R + N_B + N_P)) \qquad (۵)$$

برای انجام نمونه‌گیری و تخمین نتیجه یک ارسال ، مقدار این تخمین گسسته و شامل موفقیت یا شکست خواهد بود که در واقع یک مسئله نمونه‌گیری چندجمله‌ای است و از توزیع پیشین استاندارد به‌صورت زیر استفاده می‌شود[۱۳]. این توزیع به پارامتر $_E$ با توجه به مقدار E وابسته است. احتمال تخمین زده شده برای E از طریق رابطه (۶) به‌دست می‌آید.

$$P(E \mid \{N_i\}) = (N_R + \ _E)/(N + \ ) \qquad (۶)$$

که در آن N مجموع N_i و α مجموع $_i$ است. αها اعداد ساختگی نامیده می‌شوند و اطلاعات مقدم‌تر در مورد عملکرد سیستم را دربر می‌گیرند. N_i شامل رخدادهایی است که در طول مدت زمان اتفاق می‌افتد. پیاده‌سازی آن با تقسیم این زمان به m فاصله انجام می‌شود. نمونه‌های N_i برای هر فاصله ذخیره می‌شوند. بعد از هر فاصله زمانی $\frac{}{m}$ آخرین مقدار N_i کنار گذاشته شده و آن را از N_i کم کرده و N_i برای هر پریود زمانی $\pm \frac{}{m}$ محاسبه می‌شود. این مدل، نمونه‌های جدید را برابر با نمونه‌های قدیمی وزن دهی می‌کند. اگر بزرگ باشد، تخمین به آرامی تغییر می‌کند و اگر کوچک باشد سرعت تغییر آن سریع خواهد بود. در اینجا هدف ساختن یک پیش‌بینی‌کننده دقیق نسبت موفقیت در یک شبکه بی‌سیم نیست، بلکه طراحی یک پروتکل مسیریابی است که باعث شود بیشترین بهره را از مدل نسبت موفقیتی که در دسترس است داشته باشیم.

روش استخراجی بهینه: مدل تخمینی ($T(s,a,s')$و $R(s,a)$ در نظر گرفته می‌شود، محاسبه تابع مقدار بهینه با حل کردن مجموعه معادلات بلمن انجام می‌شود:

$$\left[V(s) = \max_a [\sum_{s'} T(s,a,s').(R(s,a,s') + V(s'))] = \right] \qquad (۷)$$
$$\max_a Q(s,a)$$

برای واسط دو وسیله ارتباطی، P، مقدار Q برابر است با[۱۴]:

$$Q(N,P) = p_S[r_S + V(P)] + p_f[r_F + V(N)] \qquad (۸)$$

در صورتی که p_S احتمال انتقال به P بعدی باشد، و p_F مقدار انتقال ناموفق باشد. مدل تقویتی برای یک انتقال موفق با rs و برای انتقال ناموفق، با rf نمایش داده می‌شود. V برابر با امتیاز گره حاضر تا مقصد است. از آنجایی که $(N) = \max_a Q(N,a)$، مقدار آن برابر است با:

$$V(N) = \max_a [p_S(r_S + V(P)) + p_F r_F + p_F V(N)] \qquad (۹)$$

که به‌صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$V(N) = \max_a [\frac{p_S(r_S + V(P)) + p_F r_F}{1 - p_F}] = \max_a [V(P) + r_S + \frac{p_F}{p_S} r_F] \qquad (۱۰)$$

وقتی یک‌بار تابع مقدار بهینه محاسبه شود، روش بهینه، عملی که بزرگ‌ترین مقدار Q را در هر گذار دارد انتخاب می‌کند. این روش، روش استخراجی نامیده می‌شود[۱۴]. روش استخراجی با استفاده از مدل تخمینی محاسبه می‌شود و مدل تخمینی نیز مبتنی بر کاوش سیستم است[۱۵].

از آنجایی که شبکه‌های سیار موردی ایستا نیستند، مدل وتخمین آن با زمان تغییر می‌کند. بنابراین برای پیدا کردن یک روش استخراجی دقیق باید کاوش کافی از سیستم انجام شود. هزینه انتقال، بیان فیزیکی: مدل تقویتی در شبکه‌های بی‌سیم برای بازگرداندن مقدار

Archive of SID

www.SID.ir

زمان انتشار رادیویی از هزینه ثابت ۱- و ۷- برای نمایش انتقال موفق و ناموفق استفاده می‌کند. این هزینه‌ها برای شبکه‌های سیار موردی، توسط تابع مقدار و از طریق مدل تخمینی سیستم بازگردانده می‌شوند. کمیت rs+(pF/ps)rf در فرمول (۱۰) هزینه انتقال بسته به گره همسایه P را نشان می‌دهد.

این هزینه به‌صورت C(N,P) نمایش داده شده و هزینه مورد انتظار، در صورتی که انتقال را برای موفقیت دوباره تکرار کنیم نشان می‌دهد. معنای فیزیکی C(N,P) بدین صورت است که اگر موفقیت حتمی باشد، تخمین C(N,P) با عنوان rs انجام می‌شود. هزینه rs، به‌عنوان زمان انتشار مورد استفاده برای ایجاد یک انتقال بسیار خوب در لایه MAC بیان می‌شود. در یک انتقال کامل تمام بسته‌های منتقل شده ،(CTS, DATA, ACK ,RTS) بدون خطا دریافت می‌شوند.

اگر برای موفقیت در انتقال، ۵۰٪ اطمینان داشته باشیم، C(N,P) را به‌عنوان rs +rf تخمین می‌زنیم که مطابق با هزینه یک انتقال کامل، یک انتقال ناموفق و هزینه نهایی مورد انتظار انتقال بسته به P است. یک انتقال موفق 802.11 بر روی یک ارتباط ناکامل، ممکن است برای انتقال دوباره به داده احتیاج داشته باشد. اگر بخشی از انتقالات شکست بخورند برای موفقیت بخش دیگر باید بیشتر از یک گذار انجام شود. این موارد مشخص می‌کنند که تابع هزینه مدل شده زمان انتشار مورد نیاز برای انتقال یک بسته از یک گره‌به‌گره دیگر را بیان می‌کند و هزینه فیزیکی واقعی انتقال یک بسته بین دو گره در شبکه بی‌سیم، یک تابع پیچیده است.

راهبردیادگیری هوش تجمعی[1] برای مسیریابی در شبکه‌های سیار موردی: تا اینجا مدل یادگیری تقویتی برای مسیریابی شبکه‌های سیار موردی و مسئله بهینه‌سازی تعیین شدند. اگر مدل تخمینی در نظر گرفته شده تا حد خوبی دقیق باشد، یک عامل با داشتن اطلاعات سراسری و توانایی اعمال نفوذ، می‌تواند با استفاده از آن مسئله مسیریابی را به‌صورت بهینه حل کند. اما یک پروتکل مسیریابی موردی در عمل به‌صورت توزیع شده کار می‌کند و اطلاعات سراسری یا توانایی اعمال نفوذ در آن وجود ندارد. بنابراین، محاسبه دقیق تابع مقدار در چنین حالتی بسیار پرهزینه خواهد بود، لذا در عمل به محاسبه مقداری حدودی بسنده می‌شود.

همچنین پیشنهاد می‌شود که محاسبه تنها برای گره‌هایی که در مسیرهای پرترافیک قرار دارند انجام شود. برای این منظور می‌توان از طبیعت ترافیک شبکه استفاده کرد و مقدار تخمینی تابع مقدار را با استفاده از بسته‌های داده بین گره‌های همسایه انتقال داد[۱۶]. این روش چندین ویژگی مفید دارد: تلاش برای یادگیری فقط برای جریانات حمل‌ونقلی که در حال استفاده هستند هزینه می‌شود. تلاش برای یادگیری، متناسب با تعداد بسته‌هایی که در جریان رفت وآمد فرستاده می‌شوند، می‌باشد. در 802.11 هزینه اضافه کردن تعداد کمی بایت به یک بسته از هزینه فرستادن یک بسته جدا، کمتر است. در یک شبکه سرویس‌گرا، اطلاعات مسیریابی برای سرویس‌های عمومی به‌طور گسترده توزیع شده و به‌طور معمول در سراسر شبکه به‌روز می‌شود. این راهبرد یادگیری ممکن است بنابه تشابه، با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع مورچه‌ای[2] شرح داده شود. تعدادی از ویژگی‌های الگوریتم ACO برای مسئله مسیریابی موردی نیز کاربردی هستند که عبارتند از[۱۶]: تمایل به پیاده‌سازی توزیعی؛ از حالت‌های شروع استفاده می‌کند. حالت‌های شروع به آن دسته از حالت‌هایی که مقادیر آنها در بهینه‌سازی مد نظر است، اولویت می‌دهد. الگوریتم‌هایی که با تکرار سلسله مراتب مسئله بهینه‌سازی عمل می‌کنند، هرکدام از یک حالت شروع، آغاز به کار می‌کنند[۱۷]. شرایط خاتمه برای مسیرها در سیستم وجود دارد. در مسیریابی شبکه‌های موردی شرایط خاتمه، گره مقصد است. باید به مسیر بهینه‌ای که این شرایط خاتمه را پدید می‌آورند دست یافت و در انتها استفاده از روش موسوم به تبخیر فرومونو عمل کردن در سیستم‌های پویا. در این الگوریتم استفاده از یک راهبرد یادگیری مبتنی بر الگوریتم تجمع مورچه‌ای پیشنهاد می‌شود که با یک مدل انتقالی و تقویتی در سیستم کار می‌کند و مدل سیستم دائماً تخمین زده می‌شود. هر گره اطلاعات آماری درباره احتمالات گذار با حالت‌ها همسایه‌اش را ثبت می‌کند. هر گره N یک تخمین فعلی از مقدار بهینه V خود و گره‌های همسایه‌اش را نگه‌داری می‌کند. مقدار V تخمین زده شده برای گره P ، همسایه گره N، از زمان آخرین انتشار از بین می‌رود.

مقدار یک گره، وقتی آن گره یک بسته می‌فرستد، انتشار می‌یابد. گره‌هایی که بسته نمی‌فرستند بی‌ارزش فرض می‌شوند. در هر گره، مقدار V، با استفاده از مدل تخمین زده شده و مقدار V گره‌های همسایه‌اش محاسبه می‌شود. در هر گره، عامل تصمیم می‌گیرد که چگونه بر پایه اطلاعات در دسترس در آن گره، شامل مدل تخمین زده شده و مقادیر تخمین زده شده برای گره همسایه، عمل کند. این تصمیم‌گیری با به‌کارگیری روش استخراجی و اکتشافی انجام می‌شود.

گره مقصد مقدار ثابت Vبرابر صفر را خواهد داشت. عاملی که به گره مقصد می‌رسد، مقداری را که باید برای گره‌های همسایه‌اش انتشار یابد نتیجه می‌دهد. بسیاری از کلاس‌های حمل‌ونقل شبکه مانند TCP شامل ارتباط دو طرفه هستند. داشتن اطلاعات مسیریابی در حرکت دو طرفه در شبکه بسیار ارزشمند است. بسته‌هایی که از S حرکت می‌کنند بهترین انتخاب برای به‌روز کردن جداول مسیریابی هستند که به‌وسیله بسته‌ها استفاده می‌شوند.

[1] Swarm Intelligence

[2] Ant Colony Optimization

Archive of SID

www.SID.ir

اکتشاف در شبکه‌های سیار موردی: روش بهینه با اکتشاف مناسب سیستم معین می‌شود. کیفیت این روش مستقیماً به‌وسیله کیفیت مدلی که با آن محاسبه می‌شود محدود می‌شود. به همین دلیل گذارهای حالت را نمونه‌برداری کرده تا بتوانیم یک مدل مناسب تولید کنیم. برای انجام اکتشاف در سیستم همان‌طور که از دانش فعلی خود استفاده می‌کنیم، از تعدادی راهبرد نیز بهره می‌جوییم لذا مراحل زیر را انجام می‌دهیم:

۱- استفاده از تکنیک انتخاب عمل بولتزمن برای اکتشاف عملیات مدنظر.

۲- کشف گره‌های همسایه برای در نظر گرفتن آنها به‌عنوان رابط دو وسیله ارتباطی.

۳- استفاده از یک اکتشاف حریصانه برای اکتشاف قسمت‌های مربوطه سیستم و اولویت‌بندی تحویل بسته‌ها برای محدود کردن آن نسبت به اکتشاف نواحی که کمتر کاربردی هستند.

اکتشاف حریصانه: جهت جستجوی سامانه وانتقال اطلاعات مسیریابی شبکه با استفاده از بسته‌های واقعی داده و تحویل حداکثر بسته از روش اکتشاف حریصانه استفاده می‌شود. در هر گره واسط دو وسیله ارتباطی، گره‌هایی با مقادیر V بزرگ‌تر از مقدار گره فعلی در نظر گرفته شده و اکتشاف حریصانه تلاش می‌کند تا هر بسته سریعاً با جلوگیری از عقب‌گرد در شبکه تحویل داده شود.

جدول ۱. پارامترهای شبیه‌سازی

پارامتر	مقدار
محدوده شبیه‌سازی	1000 m * 400m
تعداد نودها	50
مدل راه رفتن تصادفی	مدل حرکتی
نودهای متحرک	20
پروتکل Mac	IEEE 802. 11b
جریان بسته	مقدار بیت ثابت (CBR)
حجم بسته	512 bytes
حرکت نود	تصادفی
زمان شبیه‌سازی	500 s
مدل انتشاری	دو پرتو زمینی
پروتکل شبکه	IP
پهنای باند	2 Mbps

۳. جزئیات پیاده‌سازی

پیاده‌سازی این پروتکل مسیریابی شبکه بین لایه IP و Network انجام می‌شود. به این صورت که در عمل جدول مسیریابی در سطح MAC جایگزین می‌شود و تمامی پردازش‌ها قبل از رسیدن بسته به رابط شبکه انجام می‌شود. در پیاده‌سازی سرآیند شبکه به‌صورت زیر خواهد بود. بسته‌های شبکه توسط عامل‌های مسیریابی حمل می‌شوند. هر عامل شبکه دارای یک شماره مخصوص به‌خود و همچنین یک شمارنده جهت اختصاص شماره به بسته‌ها است. جدول‌های مسیریابی مربوط به مقصد و گره‌های همسایه نیز در این کلاس نگهداری می‌شوند.

رخدادهای شبکه به‌منظور تعیین احتمال انتخاب یک همسایه به‌عبارتی تعیین احتمال موفقیت و یا شکست در صورت انتخاب آن گره نیز نگهداری می‌شود. برای هر گره ابتدایی یا انتهایی رکورد مسیریابی شامل مقدار تخمین زده شده برای رسیدن از حالت فعلی به مقصد است. این مقدار بر اساس احتمال انتخاب همسایه‌ها به‌دست می‌آید. برای هر گره پایانی یا ابتدایی و همچنین همسایه‌های رویت شده در مسیر رسیدن به مقصد، مقدار تخمینی نگهداری می‌شود. پارامترهای مورد نیاز برای محاسبه مدل سیستم در این پژوهش ثابت در نظر گرفته می‌شوند. پارامتر اندازه پنجره رخداد با مقدار ۱۰ و ۴۰ مقداردهی شده است، پارامتر احتمال رسیدن مقدار ۰/۵، پارامتر دریافت وزن مقدار ۰/۲و پارامترهایی که مقیاس موفقیت انتقالات ارتباطی و شکست و انتقال را مشخص می‌کنند همگی ثابت هستند. پروتکل مسیریابی پیشنهادی در سناریو یک شبکه خاص تحلیل و بر مبنای WAND پایه‌گذاری می‌شود.

۴. معیارهای ارزیابی شبیه‌سازی

بار عرضه شده: مقدار داده‌ای که در مجموع توسط تمام مشتری‌ها فرستاده می‌شود، و عبارت است از:

اندازه بسته * بسته بر ثانیه * تعداد مشتری‌ها

نسبت دریافت: کسر بسته‌های فرستاده شده به‌وسیله مشتری‌ها، در مقایسه با بسته‌هایی که در سرویس‌دهنده (سرور) دریافت شده‌اند.

خروجی: مقدار داده‌ای که در سرویس‌دهنده دریافت شده است، و برابر است با: بار عرضه شده* نسبت دریافت

انتقالات هر بسته دریافت شده: هزینه دریافت یک بسته در سرویس دهنده (در انتقالات رادیویی)

انتقالات هر بسته فرستاده شده: تعداد انتقالاتی که برای هر بسته فرستاده شده توسط مشتری تولید می‌شود، چه آن بسته دریافت شده باشد و چه دریافت نشده باشد.

تأخیر سراسری: برای بسته‌هایی که دریافت شده باشند، زمان میانگین بین زمانی که بسته در منبع انتقال ساخته می‌شود و زمانی که توسط مقصد دریافت می‌شود، در نظر گرفته می‌شود. در مورد AODV و DSR، معیار تعداد انتقالات، شامل بسته‌های مسیریابی است و تعداد بسته‌های مسیریابی جدا از بسته‌های داده شمارش نمی‌شوند.

Archive of SID

www.SID.ir

مقایسه AODV و DSR: میزان کارایی پروتکل ما در مقایسه با AODV و DSR تحلیل می‌شود[۱۹، ۱۸]. این آزمایشات با استفاده از نرم‌افزار NS نسخه 2.26 آن انجام می‌شود. یکی از مزایای مدل پیوسته برای کیفیت ارتباطات این است که توانایی کار کردن مؤثر در شبکه‌های درهم‌فشرده را دارد. برای آزمودن این فرض، یک سناریوی شبکه وضع کرده و کارایی آن را همان‌طور که بار عرضه‌شده افزایش می‌یابد، اندازه‌گیری می‌کنیم. بار عرضه‌شده را با تغییر اندازه بسته و تعداد منابع حمل‌ونقل نرخ بیت در شبکه تغییر می‌دهیم. در سناریو شبکه مورد استفاده ۳۳ گره ثابت و ۲۰ گره متحرک و ۳ گره سرویس دهنده وجود دارد و تعداد مشتری‌ها متفاوت است. هر مشتری، نرخ بیت ثابت را با نسبت ۴ بسته در ثانیه می‌فرستد. اندازه بسته‌ها با افزایش فشردگی شبکه تغییر می‌یابد.

۵. نتایج پیاده‌سازی

در شکل (۳) کارایی ۳ پروتکل مسیریابی برای بسته‌های ۵۱۲ بایتی و تعداد مشتری متغیر نشان داده شده است. در هر آزمایش، همان‌طور که تعداد مشتری‌ها افزایش می‌یابد، رقابت برای دسترسی به کانال رادیویی نیز انجام می‌شود. در این نمودار، ملاحظه می‌شود که میزان دریافت بسته در پروتکل‌های AODV وDSR با افزایش میزان بار عرضه شده به شبکه به‌شدت کاهش می‌یابد در حالی‌که در پروتکل پیشنهادی این موضوع بهبود زیادی داشته است.

شکل (۴) هزینه دریافت برای پروتکل پیشنهادی را همان‌طور که بار عرضه‌شده به شبکه افزایش می‌یابد نشان می‌دهد. با افزایش رقابت در شبکه، هر بسته نیاز به تعداد بیشتری انتقال برای دریافت دارد. در این سناریو، بسته‌ها بعد از اینکه در انتقال، ناموفق عمل کردند دوباره منتقل می‌شوند، این عمل باعث افزایش هزینه و انباشتگی در شبکه می‌شود.

مزیت پروتکل پیشنهادی بر پروتکل‌های AODV و DSR با افزایش رقابت در شبکه مشخص می‌شود. نظر به اینکه کارایی AODV و DSR به‌طور قابل توجهی با افزایش بار عرضه‌شده درشبکه کاهش می‌یابد، پروتکل پیشنهادی یک سطح قابل قبول از کارایی را بیان می‌دارد. کاهش کارایی در AODV و DSR با افزایش بارگذاری، توسط این واقعیت که این پروتکل‌ها یک انتقال ناموفق را به‌عنوان یک ارتباط منقطع تفسیر می‌کنند، شرح داده می‌شود. راه انداختن مکانیزم‌های به‌روز کردن مسیر به تعداد زیادی بسته برای فرستادن در شبکه نیاز دارند. این بسته‌های مسیریابی در انباشتگی شبکه نقش بسزایی دارند.

کارایی نظری: در این سناریو ۳ سرویس دهنده وجود دارند، و تمامی آنها در محدوده انتقال یکدیگر هستند. این سرویس‌دهنده‌ها یک ناحیه کانال رادیویی را به اشتراک می‌گذارند. محدوده تداخل در شبکه‌های رادیویی بیشتر از دو برابر محدوده انتقال است. به‌همین دلیل، یک محدودیت دقیق بر روی خروجی وجود دارد که به‌وسیله ۸۰۲.۱۱ قابل دسترسی است. برای انتقالات بسته با نرخ ۲ Mbps خروجی تک‌پرشی برای زمانی که سرآیند بسته و قالب زمانی در نظر گرفته شده، حدود ۱.۷ Mbps می‌باشد. حداکثر خروجی داده قابل دسترس در ۸۰۲.۱۱ برای شبکه سیار موردی، ۰/۱۴ *Mbps 1.7 یا تقریباً ۰/۲۵Mbps (با استفاده از بسته‌های ۱۵۰۰ بایتی) است. در شکل (۳) با استفاده از بسته‌های ۵۱۲ بایتی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی یک خروجی داده بالای ۲۰۰Kbps دریافت می‌کند. این خروجی به محدوده نظری خروجی قابل دسترس در سناریوی شبکه نزدیک است.

همان‌گونه که در شکل (۵) ملاحظه می‌شود، با افزایش میزان بار عرضه‌شده با بسته‌های ۵۱۲ بایتی در شبکه مقدار انتقالات بار بسته‌های ارسال شده در پروتکل‌های AODV و DSR دارای نوسانات زیادی است ولی در پروتکل پیشنهادی این میزان انتقالات با یک سیر تقریباً ثابت ادامه یافته است.

از نمودار شکل (۶) می‌توان دریافت که میزان هزینه دریافت بسته در سرویس‌گیرنده با افزایش میزان انتقالات هر بسته در پروتکل پیشنهادی، بسیار کمتر از دو پروتکل مورد بحث دیگر است. این مقدار در پروتکل پیشنهادی با افزایش بار عرضه‌شده در شبکه با سیر صعودی خود در نهایت در محدوده 400 Kbps به حدود 30kbps می‌رسد که در مقایسه با دو پروتکل دیگر فاصله زیادی دارد.

تأخیر سراسری: شکل (۷) نمایانگر آن است که چگونه تأخیر متوسط با تغییر مقدار بار شبکه عرضه‌شده افزایش می‌یابد. کارایی روش پیشنهادی، بعد از بار عرضه‌شده با مقدار بیشتر از 150Kbps کاهش می‌یابد. این کاهش کارایی، در 150Kbps مصادف است با افزایش هزینه دریافت بسته. تقریباً با 150Kbps، تعداد انتقالاتی که هر بسته دریافت می‌کند، شروع به افزایش می‌کند.

این افزایش در تأخیر سراسری با جزییات پیاده‌سازی این پروتکل در شبیه‌ساز انجام شده است. یک صف بسته بین پروتکل مسیریابی و واسط شبکه در شبیه‌ساز وجود دارد. هنگامی‌که یک انتقال ناموفق باشد، بسته مجدد فرستاده می‌شود و این بسته باید به پشت صف واسط شبکه برود.

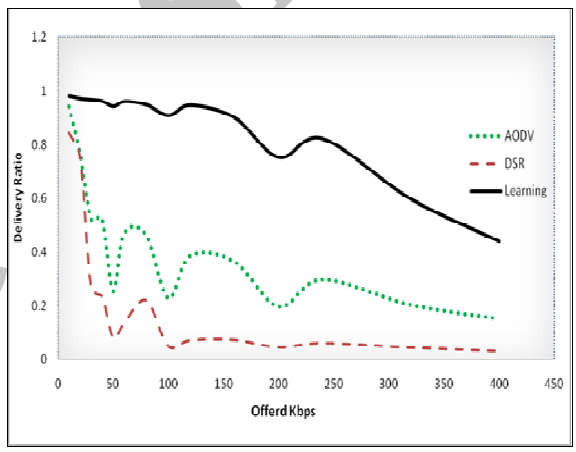
صف واسط ممکن است شامل ۵۰ بسته باشد، بنابراین یک بسته که دوباره فرستاده می‌شود، می‌تواند تأخیر چشم‌گیری در فرستاده شدن قبل از دریافت نهایی داشته باشد. تعدادی روش برای بهبود کارایی پروتکل پیاده‌سازی شده، با جایگزینی این صف واسط با یک صف طراحی شده وجود دارد. این مورد، به مسیریابی اجازه می‌دهد تا قبل از اینکه بسته‌ها به شبکه فرستاده شوند، ساخته شوند و در صف واسط قرار نگیرند که این موضوع باعث بهبود کارایی می‌شود.

Archive of SID

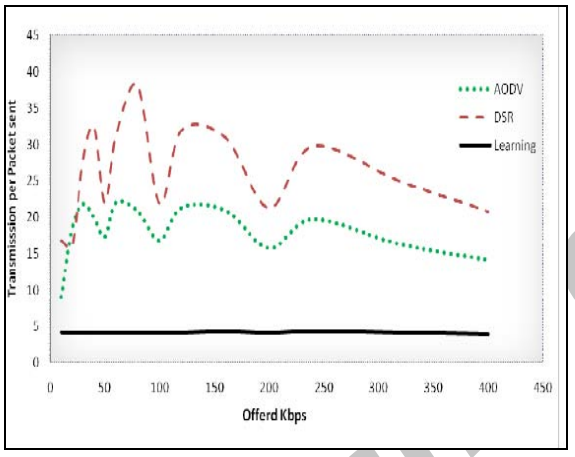
www.SID.ir

۶. نتیجه‌گیری

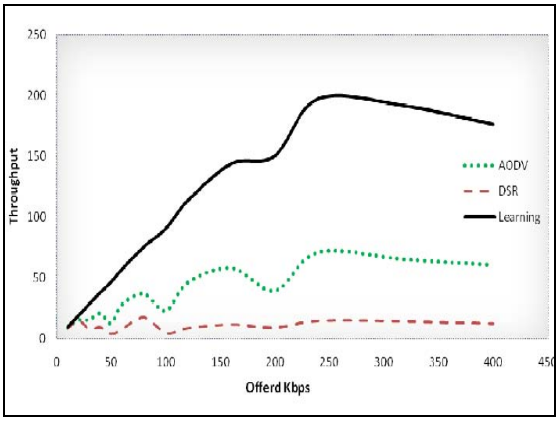
پارامترهای اصلی پروتکل مسیریابی مشخص و کارایی آن را با دو پروتکل مسیریابی AODV و DSR مقایسه کردیم. روابط موجود در پروتکل مسیریابی به یک‌سری عوامل از قبیل مشخصه‌های سناریوی شبیه‌سازی شبکه و نرخ بیت ارسال شده و میزان دریافت بسته ارسالی بستگی زیادی دارد. خروجی‌های حاصل نمایانگر افزایش چشم‌گیر کارایی پروتکل پیشنهادی در موضوع مسیریابی می‌باشد. کیفیت ارتباط مدل شبکه ما به رفتار مسیریابی اجازه می‌دهد تا با انباشتگی شبکه سازگاری یابد. در سناریوی آزمایش شده، روش پیشنهادی توانست دریافت درنزدیکی محدوده نظری پهنای باند شبکه ۸ ۰۲.۱۱ را کسب نماید که این موضوع به نوبه خود یک معیار قوی جهت سنجش صحت آزمایش صورت گرفته است. از دیگر مزایای روش پیشنهادی، می‌توان به توزیع شدگی، جلوگیری از ایجاد حلقه، عملیات بر حسب تقاضا، محلی بودن، توازن بار در شبکه و تضمین ارسال بسته اشاره نمود. خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی نمایانگر افزایش ۴۰٪ نسبت دریافت بسته در مقصد، افزایش ۴۰٪در خروجی شبکه و کاهش ۳۰٪ تأخیر متوسط بار عرضه‌شده به شبکه است. از دیگر ویژگی‌های این روش، خود مختار بودن و عدم نیاز به دخالت انسان در آن است. همچنین کیفیت ارتباط شبکه در مدل پیشنهادی، به مسیریابی اجازه می‌دهد تا با انباشتگی شبکه سازگاری یابد. با وجود عملکرد خوب پروتکل طراحی شده، پیشنهاد می‌شود در کارهای آتی به‌جای استفاده از حرکت تصادفی گره‌ها، از انواع دیگر حرکت در شبکه‌های سیار موردی استفاده کرد و از سناریوی بهتر و بزرگ‌تری با تعداد گره‌های سرویس‌دهنده بیشتر و تغییر سرعت حرکت گره‌ها نتایج متفاوتی به‌دست آورد.



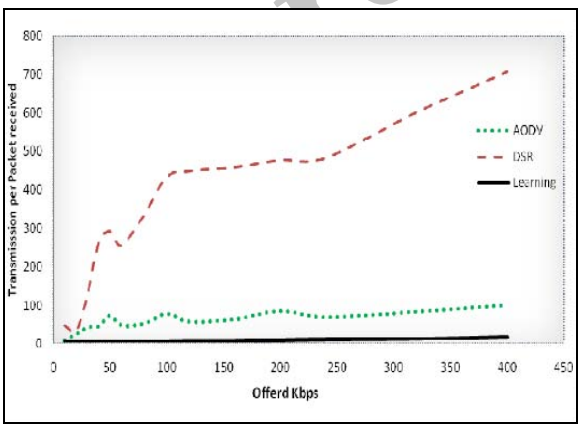
شکل۳. نمودار نسبت دریافت بسته بر مبنای بار عرضه شده



شکل۴. نمودار تغییر میزان کارایی بر حسب میزان بار عرضه شده در شبکه

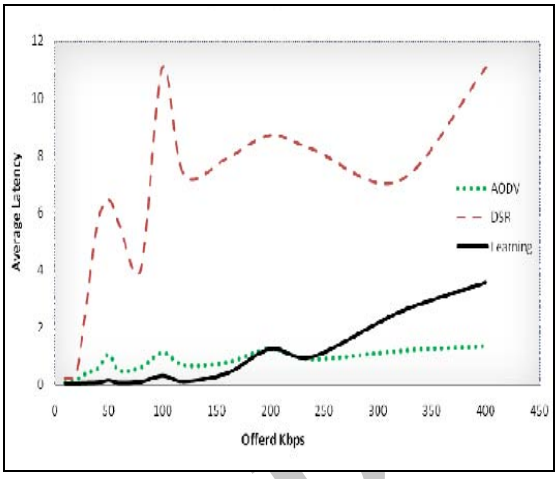


شکل۵. نمودار هزینه تلاش برای دریافت بسته



شکل۶. نمودار هزینه دریافت بسته

www.SID.ir



شکل ۷. نمودار تأخیر متوسط در برابر افزایش بار عرضه شده به شبکه

۷. مراجع

[1] Corson, M. S.; Ephremides, A. "A Distributed Routing Algorithm for Mobile Wireless Networks."; J. ACM/Baltzer Wireless Networks 1995, 1, 61-81.

[2] Borg, J. "A Comparative Study of Ad-Hoc Peer to Peer Networks."; Master of Science in Telecommunications. University College London, August 2003.

[3] Kaelbling, L. P.; Littman, M. L.; Moore, A. W. "Reinforcement Learning: A Survey."; Computer Science Department: Brown University, 1996, 237-285.

[4] Caro, G. D.; Ducatelle, F.; Gambardella, L. M. "Swarm Intelligence for Routing in Mobile Ad Hoc Network."; IDSIA Galleria 2, CH- 6928 Manno-Lugano, Switzerland, 2005, 76-83.

[5] Wooldridge, M. "An Introduction to Multiagent Systems."; University of Liverpool, UK, 2002.

[6] Zhioua, S.; Ebec, Q. U. "Stochastic Systems Divergence Throough Rienforcement Learning."; DNA Sequence 2008, 37-57.

[7] Sutton, R. S.; Barto, A. G. "Reinforcement Learning: An Introduction."; MIT Press, 1998.

[8] Howard, D. P. "Dynamic Programming and Markov Processes."; MIT Press, 1960.

[9] Chang, Y.; Kaelbling, L. P. "Mobilized Ad-Hoc Net-Works: a Reinforcement Learning Approach."; International Conference on Autonomic Computing 2004, 240-247.

[10] Katz, R.; Stoica, I. "Network Simulation with NS-2."; Computer Science Division.University of California, Berkeley: Berkeley, CA 94720-1776, 2010

[11] Liu, Z.; Elhanany, I. "RL-MAC: A Reinforcement Learning Based MAC Protocol for Wireless Sensor Networks."; J. Sensor Network 2006, 1(3/4),117-124.

[12] Ros, F. J.; Ruiz, P. M. "Implementing a New Manet Unicast Routing Protocol in NS2."; Dept. Information and Communications Engineering University of Murica, 2004, 1-35.

[13] Minka, T. P. "Estimatng a Dirichlet Distribution."; Microsoft Research, Cambridge,UK, 2009.

[14] Bernat, F. J. "Simulation of Ant Routing Protocol for Ad-Hoc Networks in NS-2."; Delft University Technology, November 2006.

[15] Elhanany, I. "RL-MAC: A QoS-Aware Reinforcement Learning Based MAC Protocol for Wireless Sensor Networks."; International Conference on Networking Sensing and Control 2006 IEEE, 768-773.

[16] Sen, A. "Swarm Intelligence Based Optimization of MA-NET Cluster Formation."; Master of Science Thesis, Graduate College the University of Arizona, 2006.

[17] Brussels, B. "Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence."; 4th International Workshop, ANTS 2004, Brussels Belgium, September 2004, 5-8.

[18] Meghanathan, N. "Performance Studies of MANET Routing Protocols in the Presence of Different Broadcast Route Discovery Strategies."; Department of Computer Science Jackson State University, Jackson, MS 392171.

[19] Bao, J. H. "Mobile Ad-hoc Network Routing Protocols: Methodologies and Applications."; Ph.D. Thesis, Blacksburg, Virginia, March 2004.

Archive of SID

www.SID.ir