

یک روش ترکیبی برای تطبیق نقشه در سیستم‌های ناوبری خودرو (شبکه‌های عصبی فازی + اتوماتاهای یادگیر)

مریم جابری محمد رضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

mmeybodi@aut.ac.ir, jaberi@aut.ac.ir

چکیده: دقت یک سیستم موقعیت یاب عمومی^۱ در سیستم‌های ناوبری خودرو از عوامل مختلفی تأثیر می‌پذیرد و به همین دلیل لازم است از روش‌های تطبیق نقشه جهت افزایش دقت در موقعیت تعیین شده خودرو استفاده نمود. تطبیق نقشه در سیستم‌های ناوبری خودرو وظیفه تعیین موقعیت فعلی خودرو بر روی نقشه شهر را بر عهده دارد. در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسأله تطبیق نقشه در سیستم‌های ناوبری خودرو پیشنهاد می‌شود. این الگوریتم از ترکیب اتوماتاهای یادگیر و شبکه‌های عصبی فازی حاصل شده است. در روش پیشنهادی از اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم توابع فازی که بر روی پارامترهای ورودی و خروجی مسأله تعریف شده اند استفاده می‌شود. به منظور ارزیابی، روش پیشنهادی برای شهر تهران آزمایش گردیده است و نتایج بدست آمده با نتایج دو الگوریتم تطبیق نقشه موجود شده مقایسه شده است. نتایج مقایسه حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی دارد.

واژه‌های کلیدی: سیستم‌های ناوبری خودرو، تطبیق نقشه، اتوماتای یادگیر، شبکه‌های عصبی فازی

A Hybrid Map Matching Algorithm for Car Navigation Systems (Fuzzy Neural Networks + Learning Automata)

M. Jaberi M. R. Meybodi

Department of Computer Engineering and Information Technology

Amirkabir University of Technology

Tehran Iran

jaberi@aut.ac.ir, mmeybodi@aut.ac.ir

Abstract: There are number of error sources that undermine the quality of GPS measurements for car navigation systems and for this reason technique like map matching is required to identify the road a car is moving on with a high degree of confidence. In this paper, a hybrid map matching algorithm which is a combination of fuzzy neural network and learning automata is proposed. In the proposed method a set of learning automata have been used to adapt the membership functions for input and output parameters in the fuzzy neural network. In order to evaluate the proposed algorithm it is tested on the city of Tehran and the results are compared with the results of two existing map matching algorithms. The results of comparison show the efficiency of the proposed algorithm.

Keywords: Car Navigation Systems, Map Matching, Fuzzy Neural Networks, Learning Automata

۱ مقدمه

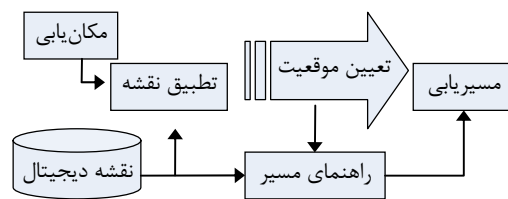
هدف از نصب یک سیستم ناوبری خودرو^۲ بر روی یک خودرو کمک رساندن به راننده برای انتخاب یک مسیر بهینه جهت رسیدن به مقصد می باشد. این سیستم راننده را برای رسیدن به مقصدی مورد نظرش راهنمایی می‌کند [۱]. ترافیک سبک تر در خیابانها، مصرف سوخت کمتر، استهلاک کمتر خودروها، آلودگی کمتر هوا، فشار روحی کمتر در رانندگی و جلوگیری از بروز سوانح و حوادث و خطرات جانی و مالی ناشی از آنها از مزایای استفاده از سیستم‌های ناوبری خودرو می‌باشد. در واقع، این گونه سیستم‌ها، به نوعی راننده از وضعیت خود در شبکه راهی مطلع می‌سازد و وی را برای رسیدن مقصد مورد

¹ Global Positioning System

² Car Navigation System

نظر، راهنمایی می‌کند [2]. یک سیستم ناوبری خودرو از قسمت‌های مختلفی تشکیل شده است که مهمترین آنها عبارتند از: مکان‌یاب^۳، مسیر یاب^۴، نقشه دیجیتالی^۵، راهنمای مسیر^۶ و تطبیق نقشه^۷. شکل ۱ اجزای تشکیل دهنده یک سیستم ناوبری خودرو را نشان می‌دهد.

یکی از قسمت‌های مهم در هر سیستم ناوبری اتومبیل، بخش تعیین موقعیت اتومبیل در نقشه است. مدل‌های مختلفی برای تعیین موقعیت ارائه شده است. اولین روش که DR^۸ نام دارد، با محاسبه سرعت و مسافت پیموده شده موقعیت خودرو به کمک حسگرها عمل می‌کند. روش دوم به کمک امواج رادیویی است. در این مدل یک‌سری ثابت وجود دارند که موقعیت خود را مرتباً به کاربران نزدیک به خود مخابره می‌کنند [3] و روش سوم، استفاده از سیستم‌های موقعیت‌یاب عمومی یا همان GPS است که شامل سه بخش است. **بخش فضائی** که شامل ۲۴ ماهواره است که در ارتفاع حدود ۲۰۲۰۰ کیلومتر بالاتر از سطح دریا قرار دارند. **بخش کنترل** که در بر گیرنده ایستگاه‌های زمینی در سراسر دنیا است. **بخش کاربران** که شامل دستگاه‌های گیرنده GPS است که موقعیت وسیله نقلیه را به کمک دریافت سیگنال‌هایی از ماهواره‌ها تعیین می‌کند. این گیرنده‌ها به دلیل وجود خطاهای سنجش نمی‌توانند مستقیماً از طریق سیگنال‌های دریافت شده از ماهواره‌ها، مکان یابی دقیق را انجام دهند با این حال به دلیل خصوصیات خاصی چون دسترسی ۲۴ ساعته و انجام محاسبات دقیق در مدت زمان طولانی، در سیستم‌های ناوبری اتومبیل بسیار رواج یافته است [4].



شکل ۱. اجزای تشکیل دهنده یک سیستم ناوبری خودرو

با توجه وجود خطا در داده‌های به‌دست آمده توسط روش‌های تعیین موقعیت، به فرایند تطبیق نقشه^۷ نیاز می‌باشد. تطبیق نقشه در سیستم‌های ناوبری خودرو وظیفه نگاشت نقاط مذکور بر روی نقشه و کاهش خطای سیستم‌های موقعیت یاب را بر عهده دارد [5]. الگوریتم‌های متعددی برای تطبیق نقشه ارائه شده است که در سه گروه تقسیم بندی می‌شوند. الگوریتم‌هایی که از اطلاعات هندسی^{۱۱} و یا توپولوژیکی^{۱۲} برای تعیین موقعیت استفاده می‌کنند، الگوریتم‌ها که از روش‌های آماری کمک می‌گیرند و الگوریتم‌ها که از روش‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کنند. الگوریتم‌های هندسی از جمله الگوریتم‌های "تطبیق نقطه با نقطه"^{۱۳}، "نقطه با منحنی"^{۱۴} و "منحنی با منحنی"^{۱۵} تنها از اطلاعات هندسی برای تطبیق نقشه استفاده می‌کنند [6]. مشکل عمده در این الگوریتم‌ها آن است که تنها در شرایطی که خطای تعیین موقعیت و نویز موجود در سیستم ناچیز باشد و همچنین در مواردی که از حسگرهای بسیار قوی استفاده می‌شود ممکن است نتایج مناسبی داشته باشند ولی در مواردی که خطای موقعیت یابی بالا باشد نامناسب هستند. الگوریتم‌های مبتنی بر روش‌های آماری از جمله الگوریتم گزارش توسط اسکات^{۱۵} [7] از طریق تخمین احتمالاتی خیابان صحیح مبادرت به تطبیق نقشه می‌کند. کلیه الگوریتم‌های مبتنی بر روش‌های یادگیری ماشین، تا آنجایی که نگارندگان این مقاله اطلاع دارند، مبتنی بر منطق فازی می‌باشند [8] و [9] و [10].

در این مقاله الگوریتم جدیدی برای حل مسأله تطبیق نقشه در سیستم‌های ناوبری خودرو که ارائه می‌گردد. در این الگوریتم از اتوماتای یادگیر برای تنظیم توابع فازی که بر روی پارامترهای ورودی و خروجی مسأله تعریف شده استفاده می‌شود که برای این از شبکه عصبی کمک گرفته شده است. مزیت این مدل نسبت به روش‌های مشابه پیشین، توانایی در تنظیم هر دو دسته پارامترهای ورودی و خروجی به صورت همزمان و در نتیجه دست یافتن به روشی با خطای کمتر در فرایند تطبیق نقشه می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی برای شهر تهران آزمایش گردیده است و با نتایج الگوریتمی مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [13] و همچنین یک الگوریتم مبتنی بر منطق فازی [8] مقایسه گردیده است. نتایج مقایسه عملکرد مناسب‌تر الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ اتوماتاهای یادگیر و در بخش ۳ فرایند تطبیق نقشه به اختصار شرح داده می‌شود. در بخش ۴ روش

³ Positioning

⁴ Routing

⁵ Digital Map

⁶ Route Guidance

⁷ Map Matching

⁸ Dead Reckoning

⁹ Map Matching

¹⁰ Geometric Information

¹¹ Topological Information

¹² Point to Point

¹³ Point to Curve

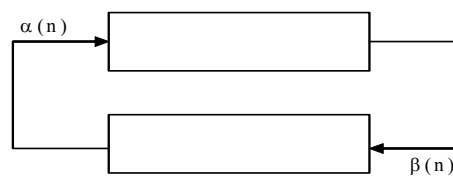
¹⁴ Curve to Curve

¹⁵ Scott

پیشنهادی تطبیق نقشه ارا نه میگردد. نتایج آزمایشها و مقایسه آن با نتایج یکی از الگوریتم‌های تطبیق نقشه مبتنی بر منطق فازی در بخش ۵ آمده است. بخش ۶ نتیجه‌گیری میباشد.

۲ اتوماتاهای یادگیر

یک اتوماتای 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 تاثیر می‌پذیرد. 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 حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، به صورت ساده در شکل ۲ نشان داده شده است [11].



شکل ۲. تعامل اتوماتای یادگیر و محیط

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 یادگیری خطی است بدین صورت معرفی می‌شود. اگر عمل α_i در مرحله n ام 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، پارامتر پاداش b و پارامتر جریمه می‌باشند. که بر اساس مقادیر این دو پارامتر سه الگوریتم یادگیری برای بروز رسانی بردار احتمال به صورت مدل L_{R-P} ^{۱۶}، مدل L_{R-EP} و مدل L_{R-I} ^{۱۷} معرفی می‌شود.

۳ تطبیق نقشه

در این بخش در ابتدا فرایند تطبیق نقشه توضیح داده می‌شود و سپس مدلی مبتنی بر منطق فازی که اساس الگوریتم پیشنهادی می‌باشد شرح داده می‌شود. فرایند تطبیق نقشه به منظور نگاشت موقعیت دریافت شده از سیستم‌های موقعیت یاب (GPS) به نقشه‌های دیجیتالی به کار می‌رود. اگر سیستم تعیین موقعیت یاب در وسیله نقلیه و همچنین نقشه‌های دیجیتالی به حدکافی دقیق باشند، فرایند تطبیق نقشه برآحتی انجام می‌گیرد. اما همان طور که گفته شد، سیستم‌های تعیین موقعیت معمولاً به دلیل برخی اختلالات قادر نیستند بصورت دقیق موقعیت خودرو را بر روی نقشه تعیین دهند. از این رو با انجام عمل تطبیق نقشه می‌توان موقعیت دقیق خودرو را روی نقشه بدست آورد [7]. برای تطبیق هر یک از نقاط دریافتی از گیرنده مکان‌یاب می‌بایست فرایندی انجام گیرد تا خیابان مناسب انتخاب شود. اولین گام تعیین خیابان‌هایی است که احتمال دارد اتومبیل در آن واقع شده باشد. بدین منظور در ابتدای کار، محدوده‌ای مشخص در اطراف نقطه دریافتی از GPS را به عنوان همسایگی مجاز نقطه در نظر گرفته و خیابان‌هایی که در این شعاع قرار دارند به عنوان خیابان‌های کاندیدا انتخاب می‌شوند. در بررسی وضعیت خودرو و انتخاب خیابانی که اتومبیل در آن واقع شده است، دو پارامتر مهم و تاثیر گذار است. اول: فاصله میان موقعیت به‌دست آمده برای خودرو از طریق سیستم ناوبری با نقطه تصویر شده بر روی خیابان و دوم: تشابه شکل ظاهری خیابان مورد نظر با خط سیر طی شده توسط خودرو.

¹⁶ Linear Reward-Penalty Schema

¹⁷ Linear Reward-Inaction Schema

اگر نقطه p_c با مختصات $(x_c, y_c) = p_c$ به عنوان موقعیت بدست آمده توسط روش‌های مکان‌یابی در نظر گرفته شود و به ازای هریک از خیابان‌های کاندیدا سعی گردد این نقطه را بر روی خیابان مذکور، نگاشت نمود و نقطه‌ای که از این نگاشت بدست می‌آید را $p_r = (x_r, y_r)$ نامید، آنگاه می‌توان به کمک رابطه (۱) میزان نزدیکی این دو نقطه را محاسبه نمود.

$$D(p_c, p_r) = \frac{1}{1 + \frac{\|p_c - p_r\|^2}{\sigma^2}} \quad (۱)$$

در رابطه فوق پارامتر D بیانگر میزان فاصله میان دو نقطه p_c و p_r بوده و σ انحراف معیار استاندارد از خطای فیلتر سیستم می‌باشد که به کمک گیرنده‌های GPS قابل اندازه‌گیری است. به همین ترتیب اگر سرعت حرکت و جابجایی خودرو به کمک بردار \vec{v}_c نشان داده شود و با نگاشت این بردار بر روی خیابان مذکور بردار \vec{v}_r حاصل شود، می‌توان به برای تعیین میزان شباهت میان این دو بردار از رابطه (۲) که از زاویه میان دو بردار کمک می‌گیرد استفاده نمود.

$$V(\vec{v}_c, \vec{v}_r) = \frac{(\vec{v}_c \cdot \vec{v}_r)^2}{\|\vec{v}_c\|^2 \|\vec{v}_r\|^2} = \cos^2 \theta_\delta \quad (۲)$$

در این رابطه θ_δ زاویه میان دو بردار \vec{v}_c و \vec{v}_r تعریف می‌شود و پارامتر V برابر با کسینوس زاویه میان دو بردار \vec{v}_c و \vec{v}_r است [8]. دو پارامتر معرفی شده در روابط (۱) و (۲) به عنوان پارامترهای ورودی مسأله در نظر گرفته می‌شوند که به کمک آنها می‌توان معیاری برای سنجش میزان درستی خیابان مورد بررسی بدست آورد. این دو رابطه به گونه‌ای هستند که هر چه دو نقطه p_c و p_r به هم نزدیک‌تر باشند مقدار D به یک نزدیکتر خواهد شد و همچنین هر چه جهت‌های دو بردار سرعت به هم نزدیکتر باشند مقدار پارامتر V به یک نزدیکتر خواهد بود.

برای انتخاب مناسب‌ترین خیابان از بین خیابان‌های کاندیدا از تابع $F(D, V) = \alpha D(k) + \beta V(k)$ استفاده می‌شود. در این رابطه $D(k)$ فاصله نقطه دریافتی از GPS از k امین خیابان کاندید و $V(k)$ کسینوس زاویه بین بردار سرعت خودرو (دریافتی از GPS) و جهت k امین خیابان کاندید می‌باشند. در رابطه فوق $\alpha > 0$ و $\beta > 0$ از پارامترهای مهم در تعیین مقدار $F(D, V)$ می‌باشند. تعیین مقادیر مناسب برای این دو پارامتر در کارایی الگوریتم تطبیق نقش به سزایی دارد. الگوریتم متفاوتی برای تنظیم این دو پارامتر پیشنهاد شده است که الگوریتم مبتنی بر منطق فازی از آن جمله است [8]. الگوریتم پیشنهادی در این مقاله می‌تواند به عنوان الگوریتمی برای این منظور مورد استفاده قرار گیرد. قبل از رایج الگوریتم پیشنهادی که در بخش بعدی به آن پرداخته می‌شود، شکل ۳ مراحل اصلی یک الگوریتم تطبیق نقشه را نشان می‌دهد. پارامتر F_T به عنوان یک آستانه در انتخاب خیابان صحیح مورد استفاده قرار می‌گیرد.

بر طبق شکل ۳، مراحل تطبیق نقشه به دو بخش تقسیم می‌شوند. بخش اول "تعیین موقعیت خودرو"^{۱۸} در خیابان است. در این بخش خیابان صحیح از میان خیابان‌های کاندیدا انتخاب می‌گردد. برای این کار مقدار $F(D, V)$ بدست آمده برای خیابان‌های کاندیدا با هم مقایسه شده و بزرگترین مقدار برگزیده می‌شود. در صورتی که این مقدار بزرگتر از آستانه F_T بزرگتر باشد خیابان مورد نظر به عنوان خیابان صحیح انتخاب شده و الگوریتم وارد بخش دوم می‌شود. بخش دوم "پیگیری"^{۱۹} حرکت خودرو در خیابان انتخاب شده می‌باشد. در این بخش به ازای هر نقطه دریافتی از گیرنده GPS مقدار تابع $F(D, V)$ برای خیابان صحیح محاسبه شده و در صورتی که از آستانه F_T بزرگتر باشد نقطه دریافتی از GPS بر روی خیابان منتخب نگاشت می‌شود و الگوریتم برای نقطه بعدی دریافتی از گیرنده GPS تکرار می‌شود. در بخش بعدی الگوریتم پیشنهادی شرح داده می‌شود.

۴ الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی از ترکیب یک شبکه عصبی فازی به نام GARIC [12] و اتوماتاهای یادگیر حاصل شده است و به همین دلیل قبل از اینکه الگوریتم پیشنهادی شرح داده شود معماری شبکه عصبی فازی GARIC به اختصار توضیح داده می‌شود.

۴-۱ معماری شبکه عصبی فازی GARIC

این معماری که در شکل ۴ نشان داده شده است دارای سه بخش اصلی شبکه عصبی انتخاب عمل^{۲۰}، شبکه عصبی ارزیابی عمل^{۲۱} و تعدیل‌کننده احتمالاتی عمل^{۲۲} به شرح زیر می‌باشد.

¹⁸ Position Fixing

¹⁹ Tracking

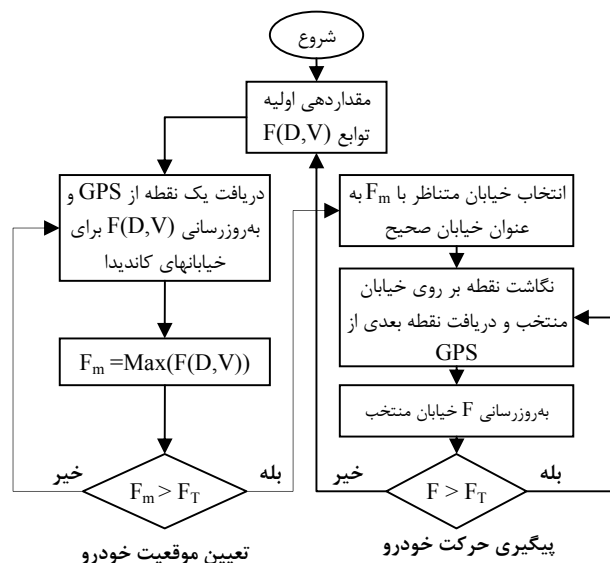
²⁰ Action selection neural network (ASN)

شبکه عصبی انتخاب عمل: به کمک این شبکه یک سیستم استنتاج قوانین فازی پیاده سازی میشود. وزنهاى این شبکه شامل قوانین فازی و توابع عضویت مربوط به متغیرهای مقدم و تالی قوانین فازی است.

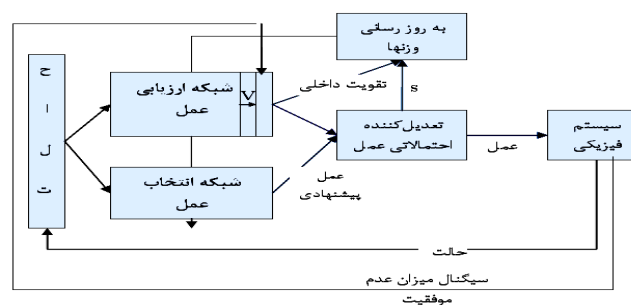
شبکه عصبی ارزیابی عمل: این شبکه دارای دو ورودی است. اولین ورودی مقدار داده وارد شده به سیستم است و دومین ورودی سیگنالی است که از گام قبلی بدست آمده است و سیگنال عدم موفقیت نامیده می شود. شبکه ارزیابی عمل، به کمک این دو ورودی عمل انتخاب شده در شبکه انتخاب عمل ارزیابی میشود. نتیجه این ارزیابی تقویت داخلی نامیده می شود.

تعدیل کننده احتمالاتی عمل^{۲۳}: این بخش به کمک خروجی های شبکه انتخاب عمل و شبکه ارزیابی عمل (تقویت داخلی)، خروجی نهایی تولید میشود.

در معماری GARIC مقادیر وزن های شبکه های ارزیابی عمل و انتخاب عمل به روز رسانی می شوند. وزن های شبکه انتخاب عمل، مقادیر مرکز و ابتدا و انتهای توابع عضویت فازی در دو بخش مقدم و تالی قوانین مشخص میکنند.



شکل ۲. الگوریتم تطبیق نقشه



شکل ۴. معماری GARIC

۲-۴ الگوریتم تطبیق نقشه پیشنهادی

در این بخش یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسأله تطبیق نقشه در سیستم های ناوبری خودرو پیشنهاد می گردد. در این روش از ترکیب شبکه عصبی فازی GARIC و اتوماتاهای یادگیر برای تعیین میزان درستی خیابان های کاندیدا و پیدا کردن بهترین خیابانی که خودرو در آن واقع است استفاده می شود.

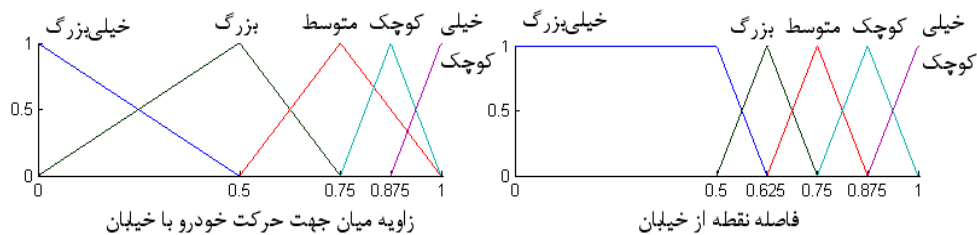
²¹ Action evaluation neural network (AEN)

²² Stochastic action modifier (SAM)

²³ Stochastic action modifier (SAM)

از اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم توابع عضویت فازی در شبکه عصبی فازی GARIC استفاده شده است. ورودی الگوریتم پیشنهادی نقاط دریافتی از گیرنده GPS است که به کمک آن مقادیر پارامترهای D و V مربوط به خیابانهای کاندیدا (طبق روابط (۱) و (۲)) محاسبه می شوند.

اتوماتاهای یادگیر بر روی وزنه‌های شبکه انتخاب عمل تعریف شده‌اند. هر یک از توابع فازی متغیرهای مقدم و تالی به سه اتوماتای یادگیر مجهز هستند. که مرکز، ابتدا و انتهای آن تابع عضویت را تعیین میکنند. ورودی شبکه عصبی انتخاب عمل پارامترهای D و V و خروجی آن $F(D, V)$ است که بر روی هر یک از آنها توابع عضویت فازی تعریف می‌شود. این توابع به شکل مثلثی در نظر گرفته شده‌اند. برای هر یک از دو پارامتر ورودی D و V پنج ناحیه فازی خیلی کوچک، کوچک، متوسط، بزرگ و خیلی بزرگ طبق شکل ۵ تعریف شده است.



شکل ۵. توابع عضویت فازی اولیه برای پارامترهای ورودی

با توجه به توضیحات فوق فرایند یادگیری به شرح زیر صورت می‌گیرد.

۱- برای هر یک از توابع عضویت تعریف شده بر روی پارامترهای ورودی D و V و پارامتر خروجی $F(D, V)$ سه اتوماتای یادگیر که مرکز، ابتدا و انتهای توابع عضویت فازی را مشخص می‌کنند تعریف می‌شود و برای هر یک اتوماتاهای یادگیر تعدادی عمل (k عمل) تعریف شده. و در شروع فرایند یادگیری هر یک از این اعمال با احتمال $1/k$ انتخاب میشوند. مقادیر عملهای اتوماتاهای یادگیری که برای تنظیم ابتدا و انتهای یک توابع عضویت فازی استفاده میشوند کوچکتر از مقادیر اعمال اتوماتا یادگیری است که برای تنظیم مرکز تابع عضویت فازی استفاده میشود.

برای هر یک از نقاط دریافتی از گیرنده GPS (داده‌های آموزشی) مراحل ۲ تا ۵ تکرار می‌شود.

۲- خیابانهای کاندیدی مربوط به نقطه دریافتی از گیرنده GPS تعیین می‌شود و سپس اجرای گام ۳ تا ۵ تا زمانی ادامه می‌یابد که خطا از یک آستانه ϵ کمتر و یا تعداد گامها از ۱۰۰۰ بار کمتر باشد.

۳- هر یک از اتوماتاهای یادگیر یکی از اعمال خود را با توجه به بردار احتمال اعمالش انتخاب می‌کند که در نتیجه برای هر یک از پارامترهای ورودی D و V پنج تابع عضویت و برای خروجی ۲۵ تابع عضویت ایجاد می‌شود.

۴- ابتدا دو پارامتر ورودی D و V برای خیابانهای کاندیدا محاسبه می‌شوند. خروجی شبکه انتخاب عمل برای تمامی خیابانهای کاندیدا با توجه به دو پارامتر ورودی D و V تعیین و سپس یک سیگنال تقویتی به شرح زیر محاسبه میگردد. از این مقدار تقویتی برای به روز رسانی وزنهای شبکه‌های انتخاب عمل و ارزیابی عمل استفاده میگردد.

الف- اگر خیابانی که بزرگترین مقدار خروجی $F(D, V)$ را دارد، خیابان صحیح متناظر با نقطه دریافتی از گیرنده نباشد در این صورت مقدار سیگنال تقویتی برای خیابانی با بزرگترین مقدار خروجی $F(D, V)$ برابر ۱- و مقدار سیگنال تقویتی برای خیابان صحیح برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود.

ب- اگر خیابانی که بزرگترین مقدار خروجی $F(D, V)$ را دارد، خیابان صحیح متناظر با نقطه دریافتی از گیرنده و همچنین مقدار تابع $F(D, V)$ از آستانه F_T کوچکتر باشد مقدار سیگنال تقویتی برابر ۱ و در غیر اینصورت برابر صفر در نظر گرفته میشود.

۵- با توجه به سیگنال تقویتی، به روز رسانی وزنهای شبکه‌های انتخاب عمل و ارزیابی عمل به صورت زیر انجام می‌شود.

الف- در شبکه ارزیابی عمل، در هر گام دو مقدار تقویتی داخلی یکی برای خیابان صحیح و دیگری برای خیابان با بزرگترین مقدار خروجی $F(D, V)$ محاسبه می‌شود. برای بروز رسانی وزنه‌های شبکه ارزیابی عمل طبق [12] از نزول در امتداد گرادیان استفاده می‌شود و به کمک آن وزنه‌های شبکه یک بار با استفاده از مقدار تقویت داخلی مربوط به خیابان صحیح و یک بار با استفاده از تقویت داخلی مربوط به خیابان با بزرگترین مقدار خروجی، به روز رسانی می‌شوند. سپس میانگین دو مقدار به روز رسانی بدست آمده برای تقویت داخلی خیابان صحیح و تقویت داخلی خیابان با بزرگترین مقدار خروجی محاسبه میگردد.

ب- در بروز رسانی وزنه‌های شبکه انتخاب عمل که مربوط به بردار احتمال اتوماتاهای یادگیر تعریف شده بر روی توابع عضویت فازی پارامترهای ورودی D و V و پارامتر خروجی $F(D, V)$ است، به کمک محاسبه نزول در امتداد گرادیان طبق [12]، مقادیری به عنوان میزان تغییرات در هر یک از سه

پارامتر مرکز و ابتدا و انتهای هر یک از توابع عضویت به دست می آید و با استفاده از تغییرات بدست آمده، به عمل انتخاب شده هر یک از اتوماتاهای یادگیر پاداش و یا جریمه داده میشود. مجازاتی به صورت زیر داده می شود. اگر مقدار بدست آمده به کمک محاسبه گرادیان برابر صفر باشد به عمل انتخابی پاداش و در غیر این صورت جریمه تعلق می گیرد.

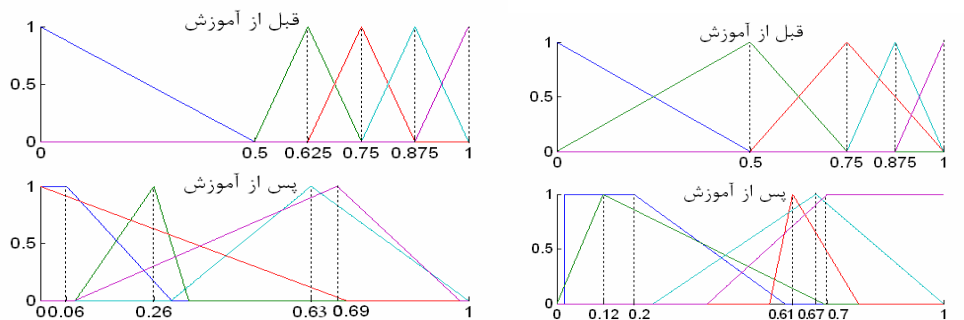
با استفاده از الگوریتم فوق پارامترهای توابع عضویت فازی (مرکز، ابتدا و انتها) به طریقی تطبیق داده میشود که تطبیق نقشه با خطای کمتری انجام گیرد.

۵ نتایج آزمایشها

در این بررسی داده های مورد نیاز برای آموزش و تست مسأله، اطلاعات مربوط به شهر تهران می باشد. داده های مذکور اطلاعات نقاط مربوط به سفرهای مختلف انجام گرفته در شهر تهران است که توسط یک گیرنده GPS که در داخل خودرو قرار گرفته، جمع آوری شده است. سعی شده که داده های آموزشی جمع آوری شده پوشش دهنده مدل های مختلف خیابان های شهر تهران باشد و به همین دلیل سفرها به منظور جمع آوری اطلاعات در مناطق مختلف شهر تهران مانند نواحی متمرکز و فشرده، نواحی نیمه فشرده، نواحی باز و با خیابان های پهن، میادین و گوشواره ها، انجام گرفته است. از بین اطلاعات جمع آوری شده مربوط به ۱۰ سفر، ۴۰۰۰ نقطه به عنوان نقاط آموزشی استفاده شده است برای این داده های آموزشی، خیابان صحیح و همچنین قطعه کمانی که خودرو بر روی آن قرار دارد معلوم است تا به کمک آنها بتوان فرایند آموزش را انجام داد. الگوریتم پیشنهادی برای سه مدل یادگیر خطی اتوماتاهی یادگیر یعنی مدل یادگیری پاداش-جزای جزئی و پاداش-عدم مجازات، آزمایش شده است و بهترین نتایج که برای الگوریتم مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر زمانیکه از

الگوریتم یادگیری $L_{R-\epsilon P}$ استفاده می شود، گزارش شده است. FT برای تمامی آزمایشها ۱،۲ در نظر گرفته شده است. برای آزمایش های بیشتر می توان به [13] مراجعه نمود.

آزمایش ۱: این آزمایش به منظور بررسی تغییرات توابع عضویت در حین فرایند یادگیری انجام گرفته است. برای این آزمایش از الگوریتم یادگیری $L_{R-\epsilon P}$ با پارامترهای $a=0.8$ و $b=0.08$ استفاده شده است. هر یک از اتوماتاهای یادگیر دارای ۱۰ عمل با احتمال اولیه ۰،۱ می باشند. اشکال ۶ (الف و ب) چگونگی همگرایی توابع فازی پارامترهای ورودی D و V در ابتدای الگوریتم و پس از اتمام یادگیری نشان می دهد.



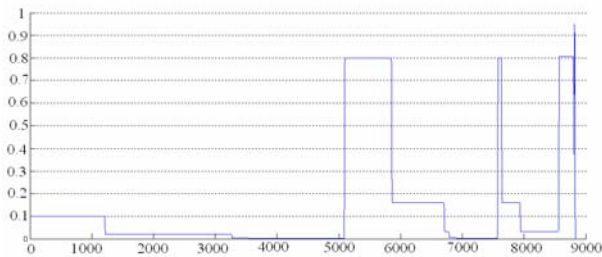
شکل ۲. توابع عضویت فازی پارامترهای ورودی، قبل و پس از آموزش
(الف) توابع عضویت فازی پارامتر ورودی فاصله (ب) توابع عضویت فازی پارامتر ورودی زاویه حرکت

جدول ۱ نشان می دهد که احتمال کدامیک از اعمال اتوماتاهای یادگیر به مقدار ۱ همگرا شده است. عمل اتوماتای یادگیری که احتمال انتخابش به ۱ همگرا شده است مقدار راس تابع عضویت متناظر با آن اتوماتای یادگیر می باشد.

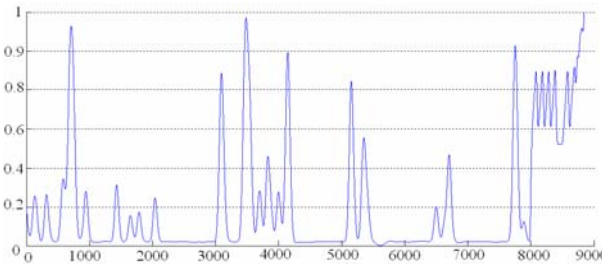
پارامتر فاصله		پارامتر سرعت	
تابع عضویت	عملی انتخاب شده پس از آموزش	تابع عضویت	عمل انتخاب شده پس از آموزش
خیلی بزرگ	۰،۲	خیلی بزرگ	0.06
بزرگ	0.12	بزرگ	۰،۲۶
متوسط	0.61	متوسط	۰
کوچک	۰،۶۷	کوچک	۰،۶۳
خیلی کوچک	۰،۷	خیلی کوچک	۰،۶۹

جدول ۱. اعمال انتخاب شده اتوماتاهای یادگیر پس از آموزش

شکل ۷-الف نمودار همگرایی بردار احتمال مرکز تابع عضویت فاصله = بزرگ را نشان می‌دهد. برای پارامتر خروجی $F(D,V)$ نیز به همین شکل عمل می‌شود. شکل ۷-ب نمودار همگرایی بردار احتمال مرکز بیست و دومین تابع عضویت فازی پارامتر خروجی را نشان می‌دهد.



(الف). نمودار همگرایی تابع عضویت فازی، فاصله = بزرگ در الگوریتم پیشنهادی

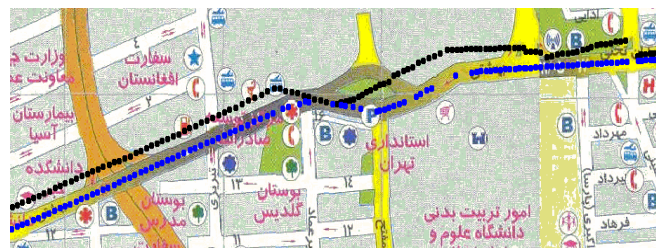


(ب). نمودار همگرایی بیست و دومین تابع عضویت پارامتر خروجی در الگوریتم پیشنهادی

شکل ۷. نمودار همگرایی توابع تعلق فازی

در ادامه این بخش نتایج آزمایش‌هایی که به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی برای شهر تهران انجام گرفته است ارائه می‌گردد. در این آزمایش‌ها نتایج بدست آمده برای روش پیشنهادی با نتایج بدست آمده برای یک الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14] و همچنین روش ارائه شده در [8] مقایسه می‌گردد. این آزمایش‌ها برای نواحی با خصوصیات متفاوت از جمله نواحی باز و کم تراکم، نواحی نیمه فشرده، نواحی فشرده و گوشواره‌ها انجام گرفته است.

آزمایش ۲: این آزمایش به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی برای نواحی نیمه فشرده انجام گرفته است. ناحیه نیمه فشرده در نظر گرفته شده دارای گذرگاه‌های نسبتاً کم عرض می‌باشد که باعث می‌شود خودرو با تقاطع‌های متعددی مواجه شود و در نتیجه منجر به ایست مکرر خودرو گردد. در شکل ۸-الف تطبیق به کمک الگوریتم پیشنهادی، شکل ب نقاط تطبیق یافته به کمک الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی ارائه شده در [14] و شکل ج نتایج مربوط به الگوریتم مبتنی بر منطق فازی ارائه شده در [8] را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در بیشتر طول مسیری که خودرو طی کرده است عمل تطبیق انجام گرفته توسط الگوریتم‌های مذکور مشابه همدیگر می‌باشند ولی نتایج دو شکل ۸-الف و ۸-ب دارای خطای کمتری بوده و تعداد نقاط بیشتری را نسبت به الگوریتم نشان داده شده در شکل ۸-ج تطبیق داده‌اند. در واقع می‌توان گفت برای نواحی نیمه فشرده، الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14] با خطای کمتری در تطبیق نقشه روبرو هستند.



الف



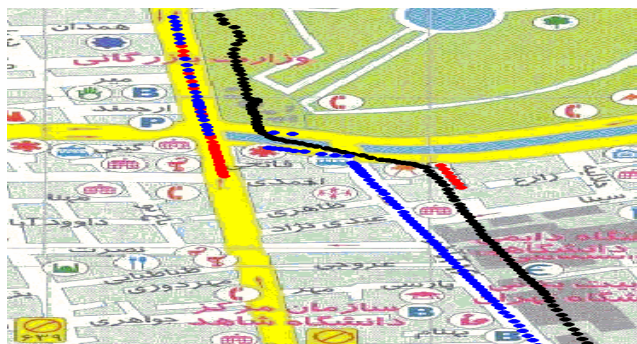
ب



ج

شکل ۸. تطبیق نقشه در خیابان‌های نیمه فشرده

آزمایش ۳: این آزمایش به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی برای نواحی فشرده انجام گرفته است. تعداد خیابان‌ها در این گونه نواحی زیاد و پر پیچ و خم می‌باشند به همین دلیل خودرو در مسیر حرکت خود با تقاطع‌های بیشتری مواجه می‌شود (شکل ۹). در این گونه نواحی تطبیق نقشه توسط الگوریتم پیشنهادی دارای دقت بسیار بالاتری در مقایسه با دو الگوریتم دیگر می‌باشد و میتواند سریع‌تر خیابان صحیح را تشخیص دهد. نتیجه تطبیق نقشه با دو الگوریتم مبتنی بر منطق فازی [8] و الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14] به غیر از چند نقطه در تمام طول مسیر بر هم منطبق است.



شکل ۹. تطبیق نقشه در نواحی فشرده (نقاط آبی تطبیق به کمک الگوریتم پیشنهادی و نقاط قرمز تطبیق به کمک الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14])

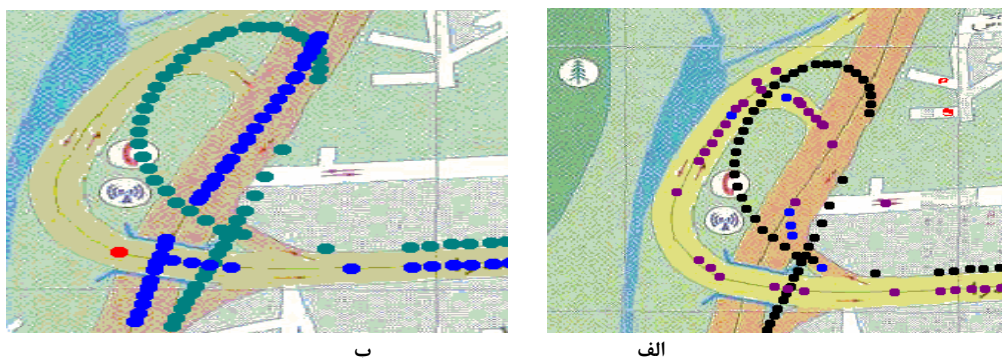
آزمایش ۴: این آزمایش به منظور بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی در گوشواره‌ها انجام گرفته است. گوشواره‌ها نوعی زیرگذرهای اتصال‌دهنده بزرگراه‌های شهری می‌باشند. به دلیل پیچیدگی مسیر در گوشواره‌ها، تطبیق نقشه دارای خطای بیشتری نسبت به تطبیق نقشه در سایر نواحی است. نمونه‌ای از این گوشواره‌ها در شکل ۱۰ دیده می‌شود. در شکل ۱۰-الف نتایج حاصل از تطبیق نقشه با الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است و در شکل ۱۰-ب نتایج حاصل از تطبیق نقشه با الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14] مشاهده می‌شود. مطابق با شکل ۱۰ الگوریتم پیشنهادی (شکل ۱۰-الف) از خطای بسیار کمتری برخوردار است و تطبیق با دقت بسیار بیشتری انجام گرفته است. نتیجه تطبیق نقشه با دو الگوریتم مبتنی بر منطق فازی [8] و الگوریتم مبتنی بر شبکه‌های عصبی فازی [14] به غیر از چند نقطه در تمام طول مسیر بر هم منطبق است.

آزمایش ۵: این آزمایش به منظور بررسی تعداد دفعات تطبیق اشتباه توسط الگوریتم پیشنهادی و دو الگوریتم مبتنی بر شبکه عصبی فازی و منطق فازی انجام شده است. بدین منظور اطلاعات مربوط به ۶ سفر که شامل نواحی مختلف هستند در نظر گرفته شده است. در جدول ۲ متوسط خطای هر یک از الگوریتم‌های تطبیق نقشه نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می‌شود که تعداد نقاط تطبیق یافته در دو الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر و الگوریتم مبتنی بر شبکه عصبی فازی مورد بررسی نسبت به الگوریتم مبتنی بر منطق به مراتب بیشتر است. با این حال مشکلی که در تطبیق به کمک این دو روش دیده شد، کند بودن در تصحیح خطای رخ داده در تطبیق می‌باشد.

آزمایش ۶: آزمایش‌های انجام گرفته نشان داده است که برای نواحی باز و کم تراکم که دارای خیابان‌های پهن که دارای پیچ و خم کمی می‌باشند و از همدیگر فاصله زیادی دارند، تطبیق نقشه با کارایی بالایی انجام گرفته است [13].

۶ نتیجه گیری

در این مقاله یک الگوریتم که از ترکیب اتوماتاهای یادگیر و شبکه‌های عصبی فازی حاصل شده است برای تطبیق نقشه برای سیستم‌های ناوبری خودرو پیشنهاد گردید. به منظور ارزیابی، روش پیشنهادی برای شهر تهران آزمایش و با نتایج یکی از الگوریتم‌های تطبیق نقشه مبتنی بر منطق فازی مقایسه گردید. نتایج مقایسه برتری الگوریتم پیشنهادی را اکثر حالات، خصوصاً در مدل‌های پیچیده نشان می‌دهد با این حال در پاره‌ای از مواقع سرعت تصحیح خطای آن کندتر است.



شکل ۱۰. مقایسه تطبیق نقشه در گوشواره ها با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و شبکه های عصبی فازی [14].

روش منطق فازی [8]	الگوریتم پیشنهادی ترکیبی مبتنی بر اتوماتای یادگیر و شبکه عصبی فازی	الگوریتم مبتنی بر شبکه عصبی فازی	
۱۵	۴	۷	تعداد نقاطی که با هیچ خیابانی تطبیق نیافته است
۵	۸	۹	تعداد نقاطی که نادرست تطبیق یافته است

جدول ۱. مقایسه الگوریتم های مختلف تطبیق نقشه

مراجع

- [۱]. طراحی و ساخت نمونه مهندسی برای یک سیستم ناوبری اتومبیل، گزارش فنی، آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۵
- [2]. P. Y. Gillieron and B. Merminod, Personal Navigation System for Indoor Applications, Swiss Federal Institute of Technology, Geodetic Engineering Lab, 2003.
- [3]. F. Iwaki, M. Kakiari and M. Sasaki, "Recognition of Vehicle's Location for Navigation", Proceedings of the Vehicle Navigation and Information Systems Conference, September, 1989.
- [4]. I. A. Getting, "Perspective/navigation-The Global Positioning System", IEEE Transactions on Electronics, ISSN: 0018-9235, Dec 1993.
- [5]. M. Tsakiri, "Integrated GPS and DR for Land Vehicle Navigation", Proceedings of the Western Australia Land Information System Forum, Adelaide, Australia, 1996.
- [6]. D. Bernstein and A. L. Kornhauser, An Introduction To Map Matching For Personal Navigation Assistants, Princeton University, New Jersey, TIDE Center, August 1996.
- [7]. Scott, "Improved GPS Positioning For Motor Vehicles Through Map Matching", University Of Technology, Sydney, ION-94, Salt Palace Convention Center, Salt Lake City, Utah, Sept. 20 - 23, 1994.
- [8]. S. Kim and J. H. Kim, "Adaptive Fuzzy-Network-Based C-Measure Map-Matching Algorithm for Car Navigation System", IEEE Transactions on Electronics, 2001.
- [9]. W. Y. Ochieng and M. Quddus, "Map Matching in Complex Urban Road Networks", Department of Civil and Environmental Engineering, 2003.
- [10]. S. Syed and M. E. Cannon, "Fuzzy Logic Based Map Matching Algorithm For Vehicle Navigation System in Urban Canyons", Department Of Geometrics Engineering, University Of Calgary, Alberta, Canada, 2004.
- [11]. K. S. Narendra and M. Thathachar, Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, Inc., 1989.
- [12]. H. R. Berenji and P. Khedkar, "Learning And Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcement", IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 3, No. 5, Sept 1992.
- [13]. M. Jaber, "Map Matching Algorithms based on Learning Automata", Master Thesis, Computer Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2007.
- [14]. M. Jaber and M. R. Meybodi "Map Matching Algorithms based on Fuzzy Neural Networks", Technical Report, Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2007.
- [15]. M. Jaber and M. R. Meybodi "A Hybrid Map Matching Algorithm (Fuzzy logic + Learning Automat)", Technical Report, Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2007.