

ترکیب اندازه شبه اطلاعات، روشی نوین برای ترکیب اطلاعات سنسوری

رضا حسین نژاد

قطب کنترل و پردازش هوشمند - استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

بهزاد مشیری

قطب کنترل و پردازش هوشمند - دانشیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر - دانشکده فنی - دانشگاه تهران

محمد رضا الشریف +

استاد گروه مهندسی اطلاعات - دانشکده فنی - دانشگاه ریوکیوز اوکیناوا - ژاپن

(تاریخ دریافت ۸۰/۴/۳۰، تاریخ تصویب ۸۱/۹/۱۶)

چکیده

ترکیب اطلاعات سنسوری یکی از موضوعات مطرح پژوهشی در کاربردهای مختلف از جمله رباتیک است. در این مقاله مفهومی نوین برای تعمیم روش شناخته شده بیزین برای منابع مستقل اطلاعات معرفی می‌گردد. بدلیل تنوع وسیعی که در تعریف این اندازه وجود دارد فرمولهای متعددی برای ترکیب مقادیر احتمال مدل شده از عدم قطعیت موجود در اطلاعات سنسوری حاصل میشود. تطابق موجود بین رفتار روش ترکیب پیشنهادی با نتایجی که ذهن بشری انتظار دارد، و نیز خروجی فرایند ترکیب با روش پیشنهادی، مورد بحث قرار گرفته‌اند. فرایند شناسایی و نگاشت محیط با استفاده از ترکیب اطلاعات سنسورهای مادون قرمز روی ربات Khepera پیاده‌سازی عملی شده است. نگاشتهای حاصله بعنوان ورودی به الگوریتم مسیریابی A^* اعمال شده‌اند و متناظر با هر نگاشت محیط و یک زوج نقاط شروع و پایان، مسیری بهینه برای ناوبری تولید شده است. برای هر یک از مسیرهای حاصله دو مشخصه در نظر گرفته و محاسبه شده‌اند که عبارتند از طول مسیر و ضریب امنیت آن. نتایج نگاشت محیط و مسیریابی نشان میدهند که با استفاده از روش پیشنهادی ترکیب اطلاعات، نگاشتهای متنوع تر و مفیدتری از محیط و در نتیجه آن، مسیرهای مناسبتری برای ربات جهت پیمودن در محیط حاصل میشوند آنکه نتایج بخوبی نشان میدهند که بسته به انتخاب تابع اندازه شبه اطلاعات، نوعی توازن بین کوتاهی و امنیت مسیرهای منتهی از نگاشت حاصله از ترکیب اندازه‌های مورد نظر وجود دارد که بسته به کاربرد، میتوان یکی را به قیمت تنزل دیگری بهبود بخشید.

واژه های کلیدی: ترکیب اطلاعات سنسوری، ترکیب احتمال بیزین، نگاشت محیط، مسیریابی، الگوریتم A^* ،

نگاشت شبکه‌ای اشغال، فاصله یاب مادون قرمز

مقدمه

مقادیر احتمال اشغال شدگی برای سلولهای یک نگاشت شبکه‌ای از محیط تبدیل میشوند [۲،۳]. البته برای بسیاری از سنسورها چنین مدلی قابل تعریف و محاسبه نیست و انجام این تبدیل معمولا مشکل است. VanDam تلاش کرده است این تبدیل را برای سنسورهای فاصله‌یاب اولتراسونیک با استفاده از شبکه‌های عصبی انجام دهد [۴، ۵]. در بسیاری از مقالات، ترکیب بیزین با این فرض همراه است که سنسورها در اندازه‌گیری و حسگری محیط به صورت مستقل شرطی^۳ عمل میکنند. Thrun با چنین فرضی نگاشتهایی محلی از نوع شبکه‌ای را ایجاد و سپس با نگاشتی از نوع Topologic که از روشی دیگر حاصل

در دهه های اخیر موضوع درک و تصمیم‌گیری برای رباتهای متحرک هوشمند مورد توجه شایان پژوهشگران هوش مصنوعی و رباتیک قرار گرفته است. از آنجا که رباتهای متحرک معمولا مجهز به سنسورهای متنوع میباشند، ترکیب اطلاعات سنسوری^۱ یکی از مباحث مهم در این حوزه پژوهشی است [۱]. یکی از روشهای شناخته شده ترکیب سنسوری در کاربردهای رباتیک متحرک، استفاده از قانون ترکیب احتمال بیزین^۲ است. برای نگاشت محیط با روش ترکیب بیزین در فرمولاسیون Elfes، یک احتمال شرطی تعریف و محاسبه میشود که در اصل، مدل سنسور است و اطلاعات خام سنسوری بوسیله این مدل به

$$P[A | S_1, S_2] = \frac{P[S_1 | A, S_2] \times P[A | S_2]}{\sum_{All\ Possible\ A's} P[S_1 | A, S_2] \times P[A | S_2]} \quad (2)$$

تعریف: دو سنسور S_1 و S_2 را مستقل شرطی مینامیم اگر تساوی زیر برقرار باشد:

$$P[S_1 | A, S_2] = P[S_1 | A] \quad (3)$$

با تعریف (۳) و با فرض وجود استقلال شرطی بین سنسورها، (۲) به شکل زیر ساده میشود:

(۴)

در اغلب کاربردها و از جمله در کاربرد نگاشت محیط که در این مقاله بیشتر مورد نظر است، گزاره مورد مطالعه A خودش و نقیضش فضای احتمال را افزاز میکنند و لذا در مخرج (۴) دو جمله وجود دارد که یکی برای خود A و دیگری برای نقیض آن نوشته میشود و پس از محاسباتی ساده نتیجه میشود که:

$$P[A | S_1, S_2] = \frac{P_1 \times P_2}{P_1 \times P_2 + \frac{P[A]}{1 - P[A]} \times (1 - P_1) \times (1 - P_2)} \quad (5)$$

که در آن P_1 و P_2 در (۱) تعریف شدهاند و $P[A]$ احتمال پیش فرض برای گزاره A میباشد. میتوان (۵) را با انجام یک محاسبه ساده به صورت قابل توجه ذیل در آورد:

$$\frac{1}{P} = \left(\frac{1}{P[A]} - 1 \right) \times \left(\frac{1}{P_1} - 1 \right) \times \left(\frac{1}{P_2} - 1 \right) \quad (6)$$

که در آن مقدار ترکیب شده احتمال است. تقریباً در تمامی کاربردها، با فرض حداکثر بی نظمی مقدار اولیه احتمال گزاره یعنی $P[A]$ را برابر با ۰/۵ فرض میکنند و با چنین فرضی (۶) به فرم:

$$\frac{1}{P} = \left(\frac{1}{P_1} - 1 \right) \times \left(\frac{1}{P_2} - 1 \right) \quad (7)$$

و یا:

$$P = \frac{P_1 \times P_2}{P_1 \times P_2 + (1 - P_1) \times (1 - P_2)} \quad (8)$$

در می‌آید. به‌طور کلی در حالت وجود چندین سنسور مستقل از هم S_1, S_2, \dots, S_n که مقادیر احتمال P_1, P_2, \dots, P_n را برای یک گزاره مشخص داده‌اند، احتمال ترکیبی را با استقرای (۷) میتوان با رابطه زیر

آمده، در هم می‌آمیزد [۶]. مقالات مختلفی از همین نویسندگان و دیگران نشان میدهند که فرض استقلال سنسورها از هم اگر چه غیر واقعی است ولی ساده کننده است (این ویژگی در این مقاله نیز دیده میشود) و در کاربردهای نگاشت و مسیریابی فرض مناسبی است [۷، ۸، ۹]. در این مقاله مفهوم جدیدی تعریف و به مدد آن، روش ترکیب بیزین برای اطلاعات سنسوری مستقل از هم تعمیم و توسعه داده خواهد شد. با این شکل تعمیم‌یافته، انعطاف پذیری بیشتری در نحوه ترکیب اطلاعات حاصل خواهد شد.

در بخش بعدی، مفهوم جدید اندازه شبه اطلاعات^۴ و نحوه استفاده از آن در ترکیب اطلاعات سنسوری توضیح داده میشوند. در این بخش نخست ترکیب بیزین برای منابع اطلاعات مستقل از هم مرور گشته، سپس مفهوم و روش ترکیب مورد نظر و تحلیل رفتار آن و فرمولاسیون آن برای نگاشت محیط در رباتیک خواهند آمد. در سومین بخش مقاله پیاده‌سازی نگاشت محیط با یک ربات واقعی توضیح داده شده است. در بخش پایانی نیز به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مزایای روش معرفی شده برای ترکیب سنسوری پرداخته‌ایم.

ترکیب اندازه شبه اطلاعات: معرفی و تحلیل

از آنجا که ایده اندازه شبه اطلاعات در واقع از فرمولاسیون پایه‌ای ترکیب بیزین برای منابع مستقل از هم نشأت گرفته است، در آغاز این فرمولاسیون را مرور میکنیم.

ترکیب بیزین با فرض استقلال شرطی

دو سنسور S_1 و S_2 را در نظر بگیرید که دو مقدار را در اندازه‌گیری مشابهی از محیط بدست داده‌اند. فرض کنید این دو مقدار به نحوی به دو مقدار احتمال برای یک گزاره A در یک مسئله شناسایی، مدل‌سازی، تصمیم‌گیری و یا هر مسئله دیگری که در آن از اطلاعات سنسوری و ترکیب آنها بناست استفاده شود، تبدیل شوند. این دو مقدار احتمال را به شکل زیر تعریف میکنیم:

$$P_1 = P[A | S_1] \quad ; \quad P_2 = P[A | S_2] \quad (1)$$

بنا بر قانون بیز در ترکیب احتمال بسادگی میتوان دید که احتمال منتج از ترکیب این دو مقدار برابر است با:

ما تلاش کردیم این مفهوم را به محدوده وسیعتری تعمیم دهیم. در واقع میتوان هر تابع دیگری از احتمال را بعنوان توصیفی کمی از میزان اطلاعات موجود در گزاره مربوطه پذیرفت مشروط بر آنکه خواص ریاضی مشابهی داشته باشد. چنین تابعی را اندازه شبه اطلاعات می‌نامیم و آن را با $PINFO(P)$ نشان می‌دهیم. خواص مطلوب برای یک اندازه شبه اطلاعات از قرار زیرند:

- ۱- در فاصله $[0, 1]$ تعریف شده‌است.
- ۲- مقدار آن در $P=0.5$ برابر با صفر است و حول این نقطه تقارن دارد. بدین ترتیب میتوان تابعی مانند $J(P)$ را یافت بطوری که:

$$PINFO(P) = J(1-P) - J(P) \quad (12)$$

۳- در حدود زیر صدق می‌نماید:

$$\begin{aligned} \lim_{P \rightarrow 0^+} PINFO(P) &= -\infty \\ \lim_{P \rightarrow 1^-} PINFO(P) &= +\infty \end{aligned} \quad (13)$$

در واقع کافیت تابع $J(P)$ دارای حدود زیر باشد:

$$\begin{aligned} \lim_{P \rightarrow 0^+} J(P) &= +\infty \\ \lim_{P \rightarrow 1^-} |J(P)| &\leq \infty \end{aligned} \quad (14)$$

۴- تابعی صعودی از P می‌باشد. به عبارت دیگر $J(P)$ باید تابعی نزولی باشد.

۵- در فاصله $(0, 0.5)$ مقعر و در فاصله $(0.5, 1)$ محدب می‌باشد.

شش انتخاب (از بینهایت انتخاب ممکنه) برای $J(P)$ را در زیر آورده‌ایم:

$$\begin{aligned} J_1(P) &= -\log(P) & J_2(P) &= 1/P \\ J_3(P) &= 1/P^{1.1} & J_4(P) &= 1/P^2 \\ J_5(P) &= 1/(e^P - 1) & J_6(P) &= \log\left(\frac{1+P^2}{P}\right) \end{aligned} \quad (15)$$

هر یک از توابع فوق تولید کننده یک اندازه شبه اطلاعات می‌باشد که خواص مطلوب را داراست و می‌تواند برای ترکیب اطلاعات سنسوری در چهارچوب جدیدی که معرفی می‌کنیم به کار رود. در شکل (۲) نمایشی مقایسه‌ای از رفتار شش تابع اندازه شبه اطلاعات متناظر با شش انتخاب (۱۵) نشان داده شده است.

بدست آورد:

$$\frac{1}{P} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{P_i} - 1 \right)$$

(۹)

اندازه شبه اطلاعات: تعریف و خواص

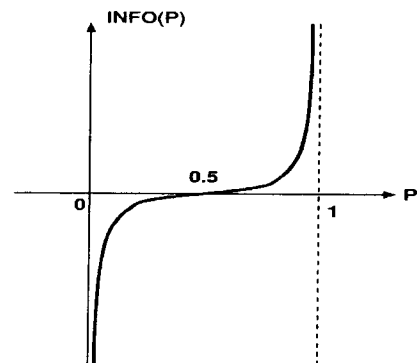
تلاش کردیم کمی را بیابیم که هنگام ترکیب مقادیر احتمال در (۷) یا (۹) در واقع آن کمیت جمع شود. چنین کمیتی را خواهیم توانست بعنوان مقیاس یا اندازه‌ای برای میزان اطلاعات موجود تفسیر کنیم. اگر تابع $INFO(P)$ را با رابطه:

$$INFO(P) = \log(P) - \log(1-P) \quad (10)$$

تعریف کنیم، بسادگی میتوان دید که (۷) منجر میشود به:

$$INFO(P) = INFO(P_1) + INFO(P_2) \quad (11)$$

و (۹) نیز به رابطه مشابهی می‌انجامد. لذا این، تابع مطلوب ماست و ما آنرا *اندازه اطلاعات می‌نامیم*. شکل (۱) رفتار ریاضی این تابع با تغییرات مقدار احتمال را نشان می‌دهد.



شکل ۱: رفتار تابع اندازه اطلاعات و نیز رفتار کلی یک اندازه شبه اطلاعات با تغییرات مقدار احتمال.

هنگامی که احتمال P از مقدار 0.5 دور میشود، قدرمطلق این اندازه افزایش می‌یابد و این رفتار مورد انتظار نیز هست زیرا با دور شدن احتمال وقوع از 0.5 گزاره موردنظر شامل اطلاعات بیشتری می‌شود. البته بمنظور آنکه گزاره‌هایی که نزدیک به نادرست هستند از آنهایی که نزدیک به درست هستند تمییز داده شوند، این تابع بشکل متقارنی در حالت اول منفی و در حالت دوم مثبت است (توضیح آنکه در حالت اول $p < 0.5$ و برعکس در حالت دوم $p > 0.5$ صادق هستند).

که در آن $x = \frac{1}{1-P_1} - \frac{1}{P_1} + \frac{1}{1-P_2} - \frac{1}{P_2}$. اندازه شبه اطلاعات متناظر با $J_2(\cdot)$ نیز هنگامی که برای ترکیب اطلاعات بکار رود منجر به فرمول ترکیب صریح زیر می‌شود:

$$P = \ln \left(\frac{x(e+1) + \sqrt{x^2(e-1)^2 + 4e}}{2(x+1)} \right) \quad (18)$$

که در آن $x = J_4(1-P_1) - J_4(P_1) + J_4(1-P_2) - J_4(P_2)$ در بسیاری از حالات، فرمولی صریح مانند (۱۷) یا (۱۸) حاصل نمی‌شود بلکه رابطه‌ای ضمنی بدست می‌آید که باید بشکل معادله‌ای بر حسب P حل شود. بعنوان مثال در حالت $J_6(\cdot)$ معادله جبری مرتبه سوم زیر باید بر حسب P با داشتن P_1 و P_2 حل شود:

$$(1+x)P^3 - (2+x)P^2 + (2+x)P - x = 0 \quad (19)$$

که در آن:

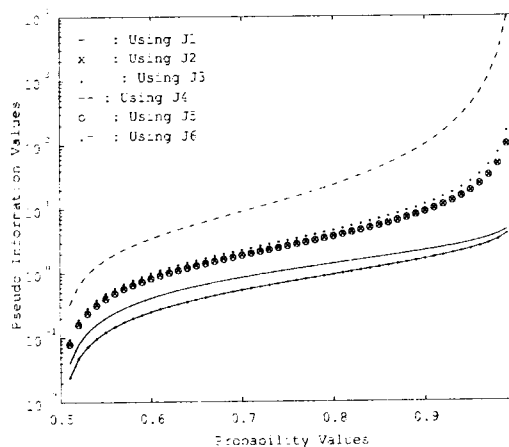
$$x = \frac{P_1 P_2 + (1 + (1 - P_1)^2)(1 + (1 - P_2)^2)}{(1 - P_1)(1 + P_1^2)(1 - P_2)(1 + P_2^2)}$$

نکته مهم آنکه تفاوت اصلی شش اندازه شبه اطلاعات معرفی شده در (۱۵)، در رفتار آنها هنگام دور شدن P از $0/5$ (و در واقع افزایش $|P-0/5|$) است. این مسئله در شکل (۲) نشان داده شده است و بخوبی میتوان دید که:

$$\begin{aligned} |PINFO_6(P)| &\leq |PINFO_1(P)| \leq |PINFO_2(P)| \\ &\cong |PINFO_3(P)| \leq |PINFO_4(P)| \end{aligned} \quad (20)$$

این نامساوی‌ها نشان می‌دهند که اندازه شبه اطلاعات متناظر با $J_6(\cdot)$ با مقادیر پائین‌تر و بالاتر احتمال (که متناظر با گزاره‌های شامل اطلاعات بیشتر هستند، حال یا داشتن احتمال زیاد درستی یا با داشتن احتمال زیاد نادرستی (احتمال پایین برای درستی)) نرمتر رفتار می‌کند و بالعکس، اندازه متناظر با $J_4(\cdot)$ در این گونه موارد، مقادیری ناهنجار تولید می‌کند. نتایج پیاده‌سازی انجام شده بروشنی نشان می‌دهند که رفتار ترکیب حاصله، ارتباط

انجام ترکیب اطلاعات با استفاده از اندازه شبه اطلاعات به محض آنکه یک تابع اندازه شبه اطلاعات را تعریف نماییم، حصول یک فرمول جدید برای ترکیب اطلاعات سنسوری میسر خواهد بود.



شکل ۲: مقایسه رفتار ریاضی شش تابع اندازه شبه اطلاعات متناظر با انتخابهای (۱۵) برای $J(P)$.

فرض کنیم دو منبع اطلاعات (سنسور) پس از پیش پردازش، دو مقدار احتمال P_1 و P_2 را برای گزاره واحدی به دست داده باشند. این دو احتمال بنحوی با یکدیگر ترکیب میشوند که اندازه شبه اطلاعات متناظر با احتمال نتیجه برابر با جمع جبری اندازه‌های شبه اطلاعات دو احتمال P_1 و P_2 شود. لذا مبنا همان (۱۱) است که آن را به شکل زیر بازنویسی می‌کنیم:

$$PINFO(P) = PINFO(P_1) + PINFO(P_2) \quad (16)$$

با اعمال (۱۲) و (۱۶) براحتی میتوان فرمولهای ترکیب متناظر با هر $J(P)$ را بدست آورد.

در برخی از حالات، رابطه‌ای صریح بدست می‌آید بدین معنی که با استفاده از آن احتمال ترکیب شده مستقیماً قابل محاسبه است. بعنوان مثال اگر $J_2(\cdot)$ را برای تعریف اندازه شبه اطلاعات و جایگذاری در (۱۶) بکار ببریم، رابطه صریح زیر حاصل خواهد شد:

$$P = \begin{cases} \frac{x-2+\sqrt{x^2+4}}{2x} & \text{if } x \neq 0 \\ \frac{1}{2} & \text{if } x = 0 \end{cases} \quad (17)$$

و با توجه به صعودی بودن تابع $PINFO$ ، احتمال منتهجه از کوچکتر خواهد بود.

نتایج بالا بوضوح همان نتایجی هستند که ذهن هوشمند انسان هنگام تجزیه و تحلیل اطلاعات همراه با عدم قطعیت اخذ شده از منابع چندگانه به آن نتایج می‌رسد (در مراجع [۱۰] و [۱۱] توضیح بیشتر در این مورد آورده‌ایم).

بحث مهم دیگری که در اینجا قابل طرح است کاهش حساسیت در انجام ترکیب است. مقادیر احتمال، خود اصولاً مدلی از عدم قطعیت موجود در اطلاعات سنسوری هستند ولی در بیشتر موارد، فرایند تبدیل مقادیر خام تولید شده توسط سنسور به مقادیر احتمال، خود شامل عدم قطعیت و خطای مدلسازی است. بعنوان مثال در آزمایشهایی که با ربات Khepera انجام داده‌ایم از یک شبکه عصبی برای انجام این تبدیل استفاده شده است و آموزش این شبکه نیز همراه با خطاست (مثلاً بعلت محدود بودن الگوهای یادگیری شبکه). مقادیر ΔP_1 و ΔP_2 را به عنوان انحرافهایی کوچک در مقادیر P_1 و P_2 در نظر می‌گیریم. ترکیب این دو مقدار احتمال با (۱۶) منجر میشود به:

$$\Delta PINFO(P) = \Delta PINFO(P_1) + \Delta PINFO(P_2)$$

$$\Delta P = \left(\frac{d PINFO(P_1)}{d P} \right) \times \Delta P_1 + \left(\frac{d PINFO(P_2)}{d P} \right) \times \Delta P_2$$

بدین ترتیب حساسیت نسبی فرایند ترکیب نسبت به تغییرات P_1 (با فرض صفر بودن ΔP_2) برابر است با:

$$\left| \frac{d PINFO(P_1)}{d P} \right| / \left| \frac{d PINFO(P)}{d P} \right|$$

و این مقدار در حالت‌های اول و دوم از حالات سه‌گانه‌ای که در بالا بحث شد، بدلیل خاصیت تحدب تابع اندازه شبه اطلاعات قطعاً کوچکتر از یک است.

این کاهش حساسیت نسبی در حالات اول و دوم نیز از نظر شهودی و ذهنیت بشری مورد انتظار است زیرا در این دو حالت بدلیل همخوانی موجود بین نظری که دو سنسور مبنی میل گزاره به درستی یا نادرستی میدهند، عدم قطعیت موجود در مدلسازی سنسوری و محاسبه مقادیر

مستقیمی با تابع اندازه شبه اطلاعات بکار رفته و هنجار رفتار آن در نواحی احتمال نزدیک به صفر و یک دارد.

تحلیل ترکیب اندازه‌های شبه اطلاعات

فرض کنید دو منبع اطلاعات S_1 و S_2 ، دو احتمال P_1 و P_2 را برای وقوع گزاره واحدی به دست داده‌اند. در حالتیکه داشته باشیم:

$$P_1 > 0.5, P_2 > 0.5$$

منطق بشری حکم میکند که احتمال ترکیب شده باید از هر دو احتمال بیشتر باشد (در واقع در چنین حالتی، هر دو منبع یا سنسور بیانگر آن هستند که گزاره میل به درستی دارد. پس در مجموع میل بیشتری به درستی گزاره استنتاج می‌شود. لذا احتمال ترکیبی باید نسبت به احتمال داده شده از سوی دو منبع به عدد یک که معرف گزاره مطلقاً صحیح است نزدیکتر باشد). رابطه اساسی (۱۶) بهمراه خواصی که برای یک اندازه شبه اطلاعات در نظر گرفته‌ایم، بوضوح همان رفتاری که ذهن انسان انتظار دارد را ایجاد می‌کنند. برای روشنتر شدن مطلب، سه نمونه تحلیلی زیر را در نظر بگیرید:

$$(۱) \text{ اگر: } P_1 > 0.5, P_2 > 0.5$$

از آنجایی که تابع $PINFO$ صعودی است و مقدار آن در ۰/۵ صفر است، مقادیر $PINFO(P_1)$ و $PINFO(P_2)$ هر دو مثبت خواهند بود و بنا بر (۱۶) مقدار $PINFO(P)$ از این دو بیشتر خواهد بود و باز چون اندازه شبه اطلاعات تابعی صعودی است، احتمال منتهجه از ترکیب از هر دو مقدار احتمال اولیه بیشتر و به یک نزدیکتر خواهد بود.

$$(۲) \text{ اگر: } P_1 < 0.5, P_2 < 0.5$$

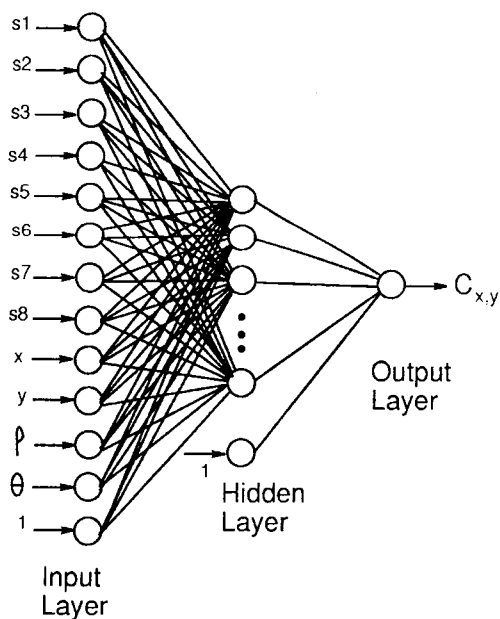
با استدلال مشابهی می‌توان دید که احتمال منتهجه، از هر دو مقدار احتمالات کوچکتر و به صفر نزدیکتر خواهد شد.

(۳) اگر: $P_1 > 0.5, P_2 < 0.5, |P_1 - 0.5| > |P_2 - 0.5|$
 آنگاه بدلیل صفر بودن در ۰/۵ و صعودی بودن، اندازه شبه اطلاعات برای P_1 و P_2 بترتیب مثبت و منفی خواهد بود و بدلیل خاصیت تقارنی که این تابع دارد، داریم:

$$PINFO(P_1) > -PINFO(P_2)$$

و بنا بر (۱۶) روشن است که $PINFO(P)$ مثبت و احتمال منتهجه از ۰/۵ بزرگتر خواهد شد. بعلاوه از آنجا که اندازه شبه اطلاعات برای P کوچکتر از این اندازه برای P_1 می‌شود

شده است، می‌پردازیم. در آزمایشات انجام یافته فقط از اطلاعات سنسورهای مادون قرمز نصب شده روی ربات برای درک محیط و مسیریابی استفاده کرده‌ایم. شکل (۳) تصویری از این ربات و سنسورهای مادون قرمز تعبیه شده بر آن را نشان می‌دهد. اطلاعات خامی که سنسورهای مادون قرمز بدست می‌دهند، تابعی غیر خطی از فاصله سنسور تا نزدیکترین مانع و نیز همراه با نویز هستند و مدلسازی عملکرد این سنسورها و عدم قطعیت موجود در اطلاعات آنها با روابط ریاضی منجر به نتایج مطلوبی نمی‌شود [۱۲، ۱۶]. ما یک شبکه عصبی چندلایه را جهت پیاده‌سازی چنین مدلی آموزش داده‌ایم. شکل (۴) ساختار این شبکه را نشان می‌دهد.



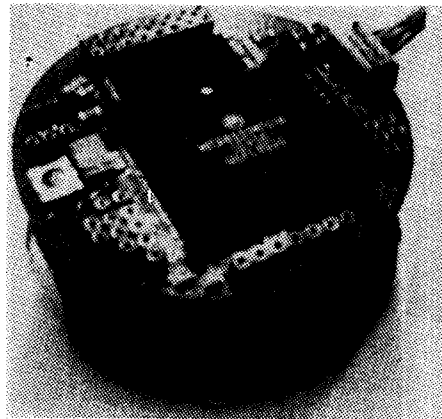
شکل ۴: شبکه عصبی بکار رفته برای مدل کردن سنسورهای مادون قرمز نصب شده روی ربات.

ورودیهای این شبکه عصبی مقادیر خام داده شده توسط هشت سنسور مادون قرمز و مختصات محلی یک سلول در همسایگی ربات است. البته این مختصات محلی هم در یک چهارچوب قائم و هم قطبی محاسبه و به ورودی شبکه داده می‌شوند. تنها خروجی آن نیز میزان احتمال اشغال آن سلول در محیط است. توجه کنید که این شبکه پس از آموزش، ضمن تبدیل اطلاعات خام سنسورها به احتمال (تحقق یک مدل برای سنسور)، این مقادیر را درون خود با یکدیگر ترکیب می‌کند و این خود مثال خوبی برای ترکیب

احتمال نیز باید همراه با عدم قطعیت موجود در خود اطلاعات سنسوری کاهش یابد.

چگونگی بکارگیری ترکیب اطلاعات با روش جدید برای نگاشت محیط در کاربردهای رباتیکی

برای نگاشت محیط در رباتیک روشهای مختلفی وجود دارند. آنچه بیشتر مورد نظر ماست نگاشت شبکه‌ای اشغال^۵ است. این روش را بدان دلیل انتخاب کرده‌ایم که بر مبنای مقادیر احتمال اشغال در نقاط مختلف محیط ساخته می‌شود. در واقع محیط به شکل تعدادی سلول کوچک در کنار هم مدل میشود و قضاوت در مورد آن که در کجای محیط مانعی هست، با تخصیص احتمال اشغال شدگی به هر سلول در محیط انجام می‌یابد. برای ساخت و تکمیل چنین نگاشتی، در قدم نخست باید اطلاعات خام سنسوری (مثلا فاصله اندازه‌گیری شده تا نزدیکترین مانع) به مقادیر احتمال اشغال برای مجموعه‌ای از سلولهای نگاشت تبدیل شود. ترکیب سنسوری در قدم بعدی صورت می‌پذیرد و در واقع ترکیب مقادیر مختلف احتمال حاصله از فعالیت سنسورهای مختلف در زمانهای مختلف، برای یک سلول واحد خواهد بود. توضیح بیشتر آنکه در فرمولاسیونی که برای ترکیب بیزین و ترکیب اندازه‌های شبه اطلاعات ارائه گردید، گزاره A در بستر ساخت نگاشت شبکه‌ای اشغال عبارت است از: «سلول C اشغال است.»

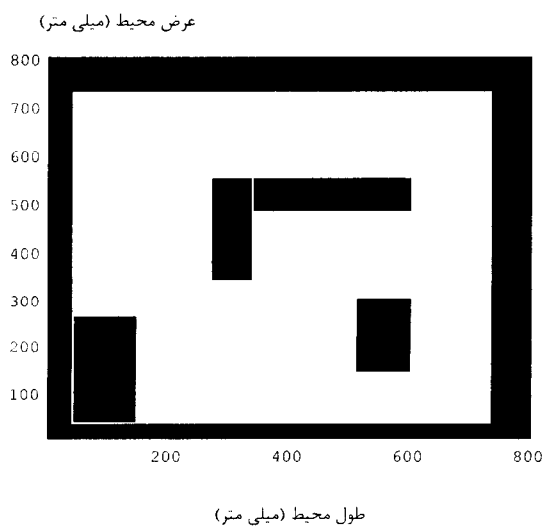


شکل ۳: تصویری از ربات Khepera و سنسورهای مادون قرمز نصب شده بر آن.

پیاده‌سازی نگاشت محیط و مسیریابی

در این قسمت به نتایج درک و نگاشت یک محیط ناشناخته و مسیریابی در آن، که با ربات کوچک Khepera انجام

محیطی که برای درک و مسیریابی در نظر گرفته شده است، شامل چهار دیوار و موانعی مستطیلی است. شکل (۵) تصویر این محیط و ربات را درون آن نشان می‌دهد. این محیط را به شکل شبکه‌ای شامل 800×800 سلول با ابعاد یک میلی‌متر در میلی‌متر مدل کرده‌ایم. شکل (۶) نگاشت ایده‌آلی است که در بهترین حالت تولید می‌شود. البته به دلیل وجود نویز و عدم قطعیتی که در اطلاعات سنسوری و همچنین در مدلسازی سنسور با شبکه عصبی شکل (۴) وجود دارد، نگاشتی که عملاً تولید می‌شود تفاوت دارد. در آزمایشات انجام شده در این برنامه پژوهشی، تنها از روشهای مبتنی بر احتمال یعنی روش بیزین و نیز ترکیب مقادیر اندازه شبه اطلاعات سود جسته‌ایم. شکل (۷) نگاشت حاصل از ترکیب بیزین و شکل‌های (۸) و (۹) و (۱۰) بترتیب نگاشتهای حاصل از ترکیب اندازه‌های شبه اطلاعات $PINFO_2(P)$ ، $PINFO_5(P)$ و $PINFO_6(P)$ را نشان می‌دهند. این نگاشتها در طی ۱۰۰۰ بار خواندن اطلاعات سنسوری، تولید نگاشت محلی و ترکیب آن با نگاشت استخراج شده از نگاشت کلی محیط، در ۱۰۰۰ محل مختلف از محیط تولید شده‌اند.



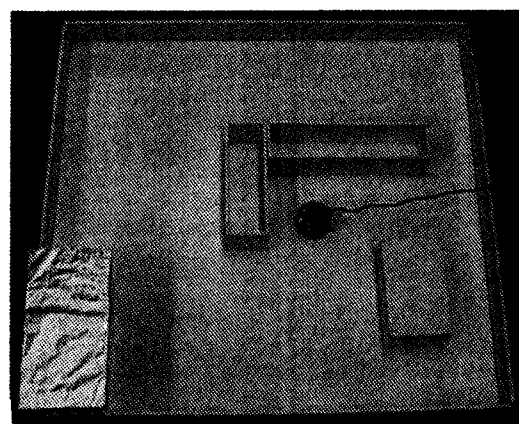
شکل ۶: نگاشت ایده‌آل محیط .

از آنجا که نگاشتهای تولید شده به هم شبیهند، برای مقایسه مزایا و معایب روشهای ترکیب بکار رفته، چندان مفید به نظر نمی‌رسند. ما این نگاشتها را به عنوان ورودی به الگوریتم مسیریابی A^* اعمال کردیم. این الگوریتم

عصبی است. خروجی این شبکه بعنوان یک مقدار احتمال اشغال جدید با مقادیر احتمال متناظر با همان سلول در یک نگاشت کلی^۶ و کامل از محیط که در مراحل قبلی محاسبه شده، ترکیب می‌شود و سپس بجای این مقدار در نگاشت کلی جایگذاری می‌شود.

در آغاز آزمایش، نگاشت کلی بشکل یک نگاشت خالی (با مقادیر احتمال $0/5$ برای همه سلولهای آن) مقادری اولیه می‌شود. ربات شروع به حرکت در محیط می‌کند و ضمن این حرکت با الگوریتم ساده Braitenberg [۱۳] ممانعت از برخورد با موانع^۷ را انجام می‌دهد و در حال حرکت، هر چند مدت یکبار اطلاعات سنسورهایش را می‌خواند (البته در حالتی که امنیت بیشتری مورد نظر باشد می‌توان از روش ترکیب توانهای فازی [۱۷] برای پرهیز از برخورد با موانع استفاده نمود). در واقع در هر موقعیتی که ربات اطلاعات سنسورهایش را می‌خواند، با چندین بار مکرر بکارگیری شبکه عصبی یک نگاشت محلی^۸ از وضعیت سلولهای واقع در همسایگی ربات ساخته می‌شود. سپس این نگاشت محلی با نگاشت متناظر استخراج شده از نگاشت کلی محیط (با فرض معلوم بودن محل ربات) ترکیب می‌شود. نگاشت محلی حاصله، در محل متناظر در نگاشت کلی، جایگذاری می‌شود. ترکیب دو نگاشت محلی در واقع با ترکیب تک تک مقادیر احتمالات سلولهای موجود در نگاشتها رخ می‌دهد. در اینجاست که می‌توان این ترکیب را با هریک از روشهای بحث شده انجام داد.

عرض محیط (میلی متر)



طول محیط (میلی متر)

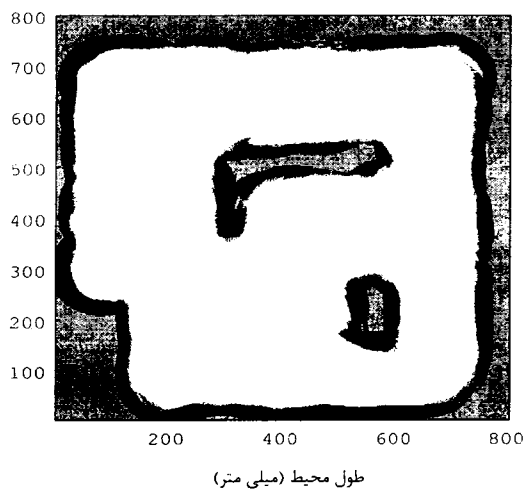
شکل ۵: ربات Khepera و محیطی که در آزمایشات انجام شده، مورد نگاشت و مسیریابی قرار گرفته است.

شروع و پایان در محیط را آزمودیم. یک مسیر مناسب نه تنها کوتاه است بلکه باید حتی الامکان از موانع موجود در محیط دور باشد. برای هر مسیر تولید شده توسط هر نگاشت، دو کمیت مختلف محاسبه شده‌اند: طول مسیر بر حسب متر و میزان مخاطره مسیر^۱. یک مسیر P مجموعه‌ای از سلولهای مجاور در نگاشت است. برای چنین مسیری مخاطره مسیر را با $\alpha_d(P)$ نشان داده آن را بدین شکل تعریف می‌کنیم:

$$\alpha_d(P) = \sum_{C \in P} \gamma^{-d_{\min}(C)} \quad (21)$$

که در آن C یک سلول در نگاشت تحت جستجو است و پارامتر $d_{\min}(C)$ حداقل فاصله بین C و سلولهای واقع بر محیط موانع یا دیوارهاست. پارامتر $\gamma > 1$ عدد ثابتی است که شدت تغییرات مخاطره با $d_{\min}(C)$ را کنترل می‌کند و ما آنرا برابر با $1/2$ در نظر گرفته‌ایم. واضح است که هر چه مخاطره مسیر با تعریف فوق عدد بزرگتری شود، مسیر مورد نظر از فاصله نزدیکتری نسبت به موانع عبور می‌کند و لذا امنیت کمتری دارد، و بالعکس. در جدول (۱) جمع طولها و جمع مخاطره ۳۰ مسیر ایجاد شده را می‌بینید. دقت کنید که متناظر با هر نگاشت، دو مجموع برای ۳۰ مسیر محاسبه شده‌اند.

عرض محیط (میلی متر)

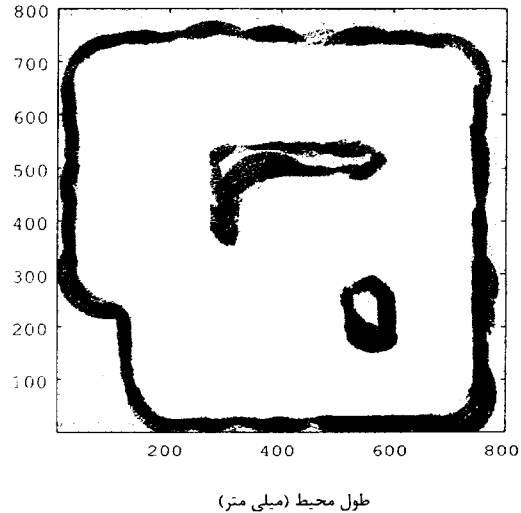


شکل ۹: نگاشت حاصل از ترکیب شبه اندازه اطلاعات $PINFO_5(P)$.

نتایج جدول (۱) نشان می‌دهند که نگاشتهای تولید شده توسط ترکیب شبه اندازه اطلاعات $PINFO_2(P)$ و

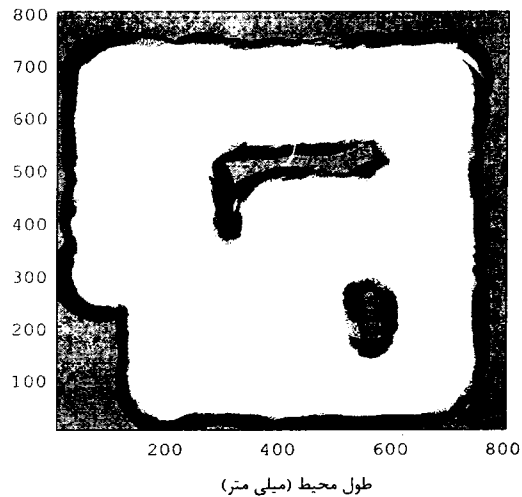
ورودی دیگری نیز دارد و آن، مختصات دو نقطه بعنوان نقاط شروع و پایان مسیریابی است (در [۱۵،۱۴] توضیحات مفصلی در مورد این الگوریتم آمده است). این الگوریتم در واقع کوتاهترین مسیر حتی الامکان امن که از نقطه شروع آغاز و به نقطه پایان ختم می‌شود را در نگاشت داده شده به ورودی‌اش جستجو می‌کند.

عرض محیط (میلی متر)



شکل ۷: نگاشت حاصل از ترکیب بیزین.

عرض محیط (میلی متر)



شکل ۸: نگاشت حاصل از ترکیب شبه اندازه اطلاعات $PINFO_2(P)$.

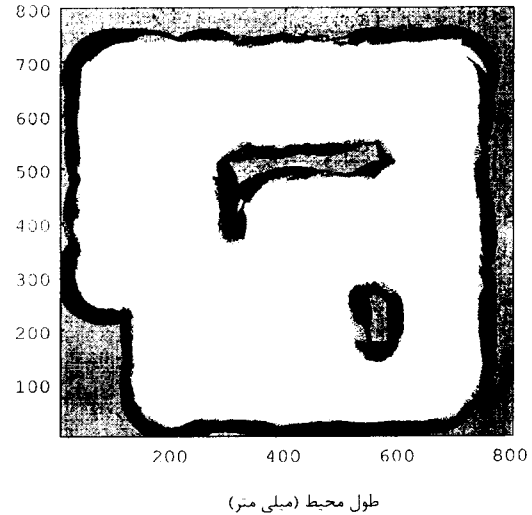
بمنظور حصول نتایج قابل مقایسه و تا حدی قابل استنتاج، ۳۰ مسیر نسبتاً دشوار، متناظر با ۳۰ زوج مختلف از نقاط

تعمیم این روش ترکیب به کلاسی جدید از روشهای ترکیب بر مبنای احتمال معرفی شد. با روش جدیدی که با استفاده از این مفهوم ابداع گردید، چندین فرمول جدید ترکیب اطلاعات بدست آمد. همچنین توضیح داده شد که در این چهارچوب، نتایج ترکیب چگونه با آنچه که ذهن بشر انتظار دارد همخوانی دارد. بعلاوه بحثی شد در مورد اینکه حساسیت نسبت به خطا و نویز، در حین انجام این ترکیب کاهش می یابد. مزایای روش ترکیب جدید در بستر تحقق کاربردی خاص در رباتیک متحرک یعنی ساخت نگاشت از محیط و مسیریابی در آن روی ربات Khepera نشان داده شدند. مهمترین مطلبی که در نتایج حاصله، دیده می شود، انعطاف پذیری مطلوبی است که در خلق نگاشت از محیط موجود است و با تغییر در انتخاب تابع اندازه شبه اطلاعات و فرمول ترکیب حاصله، در طول و امنیت مسیرهای منتج از نگاشت ایجاد شده، تغییر حاصل می شود. در واقع بین دو پارامتر طول و میزان مخاطره موجود در مسیرهای حاصل از نگاشت تولید شده، نوعی توازن^{۱۱} وجود دارد که می توان با انتخاب مناسب تابع اندازه شبه اطلاعات آن را کنترل کرد. این توازن را به شرح زیر توجیه می کنیم:

همانگونه که شکل (۲) نشان می دهد و در نامساوی های (۲۰) بیان شده، اندازه های شبه اطلاعات $PINFO_2(P)$ و $PINFO_5(P)$ از تابع اندازه اطلاعات (متناظر با ترکیب بیزین) بزرگترند و بالعکس، اندازه شبه اطلاعات $PINFO_6(P)$ از اندازه اطلاعات کوچکتر است. البته قدر مطلق این توابع با یکدیگر مقایسه شده اند. این واقعیت را بدین شکل تعبیر می کنیم که در حالت اول، مبالغه بیشتری در فرایند ترکیب مقادیر سنسوری وجود دارد و در حالت دوم با مبالغه^{۱۱} کمتر و ترکیبی نرم تر روبرو هستیم. منظور از وجود مبالغه در ترکیب آن است که مقادیر احتمال، سریعاً به مقادیر انتهایی خود یعنی صفر یا یک می رسند. بدین ترتیب نگاشت ایجاد شده از ترکیب نرم تر (با مبالغه کمتر)، دارای نواحی خاکستری رنگ بیشتری است و بالعکس در نگاشت حاصل از ترکیب با مبالغه بیشتر، نواحی مطلقاً اشغال (احتمال ۱ یا بسیار نزدیک به ۱) و یا مطلقاً خالی (احتمال صفر یا بسیار نزدیک به صفر) بیشتر دیده می شوند. در حالت اول مسیرهایی که از نگاشت تولیدی،

$PINFO_5(P)$ ، به مسیرهایی در خروجی الگوریتم A^* منجر می شوند که نسبت به مسیرهای حاصل آمده از نگاشت تولید شده از ترکیب بیزین، کوتاهتر ولی خطرناکترند. عکس این موضوع در مقایسه مسیرهای حاصل شده از نگاشت تولید شده از ترکیب اندازه شبه اطلاعات با موارد متناظر با ترکیب بیزین دیده می شود.

عرض محیط (میلی متر)



شکل ۱۰: نگاشت حاصل از ترکیب شبه اندازه اطلاعات $PINFO_6(P)$.

جدول ۱: نتایج مسیریابی با استفاده از نگاشتهای مختلف تولید شده.

مجموع مخاطره مسیرها	مجموع طول مسیرها بر حسب متر	روش ترکیب بکار رفته
۱۲۳	۱۸/۵	روش بیزین
۱۳۰	۱۵/۲	روش ترکیب $PINFO_2(P)$
۱۳۲	۱۵/۶	روش ترکیب $PINFO_5(P)$
۱۱۹	۲۱/۲۵	روش ترکیب $PINFO_6(P)$

جمع بندی نتایج

در این مقاله، روش ترکیب بیزین برای اطلاعات داده شده از سوی منابع (سنسورهای) مستقل مورد مطالعه قرار گرفت. مفهوم جدیدی بنام «اندازه شبه اطلاعات» برای

بیمودنی و زمان پیمایش مهمتر است و در برخی کاربردهای دیگر، مسئله امنیت مسیر بیشتر مطرح است. محیطهای با فضای خالی زیاد از نوع اولند و محیطهای دالانی شکل و باریک و یا با موانع زیاد از نوع دوم این مسائلند.

جهت مسیریابی حاصل می‌شوند فاصله بیشتری از موانع و طبیعتاً طول بیشتری خواهند داشت. عکس این مطلب نیز برای حالت دوم صادق است. مزیت این انعطاف پذیری در آن است که در بعضی کاربردهای درک محیط و مسیریابی، مسئله طول مسیره‌های

مراجع

- 1 - Abidi, A. and Gonzalez, R. C. (1992). *Data fusion in robotic and machine intelligence*. Academic Press.
- 2 - Elfes, A. (1989). "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation." *Computer*, Vol. 22, No. 6, PP. 249-265.
- 3 - Elfes, A. (1987). "Sonar-based real-world mapping and navigation." *IEEE J. of Robotics and Automation*, PP. 249-265.
- 4 - Van Dam, J. W. M., Krose, B. J. A. and Groen, F. C. A. (1998). "Neural network applications in sensor fusion for an autonomous mobile robot." *Technical Report*, University of Amsterdam.
- 5 - Van Dam, J. W. M. (1998). "Environment modeling for mobile robot: neural learning for sensor fusion." *Ph.D. Thesis*, University of Amsterdam.
- 6 - Thrun, S. and Bucken, A. (1996). "Integrating grid-based and topological maps for mobile robot navigation." *Proc., 13th National conference on Artificial Intelligence, AAAI*, Portland, Oregon, Aug. 1996.
- 7 - Thrun, S. (1998). "Learning maps for indoor mobile robot navigation." *Artificial Intelligence*.
- 8 - Thrun, S. (1995). "An approach to learning mobile robot navigation." *Robotics and automation systems*, Vol. 15, PP. 301-319.
- 9 - Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D. (1998). "A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots." *Machine Learning*, Vol. 31, PP. 29-53.
- 10 - Asharif, M. R., Moshiri, B. and HoseinNezhad, R. (2000). "Pseudo information measure: a new concept for sensor data fusion, applied in map building for mobile robots." *Proc. of Int. Conf. on Signal Processing Applications and Technology (ICSPAT 2000)*, Dallas, Texas, USA, 16-19 October.
- 11 - Asharif, M. R., Moshiri, B. and HoseinNezhad, R. (2001). "Environment mapping for khepera robot: a new method by fusion of pseudo information measures." *Proc. Of International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB)*, Tokyo, Japan.
- 12 - K-Team, S. A. (1998). *Khepera User Manual(5.0 ed.)*, Lausanne, Switzerland.
- 13 - Braitenberg, V. (1984). *Vehicles*, Kluwer Academic Publishers.
- 14 - Oriolo, G., Ulivi, G. and Vendittelli, M. (1997). "Fuzzy maps: a new tool for mobile robot perception and planning." *Journal of Robotic Systems*, Vol. 14, No. 3, PP. 179-197.
- 15 - Warren, C.W. (1993). "Fast path planning using modified A* method." *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Atlanta USA, PP. 662-667.
- 16 - Mondada, F., Franzi, E. and Jenne, P. (1993). "Mobile robot miniaturization: a tool for investigation in control algorithms." *Proc. of the Third International Symposium on Experimental Robotics*, Japan, PP. 501-513.

- 17 - Moshiri, B., Eydgahi, A., Najafi, M. and Hosein Nezhad, R. (1999). "Multi-sensor data fusion used in intelligent autonomous navigation." *LASTED - CA'99 (Control Applications)*, Banff, Canada.

واژه های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

- 1- Sensor Data Fusion
- 2 -Bayesian Rule of Probability Combination
- 3 -Conditionally Independent
- 4 -Pseudo Information Measure
- 5 -Occupancy Grids Map
- 6 -Global Map
- 7- Environment Perception
- 8 -Local Map
- 9 -Danger Measure of a Path
- 10 - Trade-off
- 11 - Exaggeration