

یک روش ترکیبی برای مسیر یابی تطبیقی در سیستم‌های ناوبری خودرو (سیستم خبره فازی + اتوماتاهای یادگیر)

mmeybodi@aut.ac.ir

afshordi@ce.aut.ac.ir

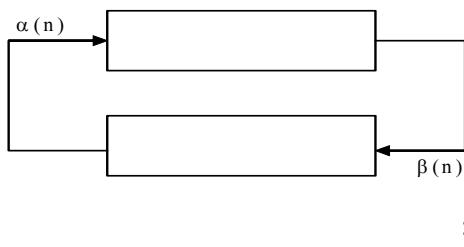
می‌کنند.

رویکرد منطق فازی برای مسیر یابی تطبیقی در سیستم‌های ناوبری خودرو در سالهای اخیر مورد توجه قرار گرفته است. تئودورو و بیج و کیکوچی برای اولین بار در سال ۱۹۹۰ الگوریتمی تطبیقی برای مسیر یابی در سیستم‌های ناوبری خودرو ارائه نمودند [۱]. آنها از مدل‌های استنتاج فازی برای خودرو ارائه نمودند [۲]. آنها از مدل‌های استنتاج فازی برای خودرو ارائه نمودند [۳]. در ادامه ویتولکاس در سال ۱۹۹۴ برای توصیف رفتار انتخاب میان استفاده از قطار و یا خودرو برای یک مسیر مشخص از یک سیستم خبره فازی استفاده کرد که با استفاده از شبکه عصبی فازی توابع تعلق و قوانین آن تنظیم می‌شدند [۴]. هن در سال ۲۰۰۰ نسخه‌ای فازی از یک مدل انتخاب قطعی ساخت و ثابت کرد که تصمیم‌گیری فازی برای انتخاب مسیر، حالت تعمیم یافته مدل استاندارد است [۵]. رضوان نیز در سال ۲۰۰۲ مدلی جدید ارائه نمود که در این مدل از دانش فرد در مورد خیابان‌ها و مسیرها در تصمیم‌گیری نیز استفاده می‌شود [۶]. وی همچنین این ایده را مطرح کرد که افراد در برخورد با شرایط به صورت ناخودآگاه قوانینی ذهنی تولید می‌کنند که

با گسترش شهرها و پیچیده تر شدن مسیرها، مسیر یابی زمان‌گیرتر و دشوارتر می‌شود. اگر در گذشته افراد قادر بودند بین هر مبدأ و مقصدی در شهر خود به راحتی مسیری را معرفی کنند، این کار اکنون مشکل‌تر شده است و به همین جهت استفاده از سیستم‌های ناوبری خودرو می‌تواند در این راستا مشکل‌گشای باشد. چنین سیستم‌هایی با بهره‌گیری از روش‌های مکان‌یابی، مکان خودرو را در هر لحظه تشخیص داده، و به راننده در یافتن مسیر بین مبدأ و مقصد دلخواه وی کمک کرده و سپس او را در طی مسیر راهنمایی می‌کنند. یک سیستم ناوبری خودرو سعی می‌کند بر اساس یک معیار مانند کوتاهترین زمان و یا کوتاهترین فاصله بهترین مسیر ممکن را در اختیار راننده قرار دهد. سیستم‌هایی نیز وجود دارند که پیشرفته‌تر عمل کرده و بر اساس چند معیار مسیر یابی را انجام می‌دهند. مسیر یابی تطبیقی در سیستم‌های ناوبری خودرو روشی برای شخصی‌سازی فرایند جستجوی مسیر با توجه به علایق و اهداف راننده است. این روش‌ها الگوی انتخاب مسیر توسط راننده را یاد می‌گیرند، و در موقع لزوم از این اطلاعات در یافتن مسیری که بیشتر مورد علاقه او باشد به او کمک

فازی برای هر راننده متفاوت و مطابق با نیازهای وی می‌باشد. همچنین تعداد ویژگی‌های بیشتری برای توصیف مسیرها به کار گرفته شده است. به منظور ارزیابی، روش پیشنهادی برای شهر تهران ازمایش گردیده است و نتایج بدست آمده با نتایج پیاده‌سازی روش برنجی و خدکار برای مسئله مسیریابی تطبیقی مقایسه شده است. نتایج مقایسه حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی دارد. ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ اتوماتای یادگیر و سیستم خبره فازی به طور خلاصه معرفی می‌شوند. سپس در بخش ۳ ساختار GARIC به اختصار شرح داده می‌شود و در بخش ۴ الگوریتم پیشنهادی ارایه می‌گردد. بخش ۵ شامل جزئیات پیاده‌سازی و نتایج آزمایش‌ها می‌باشد. بخش پایانی مقاله به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

یک اتوماتون یادگیر، ماشینی است که می‌تواند تعدادی متناهی عمل را انجام دهد؛ هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده می‌شود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تأثیر می‌پذیرد [۹]. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداقل برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، به صورت ساده در شکل ۱ نشان داده شده است.



اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل‌های اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودی‌های اتوماتا، $p = \{p_1, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هریک از عمل‌ها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. نمونه‌ای از الگوریتم‌های

در رفتارهای بعدی از آن پیروی خواهد کرد. پنگ و همکارانش در سال ۱۹۹۹ از رویکردی عصبی فازی برای مسیریابی تطبیقی استفاده کردند [۷]. آنها برای هر مسیر شش خصوصیت مسافت، زمان، درجه تراکم، هزینه، سختی حرکت و منظره را در نظر گرفتند. سپس با در نظر گرفتن پایگاهی از قوانین فازی و اعمال آن از طریق یک شبکه عصبی فازی میزان مطلوبیت هر مسیر را استخراج نمودند. این شبکه شامل یک زیرشبکه فازی‌سازی است که داده را به هنگام ورود، فازی کرده و یک زیرشبکه غیرفازی‌سازی نیز در انتهای مسئول استخراج نتیجه نهایی است. اساس کار این سیستم مبتنی بر انتخاب‌های متوالی کاربر است. در صورتی که سیستم توانسته باشد به درستی بهترین امتیاز را به مسیر منتخب کاربر اختصاص داده باشد، وزن‌های شبکه تغییر نمی‌کنند و در غیر این صورت. وزن‌های شبکه به طریقی به روزرسانی می‌شوند که بهترین امتیاز به مسیر منتخب کاربر اختصاص داده شود.

در روش‌های فوق‌الذکر بیشتر تلاش در جهت توصیف رفتار و نه پیش‌بینی آنها بوده است. علاوه بر آن در این روش‌ها قوانین مورد استفاده در پایگاه قوانین برای تمام کاربران، ثابت و از قبل مشخص بوده و همچنین تعداد ویژگی‌های در نظر گرفته شده کم بوده‌اند. علاوه بر آن در تحقیقات انجام گرفته هیچ گونه مطالعه‌ای در باره تأثیر نوع تابع تعلق بر کارایی سیستم انجام نشده است. برنجی و خدکار^۱ در سال ۱۹۹۱ ساختاری به نام GARIC را برای تنظیم یک سیستم خبره فازی پیشنهاد نمودند [۸]. در روش آنها سیستم خبره فازی با استفاده از چندین شبکه عصبی تنظیم می‌گردد. نوآوری مهم آنها تنظیم سیستم خبره فازی با استفاده از رویکرد یادگیری تقویتی می‌باشد. با الهام از کار برنجی و خدکار، در این مقاله الگوریتم جدیدی برای حل مسئله مسیریابی تطبیقی در سیستم‌های ناوبری خودرو پیشنهاد می‌شود. این الگوریتم از ترکیب اتوماتای یادگیر و سیستم خبره فازی حاصل شده است. در روش ترکیبی پیشنهادی از اتوماتای یادگیر برای تنظیم تابع فازی در سیستم خبره فازی استفاده می‌شود. این روش از طریق یادگیری ترجیحات راننده سعی می‌کند مسیرهای بهتری که با علایق راننده بیشتر منطبق است را به او پیشنهاد نماید. در روش پیشنهادی پایگاه قوانین در سیستم خبره

^۱ Berenji and Khedkar

عمل نهایی استفاده می‌کند.

پس از انتخاب تعديل کننده، عمل نهایی انتخاب و اجرا می‌شود. حالت محیط پس از اجرای عمل همراه با سیگنال موفقیت یا عدم موفقیت به سیستم بازگردانده می‌شود. یادگیری در این روش از طریق تنظیم دقیق وزن‌های اتصالات دو شبکه عصبی انجام می‌شود. وزن‌های شبکه انتخاب عمل پارامترهای توصیف‌کننده توابع تعلق فازی می‌باشند. نوآوری مهم برنجی و خدکار استفاده آنها از یادگیری تقویتی برای تنظیم توابع تعلق در سیستم خبره فازی است. این توابع تعلق در ابتدا به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند، و در طی زمان با توجه به بازخوردهای منتقد داخلی (در قالب وزن‌های موجود در شبکه انتخاب عمل) تغییر پیدا می‌کنند.

در این بخش روش پیشنهادی برای حل مسئله مسیریابی تطبیقی در سیستم‌های ناوبری خودرو ارایه می‌گردد. این روش از ترکیب اتماتای یادگیر و سیستم خبره فازی [۱۰، ۱۱]، حاصل شده است. در روش پیشنهادی از اتماتای یادگیر برای تنظیم توابع فازی در سیستم خبره فازی استفاده می‌شود. روش پیشنهادی از طریق یادگیری ترجیحات راننده سعی می‌کند مسیرهای بهتری که با علائق راننده تطبیق دارد به او پیشنهاد نماید.

قبل از اینکه به شرح جزئیات الگوریتم تنظیم توابع تعلق فازی توسط اتماتای یادگیر بپردازیم ابتدا در باره ویژگی‌های در نظر گرفته شده برای مسیر، تعیین درجه اهمیت ویژگی‌ها، ساختن قوانین فازی، و انتخاب اولیه توابع تعلق فازی صحبت می‌کنیم.

ویژگی‌های مسیر: ویژگی‌هایی که برای یک مسیر در شهر تهران در نظر گرفته شده است عبارتند از زمان، مسافت، میزان تراکم، تعداد تقاطع‌های اصلی، میزان عبور از خیابان‌های اصلی، فرعی و بزرگراه‌ها. این ویژگی‌ها برای سیستم ناوبری خودرو ورودی محسوب می‌شوند. خروجی

یادگیری خطی است بدین صورت معرفی می‌شود. اگر عمل^۲ در مرحله n انتخاب شود؛ در صورتی که عمل انتخاب شده مطلوب باشد بردار احتمال توسط رابطه ۱:

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

و در صورتی که پاسخ نامطلوب باشد بردار احتمال توسط رابطه ۲:

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (2)$$

به روز می‌شود. در روابط ۱ و ۲، a ، پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشند. که بر اساس مقادیر این دو پارامتر سه الگوریتم یادگیری برای بروز رسانی بردار احتمال به صورت مدل L_{R-P} ^۳، مدل L_{R-eP} ^۴ و مدل L_{R-I} ^۵ معرفی می‌شود.

برنجی و خدکار ساختاری را پیشنهاد نمودند که با بهره‌گیری از رویکرد یادگیری تقویتی، یک سیستم خبره فازی را تنظیم می‌کند [۸]. شکل ۲ معماری GARIC را نشان می‌دهد. این معماری دارای سه جزء اصلی به شرح زیر می‌باشد.

شبکه عصبی انتخاب عمل^۶: وظیفه این شبکه پیاده‌سازی سیستم خبره فازی است. این شبکه بردار نشان‌دهنده حالت محیط را دریافت کرده، و با استفاده از استنتاج فازی آن را به یک عمل پیشنهادی نگاشت می‌کند.

شبکه عصبی ارزیابی عمل^۵: این شبکه بردار حالت محیط و سیگنال نشان‌دهنده موفقیت یا عدم موفقیت عمل را به یک امتیاز عددی که میزان مطلوبیت حالت محیط را مشخص می‌کند، نگاشت می‌کند. از این امتیاز برای محاسبه تقویت داخلی استفاده می‌شود.

تعديل کننده احتمالاتی عمل^۶: تعديل کننده احتمالاتی عمل از عمل پیشنهادی و بردار تقویت داخلی برای تولید

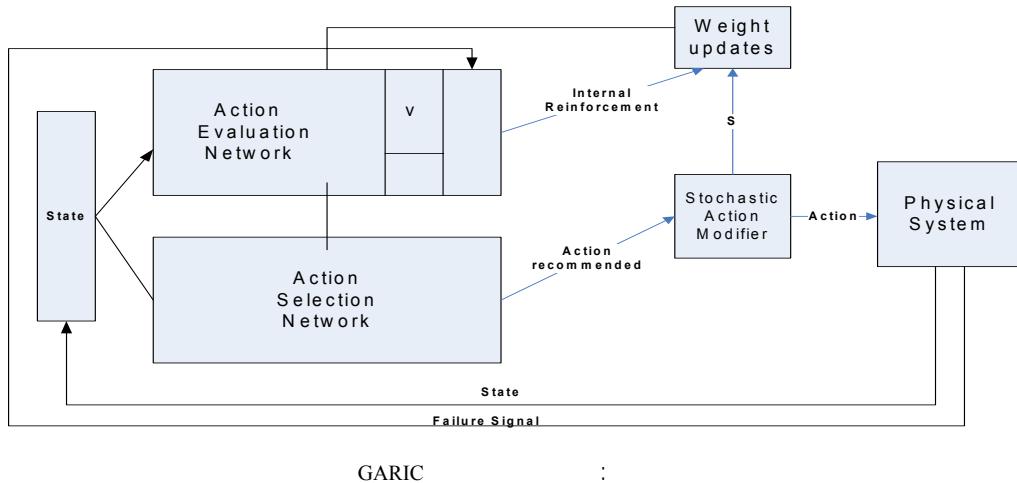
² Linear Reward-Penalty Schema

³ Linear Reward-Inaction Schema

⁴ Action Selection Network

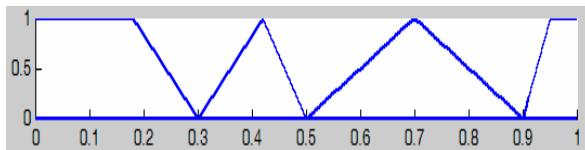
⁵ Action Evaluation Network

⁶ Stochastic Action Modifier



ویژگی‌ها، قوانین فازی ساخته می‌شوند. درجه اهمیت هر ویژگی می‌تواند یکی از مقادیر بسیار مهم، مهم، کم اهمیت، و یا بی‌اهمیت را اختیار کند. هر چه درجه اهمیت یک ویژگی بیشتر باشد، تغییراتی که در خروجی سیستم ایجاد می‌کند بیشتر خواهد بود. جدول ۲، سه ویژگی با درجه اهمیت‌های مختلف و قوانین حاصل از آنها را نشان می‌دهد.

انتخاب اولیه توابع تعلق فازی: برای هر یک از مقادیر زبانی یک متغیر فازی، یکتابع تعلق در نظر گرفته می‌شود. هر یک از توابع تعلق به یک اتماتون یادگیر با ساختار متغیر تجهیز می‌گردد، که وظیفه تنظیم پارامترهای آن تابع فازی را در سیستم خبره فازی به عهده دارد. توابع تعلق فازی از نوع مثلثی و ذوزنقه‌ای هستند. شکل ۳ نمونه‌ای از چهار تابع را برای مقادیر زبانی یک متغیر فازی نشان می‌دهد. نقاط ابتدا و انتهای توابع تعلق ثابت و از پیش تعیین شده است. اتماتون یادگیر با انتخاب یکی از اعمال خود، مرکز تابع تعلق را تعیین می‌کند. شکل ۴ حالت‌های مختلف مرکز یک تابع تعلق مثلثی را نشان می‌دهد. در مورد توابع ذوزنقه‌ای ابتدا و انتهای نیز، نقطه مرکزی به همین ترتیب انتخاب می‌شود.



سیستم میزان مطلوبیت مسیر است. تمام این ویژگی‌ها به صورت متغیرهای فازی تعریف شده‌اند و هر کدام مقادیر زبانی خود را دارند. جدول ۱ این ویژگی‌ها و مقادیر زبانی آنها را نشان می‌دهد (مقادیر زبانی برای عبور از خیابان اصلی و فرعی مشابه عبور از بزرگراه است). برای ویژگی خروجی یعنی میزان مطلوبیت مسیر نیز مقادیر خیلی بد، معمولی، خوب و خیلی خوب در نظر گرفته شده است.

ویژگی	مقادیر زبانی			
زمان	بسیار طولانی	کوتاه	بسیار کوتاه	
مسافت	بسیار طولانی	کوتاه	بسیار کوتاه	
تراکم (Traffیک)	بسیار سنگین	سبک	وجود ندارد	
تعداد تقاطع‌ها	بسیار زیاد	کم	بسیار کم	
عبور از بزرگراه	کاملاً زیاد	کم	اصلًا کم	

تعیین درجه اهمیت ویژگی‌ها و ساختن قوانین فازی: یکی از خصوصیات روش پیشنهادی آن است که سیستم ناویری خود را برای هر راننده، با توجه به ترجیحات او تنظیم می‌گردد. به همین دلیل پایگاه قوانین فازی برای هر راننده بطور جداگانه با توجه به ترجیحات وی ساخته می‌شود. هر ویژگی از مسیر دارای درجه‌ای از اهمیت است که توسط راننده تعیین می‌گردد. با توجه به درجه اهمیت

جدول ۲: نمونه‌ای از قوانین فازی

اعلام کن.

۵. مسیر پیشنهادی و $n-1$ مسیر دیگر را به راننده برای انتخاب مسیر ارایه می‌شود. مسیری که راننده انتخاب می‌کند را **مسیر انتخابی** می‌نامیم.

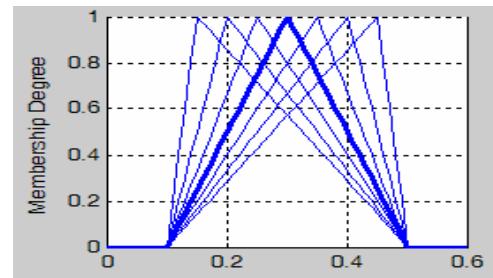
۶. اگر مسیر پیشنهادی و مسیر انتخابی توسط راننده برابر بودند به گام ۱ برو. در غیر این صورت، مطلوبیت مسیر انتخابی را مطلوبیت مسیر پیشنهادی و مطلوبیت مسیر پیشنهادی را مطلوبیت مسیر انتخابی قرار داده می‌شود. (مطلوبیت جدید این مسیرها را **مطلوبیت واقعی آنها** می‌نامیم).

۷. هر یک از اتماتاهای یادگیر با توجه به بردار انتخاب اعمالش یکی از اعمال خود را انتخاب می‌کند که از این طریق توابع جدید تعلق تعیین می‌شوند.

برای هر یک از مسیرهای انتخابی و پیشنهادی گامهای ۸ تا ۱۰ را اجرا کن:

۸. قوانین موجود در پایگاه قوانین فازی را بر ورودی‌های فازی شده (یعنی ویژگی‌های مسیر) اعمال می‌شود و خروجی سیستم خبره فازی (یعنی تخمینی از مطلوبیت مسیر) به دست می‌آید.

۹. اگر خطای تطبیق (اختلاف مطلوبیت تخمینی مسیر و مطلوبیت واقعی) کمتر از ۴ است در این صورت به اعمال انتخاب شده توسط اتماتاهای یادگیر پاداش داده می‌شود (بردار انتخاب اعمال هر یک از اتماتاهای یادگیر را



شکل ۴: توابع تعلق مثلثی با رؤوس مختلف

تنظیم توابع تعلق با استفاده از اتماتاتی یادگیر: در این بخش الگوریتم تنظیم توابع تعلق که از اتماتاهای یادگیر برای این منظور استفاده می‌کند شرح داده می‌شود. این الگوریتم برای هر سفر که توسط راننده انجام می‌شود اجراء می‌گردد.

برای هر سفر توسط راننده مراحل زیر انجام می‌گیرد:

۱. اگر سفر اولین سفر راننده است هر یک از اتماتاهای یادگیر با توجه به بردار انتخاب اعمالش یکی از اعمال خود را انتخاب می‌کند که از این طریق توابع تعلق تعیین می‌شوند. در غیر این صورت از توابع تعلق فازی حاصل از سفر پیشین استفاده خواهد شد.

۲. بین مبدأ و مقصد سفر، n مسیر مختلف پیدا می‌شود.

۳. با اعمال قوانین موجود در پایگاه قوانین فازی، مطلوبیت هر مسیر محاسبه می‌شود.

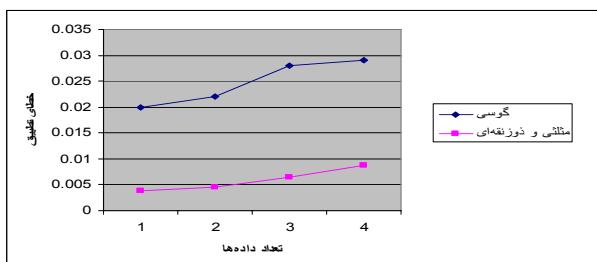
۴. مسیرها را بر اساس به صورت نزولی مرتب کن. مسیر با بالاترین مطلوبیت را به عنوان **مسیر پیشنهادی** به راننده

بر طبق الگوریتم یادگیری L_{R-I} بروز می‌شود).

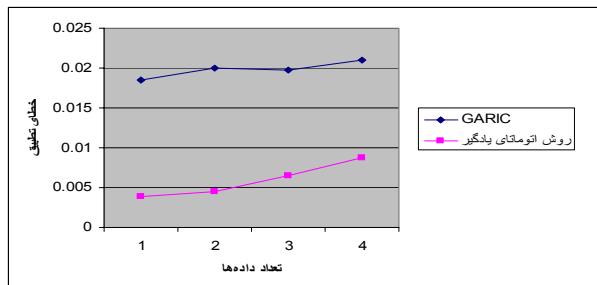
۱۰. اگر بردار احتمال اعمال اتوماتاهای یادگیر به بردار یکه همگرا شده اند در این صورت توابع تعلق موجود را ذخیره کن و در غیر این صورت به گام ۷ برو.

در آزمایش‌های انجام گرفته برای هر یک از توابع تعلق از یک اتوماتای یادگیر L_{R-I} با مجموعه اعمال $\{0.2, 0.4, 0.5, 0.6, 0.8\}$ استفاده شده است. پارامتر پاداش برای اتوماتای یادگیر برابر با $0/9$ در نظر گرفته شده است. در ابتدای آزمایش احتمال انتخاب اعمال هر یک از اتوماتاهای یادگیر یکسان و برابر با $0/2$ می‌باشد. پارامتر ϵ برابر با $0/01$ قرار داده شده است.

آزمایش اول: در این آزمایش روش پیشنهادی برای تنظیم توابع تعلق با روش ارایه شده توسط برنجی و خدکار مقایسه می‌گردد. نتیجه این آزمایش در شکل ۵ آمده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در مقایسه با روش برنجی و خدکار دارای خطای تطبیق کمتری می‌باشد، یعنی در تطبیق با علائق راننده موفق‌تر عمل کرده است.



این پژوهش تحت حمایت مالی مرکز تحقیقات مخابرات ایران انجام گرفته است.



شکل ۵- مقایسه خطای تطبیق بین روش پیشنهادی با روش برنجی و خدکار

- [1] D. Teodorovic and S. Kikuchi, "Transportation Route Choice Model using Fuzzy Inference Technique", Proceedings of ISUMA '90, The First International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis, IEEE computer Press, College Park, Maryland, pp.140-145, 1990.
- [2] T. Akiyama, K. Nakamura and T. Sasaki, "Traffic Diversion Model on Urban Expressway by Fuzzy Reasoning", Selected Proceedings of the 6th World Conference of Transport Research, pp. 1011-1022, 1993.
- [3] T. Lotan and H. Koutsopoulos, "Models for Route Choice Behavior in the Presence of Information Using Concepts from Fuzzy Set

آزمایش دوم: در این آزمایش تأثیر نوع توابع تعلق در عملکرد روش پیشنهادی بررسی می‌شود. در این آزمایش برخلاف آزمایش اول از توابع تعلق گوسی استفاده کرده‌ایم. شکل ۶ نتیجه این آزمایش را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که زمانیکه توابع مثلثی و ذوزنقه‌ای استفاده شده است خطای تطبیق کمتر کمتر بوده است. برای مشاهده آزمایش‌های بیشتر می‌توان به [۱۲] مراجعه نمود.

- Theory and Approximate Reasoning”, Transportation 20, pp.129-155, 1993.
- [4] P. C. Vythoulkas and H. N. Koutsopoulos, “Modeling Discrete Choice Behavior using Concepts from Fuzzy Set Theory, Approximate Reasoning and Neural Networks”, Research Report (TSU Ref 817), ESRC Transport Studies Unit, University of Oxford, 1994.
 - [5] V. Henn, “A Fuzzy Model for User Equilibrium Dynamic Traffic Assignment”, the 11th Mini-EURO Conference on Artificial Intelligence in Transportation Systems and Science and 7th EURO-Working Group Meeting on Transportation, 1999.
 - [6] M. Ridwan, “Fuzzy Preference Based Route Choice Model”, 82nd Annual Meeting of the Transportation Research Board, January, 2003.
 - [7] G. K. H. Pang, K. Takahashi, T. Yokota and H. Takenaga, “Adaptive Route Selection for Dynamic Route Guidance”, IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol.48, No. 6, pp. 2028-2041, November 1999.
 - [8] H. R. Berenji and P. Khedkar, “Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 724-740, September 1992.
 - [9] K.S. Narendra and M.A.L. Thathachar, Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, 1989.
 - [10] L.A. Zadeh, “Fuzzy Sets,” Information and Control, 8(3), pp. 338-353, 1965.
 - [11] A. Kandel, Fuzzy Expert Systems, CRC Publications, 1991.
 - [12] N. Afshordi and M. R. Meybodi, "Adaptive Routing in Car Navigation Systems", Technical Report, Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2007.