

سامانه‌ی خودکار تولید نقشه‌ی معنایی محیط براساس مدل سلسله‌مراتبی در ربات خودگردان با استفاده از اکتشاف مبتنی بر هیستوگرام

امیر مبرهنی* (کارشناسی ارشد)

حمیدرضا تقی‌راد (استاد)

دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

مهندسی مکانیک شریف، بهار ۱۳۹۳ (نهار ۱۳۳-۱۱۵-۳-۳، شماره ۱، ص. ۱۲۴-۱۱۵)

«نقشه‌ی معنایی»^۱ ابزاری مناسب برای ایجاد توانایی استنتاج در ربات‌های خودگردان است. در این نوشتار سامانه‌ی یک پارچه و هوشمند برای تولید خودکار نقشه‌ی معنایی سلسله‌مراتبی از محیط واقعی پیشنهاد شده است. در این سامانه، روشی نوین برای دسته‌بندی ویژگی‌های دیداری عمومی و محلی مناطق محیط معرفی شده است که مبتنی بر حافظه‌ی کوتاه‌مدت بوده و از آن به منظور مکان‌یابی معنایی ربات — در زمان واقعی^۲ — در فرایند تولید نقشه‌ی معنایی استفاده شده است. به منظور تولید نقشه‌ی معنایی از تمام بخش‌های محیط، واحد کنترلی در این سامانه از روش پیشنهادی کم‌پردازشی برای اکتشاف خودکار محیط بهره می‌گیرد. این واحد براساس هیستوگرام مناطق ناشناخته، مکان هدف آتی را تعیین و با تولید کوتاه‌ترین مسیر ایمن، ربات را به آن محل هدایت می‌کند. نتایج پیاده‌سازی سامانه‌ی پیشنهادی در یک محیط واقعی، بیانگر تولید نقشه‌ی معنایی از تمام بخش‌های محیط با صحت ۹۰ درصد است.

واژگان کلیدی: ربات دستیار، نقشه‌ی معنایی، اکتشاف محیط، استخراج ویژگی،

دسته‌بندی.

amir.mobarhani@gmail.com
taghirad@kntu.ac.ir

۱. مقدمه

دسته عمومی تقسیم‌بندی می‌شوند. دسته‌ی اول شامل روش‌هایی است که در آن فرایند افزودن اطلاعات معنایی در حین تولید نقشه‌ی معنایی، از طریق ارتباط با یک انسان صورت می‌گیرد. در این روش‌ها، اطلاعات معنایی یک ماهیت، مانند نام معنایی مکان کنونی ربات، از انسان دریافت می‌شود و سپس در نقشه‌ی معنایی این اطلاعات با اطلاعات حس‌گرهای ربات که مربوط به آن ماهیت است، مرتبط می‌شوند. یکی از معایب این گونه‌ی تولید نقشه‌ی معنایی، لزوم حضور انسان در طول فرایند تولید نقشه‌ی معنایی است. برای مثال، محققین سیستمی ارائه کرده‌اند^[۴] که در آن اطلاعات دریافتی از حس‌گر فاصله‌یاب در دو دسته اتاق و راهرو دسته‌بندی می‌شود، اما نام‌گذاری معنایی روی نوع اتاق‌ها از قبیل اتاق اداری، آشپزخانه یا آزمایشگاه توسط انسان همراه با ربات صورت می‌گیرد. در این روش‌ها فقط نوعی نام‌گذاری معنایی روی خصوصیات ماهیت‌های موجود در محیط صورت می‌گیرد، به طوری که اگر ربات در محیط مشابهی قرار بگیرد توانایی استخراج همان اطلاعات معنایی از روی اطلاعات حس‌گرها و تولید نقشه‌ی معنایی را ندارد.

دسته‌ی دوم روش‌های تولید نقشه‌ی معنایی شامل روش‌هایی است که از فرایندهای آموزشی برای استخراج اطلاعات معنایی بهره می‌برند. فرایند آموزش در این روش‌ها اغلب مبتنی بر سه فرایند اصلی تشخیص، دسته‌بندی و بازشناسی^۴ ماهیت‌های موجود در محیط است.^[۷] در این روش‌ها، ابتدا یک فرایند یادگیری

اساس تصمیم‌گیری و فعالیت ربات‌های دستیار^۳ خودگردانی همچون ربات‌های خانگی، میزان درک آن‌ها از محیط خود است.^[۱] یکی از مسائل مهم در این زمینه، ساختار ذخیره و نحوه‌ی بازنامی دانش‌های گوناگون ادراکی است. هرچه ساختار ذخیره کننده، اطلاعات بیشتری را در خود جای دهد و استخراج دانش از آن با سرعت بیشتری انجام گیرد، کارایی بیشتری برای ربات خواهد داشت.^[۲] یکی از روش‌های مناسب ذخیره‌ی اطلاعات، ذخیره‌ی آن‌ها به صورت دانش‌های معنایی است؛ در این روش دانش‌های گوناگون توسط نقشه‌های معنایی بازنامی می‌شود.^[۳] نقشه‌های معنایی حاوی دانش حاصل از پردازش اطلاعات خام دریافتی است. یکی از مناسب‌ترین روش‌های ذخیره‌ی دانش در نقشه‌های معنایی، ساختارگرافی و سلسله‌مراتبی است.^[۵] در این روش‌ها، دانش استخراج شده براساس نوع و میزان ادراکی بودن ماهیت آن‌ها، در لایه‌های مختلف نقشه‌ی معنایی ذخیره می‌شود. یکی از مهم‌ترین مزایای این نوع ذخیره‌ی دانش، استخراج اطلاعات مورد نیاز در فرایند تصمیم‌گیری در کم‌ترین زمان است.

روش‌های آموزش و استخراج دانش در فرایند تولید نقشه‌های معنایی به دو

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۲/۷/۱۷، اصلاحیه ۱۳۹۲/۱۱/۱۳، پذیرش ۱۳۹۲/۱۱/۲۰.

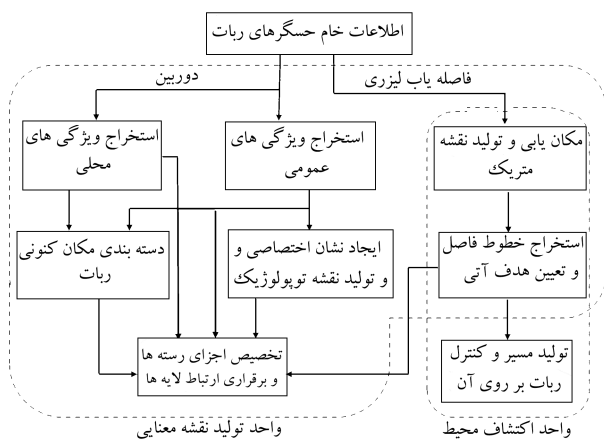
به منظور نام‌گذاری معنایی ماهیت‌ها با استفاده از مجموعه داده آموزشی صورت می‌گیرد و سپس ربات در محیط حرکت می‌کند و به تولید نقشه‌ی معنایی می‌پردازد. برای مثال، محققین با تشخیص و شناسایی اشیاء و ذخیره‌ی ویژگی‌هایی از قبیل مکان و فرم کلی هر شیء،^[۸] روشی برای ایجاد یک نقشه‌ی معنایی سه‌بعدی با هدف ایجاد توانایی جابه‌جایی اشیاء در ربات ارائه کرده‌اند.

در این مقاله، سامانه‌ی هوشمند برای ایجاد نقشه‌ی معنایی از یک محیط واقعی ارائه شده است که با به‌کارگیری روشی نوین و مبتنی بر حافظه و از طریق استخراج ویژگی‌های دیداری، به دسته‌بندی تصاویر دریافتی می‌پردازد. این فرایند یادگیری، موجد توانایی نام‌گذاری معنایی مناطق مختلف محیط به‌هنگام تولید نقشه‌ی معنایی، در زمان واقعی و بدون نیاز به حضور انسان است. این سامانه به‌هنگام تولید نقشه‌ی معنایی، خصوصیات گوناگون هر منطقه را به‌صورت دانش‌های معنایی از قبیل نقشه‌ی متریک،^[۹] توپولوژیک^[۱۱] و ویژگی‌های دیداری هر منطقه، در رسته‌هایی جداگانه ذخیره می‌کند. نقشه‌ی معنایی تولید شده ساختاری سلسله‌مراتبی دارد و لایه‌های مختلف آن از نظر ادراکی متفاوت است و همین، توانایی تصمیم‌گیری‌های^۵ سطح بالا در زمانی کوتاه را برای ربات فراهم می‌سازد.

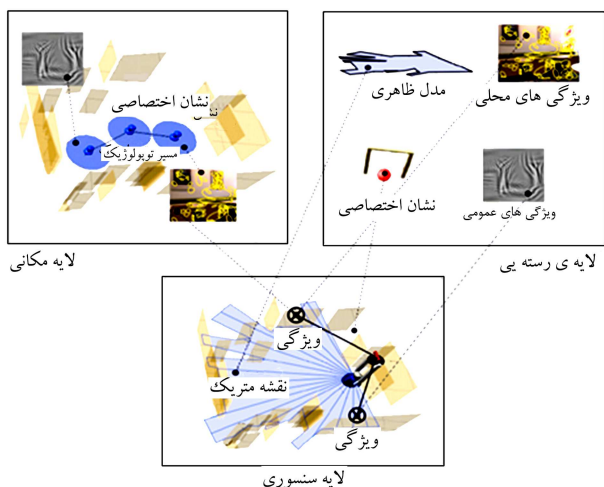
یکی دیگر از نوآوری‌های این نوشتار، ارائه‌ی سامانه‌ی یک‌پارچه برای تولید نقشه‌ی معنایی از تمام بخش‌های محیط، به‌صورت خودکار و بدون نیاز به هدایت ربات در محیط است. توانایی حرکت خودمختار ربات در محیط به‌منظور حضور در تمام بخش‌های آن، توسط یک واحد کنترلی مبتنی بر اکتشاف فراهم شده است. این واحد موظف به هدایت ربات برای اکتشاف کامل محیط در زمانی کوتاه است که نتیجه‌اش تولید نقشه‌ی معنایی از کل محیط بدون سرگردانی ربات در محیط است. در یکی از اولین روش‌های ارائه‌شده به‌منظور اکتشاف محیط،^[۱۲] با استخراج خطوط فاصل مناطق شناخته شده و ناشناخته‌ی محیط از نقشه‌ی متریک، نزدیک‌ترین خط فاصل به‌عنوان هدف آتی ربات انتخاب می‌شود (روش مرجع). در سال‌های اخیر روش‌هایی مبتنی بر خط فاصل بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند که تفاوت آن‌ها در خوشه‌بندی خطوط فاصل و نحوه‌ی انتخاب بهترین خط به‌عنوان هدف آتی، با هدف کاهش زمان کلی اکتشاف است.^[۱۳] اغلب این روش‌ها مبتنی بر آنتروپی اطلاعات^{۱۴} و بار محاسباتی زیادی به‌همراه دارند.^[۱۵] این بار محاسباتی در کنار پردازش‌های مربوط به ایجاد نقشه‌های معنایی می‌تواند از تولید به‌موقع دانش معنایی در هنگام حرکت ربات جلوگیری کند. به‌همین دلیل است که روش‌های ارائه‌شده در تولید نقشه‌ی معنایی که با اکتشاف هم‌همراه‌اند، اطلاعات معنایی آن‌ها تنها شامل مکان یک یا چند شیء خاص در یک محیط بسیار ساده است،^[۱۷] یا مفهوم اکتشاف در آن‌ها، به یافتن مکان‌های گذار همچون «در»ها و عبور از آن‌ها بدون در نظر گرفتن بهینگی و تضمین اکتشاف کامل محیط، محدود شده است.^[۱۸] اما در سامانه‌ی پیشنهادی، با ارائه‌ی روشی کم‌پردازش و مبتنی بر هیستوگرام برای اکتشاف کامل و بهینه‌ی محیط، محدودیت بیان شده رفع شده است.

۲. ساختار سامانه‌ی تولید نقشه‌ی معنایی

سامانه‌ی پیشنهادی در این نوشتار دارای دو واحد اصلی است که با وجود اشتراک و ارتباط با یکدیگر، به‌صورت مستقل و موازی در حال اجرا (شکل ۱). واحد اکتشاف‌کننده‌ی محیط موظف است تا در لحظه‌های مورد نیاز، با توجه به دانش موجود در نقشه‌ی معنایی ربات، هدف آتی ربات را در محیط مشخص کند و ربات را به آن مکان هدایت کند. این مکان با رویکرد اکتشاف کامل محیط در کم‌ترین



شکل ۱. ساختار سامانه‌ی پیشنهادی به‌منظور تولید نقشه‌ی معنایی.



شکل ۲. ساختار نقشه‌ی معنایی و ارتباط بین لایه‌های آن.

زمان تعیین می‌شود. واحد دیگر موظف است در حین حرکت ربات به سمت هدف، نقشه‌ی معنایی را تکمیل کند.

نقشه‌ی معنایی تولید شده دارای سه لایه‌ی اصلی است که از نظر نوع دانش ادراکی، در سطوح مختلفی قرار دارند. واحد مورد نظر با ترکیب اطلاعات به دست آمده از دو حسگر فاصله یاب لیزری و دوربین به پردازش آن‌ها و تولید اجزای اصلی این لایه‌ها می‌پردازد. در پایین‌ترین سطح این ساختار، لایه سنسوری قرار دارد، که حاوی اطلاعات دریافتی از حسگرها و نقشه‌ی متریک محیط است. در سطوح بالاتر، لایه‌ی مکانی و لایه‌ی رسته‌یی قرار دارند. در لایه‌ی مکانی، فضای پیوسته‌ی محیط، به تعدادی منطقه‌ی معنایی تفکیک شده و به هر منطقه تعدادی نشان اختصاصی^۶ تخصیص داده می‌شود. همچنین این لایه در برگیرنده‌ی مسیری بین نشان‌های اختصاصی است که تشکیل‌دهنده‌ی نقشه‌ی توپولوژیک محیط است. در لایه‌ی رسته‌یی، برای هر منطقه‌ی معنایی از محیط -- مانند اتاق اداری، راهرو و آشپزخانه -- رسته‌یی ایجاد می‌شود که مواردی همچون ویژگی‌های بینایی، نشان‌های اختصاصی و خطوط فاصل^۷ متعلق به آن منطقه را شامل می‌شود. در شکل ۲ نمای کلی نقشه‌ی معنایی نشان داده شده است.

نقشه‌ی معنایی تولیدشده، حاوی نمایش‌های مختلفی از ماهیت‌های موجود در محیط است که این نمایش‌ها از نظر ادراکی در لایه‌های مختلفی ذخیره می‌شوند. بنابراین مشاهده می‌شود که اجزای یک لایه با اجزای لایه‌ی دیگر در ارتباط است که

بهترین مکانی است که ربات در صورت حضور در آنجا، بیشترین دانش جدید را از محیط کسب می‌کند. با توجه به این که نقشه‌ی متریک ایجادشده یک نقشه‌ی شبکه‌بندی است، از تعریف مرجع برای استخراج خطوط فاصل استفاده می‌شود.^[۱۲] در شکل ۳ نقشه‌ی خطوط فاصل استخراج شده از نقشه‌ی متریک نشان داده شده است.

اکنون، با ایجاد هیستوگرام نقاط خطوط فاصل، آن‌ها را در زیرمجموعه‌هایی جدا از هم تفکیک کرده و بهترین زیرمجموعه به عنوان هدف آتی ربات برای اکتشاف انتخاب می‌شود. برای ایجاد این هیستوگرام، ابتدا نقشه‌ی خطوط فاصل، به قطاع‌هایی با زاویه $\Delta\theta$ از یک دایره به مرکز مکان کنونی ربات تقسیم می‌شود. ارتفاع هر قطاع در هیستوگرام برابر با تعداد نقاط خطوط فاصل موجود در آن قطاع است. شکل ۳ ب هیستوگرام خطوط فاصل و مقادیر هر قطاع را نشان می‌دهد. تعداد قطاع‌ها در این هیستوگرام ۱۴۴ و $\Delta\theta = 2.5^\circ$ است.

در تفکیک نقاط موجود در نقشه‌ی خطوط فاصل، تعداد قطاع‌هایی که مقدارشان کم‌تر از حد از پیش تعیین شده t_1 باشد، صفر می‌شود. سپس زیرمجموعه‌ها به این ترتیب ساخته می‌شوند که تمام نقاط داخل قطاع‌هایی که اندیس متوالی و مقادیری بیشتر از مقدار حد t_1 دارند، در یک زیرمجموعه قرار می‌گیرند. برای مثال قطاع‌های موجود در هیستوگرام شکل ۳ ب در سه زیرمجموعه تفکیک می‌شوند (شکل ۴ ج). اما قبل از اعمال حد t_1 ، به دلیل متغیر بودن مقادیر هیستوگرام‌ها در محیط‌های مختلف، لازم است برای قطع وابستگی مقدار این حد به محیط‌ها و همچنین ایجاد پیوستگی مناسب‌تر بین قطاع‌های متوالی، ابتدا تغییراتی در هیستوگرام با استفاده از دو فرایند بهبوددهنده ایجاد کنیم و سپس حد مورد نظر اعمال شود. این دو مرحله که باعث تسهیل محاسبات آتی شده و امکان تعریف مقدار از پیش تعیین شده t_1 را فراهم می‌سازد، هموارسازی^۱ و نرمالیزه‌کردن^{۱۱} مقادیر قطاع‌هاست. در مرحله اول، مقدار هر قطاع با توجه به مقادیر قطاع‌های همسایه‌اش در جهت هموارکردن هیستوگرام تغییر می‌کند. تأثیر مثبت هموارسازی هیستوگرام بدین صورت است که مقدار قطاع‌هایی که اندازه‌ی کمی دارند اما در بین قطاع‌هایی با مقادیر زیاد قرار گرفته‌اند، افزایش پیدا می‌کند و در نتیجه باعث می‌شود تمام این قطاع‌های متوالی در یک زیرمجموعه قرار گیرند. در واقع این امر به تبدیل چند زیرمجموعه‌ی کوچک به یک زیرمجموعه‌ی بزرگ‌تر کمک می‌کند. این امر همچنین باعث می‌شود که مقدار قطاع‌های با اندازه‌ی زیاد که در بین قطاع‌هایی با اندازه کم قرار گرفته‌اند یا بد که این موضوع نیز به آماده‌سازی هیستوگرام برای مرحله‌ی نرمالیزه‌سازی و افزایش تأثیر آن کمک می‌کند.

اجرای مرحله‌ی دوم به دلیل قطع وابستگی مقدار حد t_1 به محیط‌های مختلف

دلیل آن یکی بودن ماهیت این اجزاست. دو واحد موجود در سامانه‌ی پیشنهادی، دارای زیربخش‌هایی هستند که در بخش‌های آتی جزئیات آن‌ها توضیح داده می‌شود.

۳. واحد اکتشاف محیط

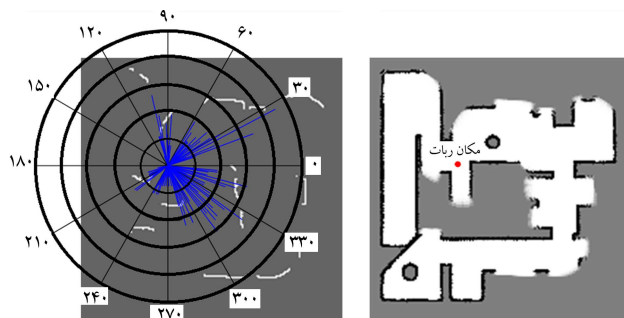
وظیفه‌ی این واحد، هدایت ربات در محیط برای اکتشاف کامل آن در کم‌ترین زمان است. این واحد در ابتدا هیچ دانشی از محیط ندارد و تنها ورودی آن، اطلاعات دریافتی از حس‌گر فاصله‌یاب لیزری است.

۱.۳. تولید نقشه‌ی متریک

در کار بردهای واقعی به خاطر وجود نویز بر روی حس‌گرهای ربات، اطلاعات مربوط به آن‌ها فاقد قطعیت است. در نتیجه، حل هر یک از مسائل مکان‌یابی و تولید نقشه به طور جداگانه با دقت پایینی همراه است. بنابراین در این مقاله از روش مکان‌یابی و تولید نقشه‌ی همزمان (SLAM)^۸ به منظور تولید نقشه‌ی متریک استفاده شده است که به دلیل استفاده از آن در اکتشاف، این نقشه از نوع نقشه‌ی شبکه‌بندی^۹ است.^[۱۹] نقشه‌ی متریک تولید شده، در لایه‌ی سنسوری از نقشه‌ی معنایی قرار می‌گیرد. در شکل ۳ الف نمونه‌ی این نقشه نشان داده شده است.

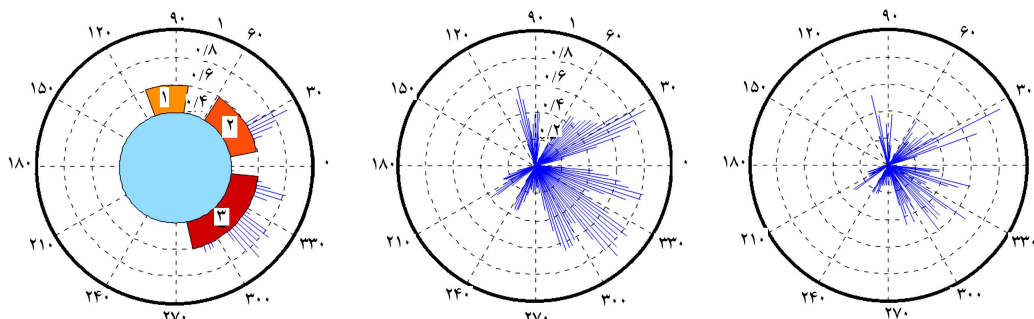
۲.۳. خوشه‌بندی خطوط فاصل و تعیین هدف آتی

در این بخش، روشی کم‌پردازش و مبتنی بر هیستوگرام معرفی شده که هدف آن تعیین



شکل ۳. الف) خطوط فاصل استخراج شده و هیستوگرام آن‌ها؛ ب) نقشه متریک شبکه‌بندی؛ هر خانه از نقشه معادل یک عنصر از ماتریس احتمالاتی است.

شکل ۳. تولید نقشه و هیستوگرام خطوط فاصل



شکل ۴. نحوه تعیین زیرمجموعه‌هایی خطوط فاصل. ج) استخراج سه زیرمجموعه از خطوط فاصل و قرار گرفتن تعدادی از قطاع در زیر حد تعیین شده (دایره آبی رنگ، $t=0.4$)

ب) هیستوگرام هموار و نرمالیزه شده؛

الف) هیستوگرام اولیه؛

شکل ۴. نحوه تعیین زیرمجموعه‌هایی خطوط فاصل.

به‌عنوان بهترین زیرمجموعه انتخاب شود ما را در تعیین مختصات مکان هدف آتی دچار مشکل می‌کند. دلیل این موضوع انتخاب میانگین مختصات نقاط موجود در بهترین زیرمجموعه، به‌عنوان مختصات هدف است. این میانگین در بعضی حالات خاص، ممکن است در فضای کشف‌شده‌ی محیط یا بر روی مانع قرار گیرد که در این صورت مکان مناسبی برای هدف آتی نیست.

برای حل این مسئله، روش مناسبی برای تشخیص امکان تفکیک‌پذیری نقاط آن زیرمجموعه وجود دارد. راه حل پیشنهادی برای رفع این مسئله آن است که پس از انتخاب بهترین زیرمجموعه، فاصله‌ی مستقیم بین هر نقطه از آن زیرمجموعه تا مکان ربات محاسبه شود و سپس، این فواصل براساس مقدارشان به‌صورت صعودی مرتب‌سازی و میزان تفاوت بین مقادیر متوالی فواصل مرتب‌شده محاسبه شود.

در صورتی که این مقدار از حد مجاز t_2 تجاوز کند، می‌توان پی برد که این نقاط متوالی مربوط به یک خط فاصل نیستند. برای مستقل کردن مقدار حد t_2 در این مرحله نیز، از نرمالیزه کردن مقادیر فاصله‌ها استفاده می‌شود. نمودارهای موجود در سطر اول شکل ۵ نشان‌گر مقادیر مرتب‌شده‌ی فواصل بین نقاط موجود در هرکدام از سه زیرمجموعه خطوط فاصل تا مکان ربات است. نمودارهای سطر دوم حاکی از میزان تفاوت بین مقادیر فواصل مرتب شده و متوالی در هرکدام از این زیرمجموعه‌هاست. چنان که مشاهده می‌شود مقدار این تفاوت در نمودارهای مربوط به زیرمجموعه‌ی ۱ و ۲ که دارای بیش از یک خط فاصل بودند، از حد مجاز تجاوز کرده است اما این مسئله در مورد نمودار مربوط به زیرمجموعه‌ی شماره ۳ رخ نداده است.

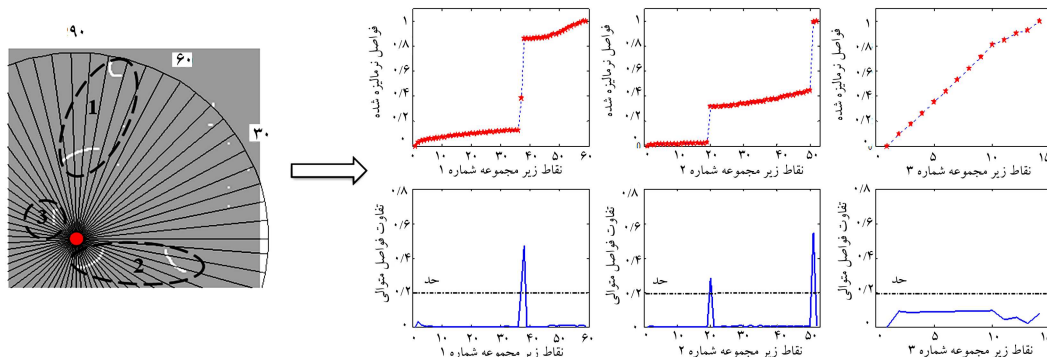
لازم به ذکر است که در اینجا این محاسبات برای هر سه زیرمجموعه انجام شده است تا عملکرد صحیح روش پیشنهادی در تفکیک مناسب خطوط فاصل در یک زیرمجموعه نشان داده شود. اما چنان که توضیح داده شد، این محاسبات فقط برای زیرمجموعه‌ی انجام می‌شود که به‌عنوان بهترین زیرمجموعه انتخاب شده است. اگر بهترین زیرمجموعه از چند خط فاصل تشکیل شده باشد، در آن صورت مختصات هدف آتی ربات تنها از محاسبه‌ی میانگین مختصات نقاط مربوط به نزدیک‌ترین خط فاصل موجود در آن زیرمجموعه به دست می‌آید. پس از تعیین مکان هدف، با استفاده از الگوریتم A^* و تبدیل فاصله t_1 ، کوتاه‌ترین مسیر ایمن برای رسیدن ربات به هدف، با توجه به نقشه‌ی متریک کنونی تعیین و سپس با استفاده از روش کنترلی ارائه شده،^[۲۰] ربات روی این مسیر تا رسیدن به هدف کنترل می‌شود.^[۲۱] پس از رسیدن ربات به هدف، مراحل تعیین هدف آتی دوباره اجرا می‌شود. جزئیات نحوه‌ی تولید این مسیر بهینه و کنترل ربات روی آن در محیط واقعی و همچنین میزان کاهش زمان اکتشاف توسط روش پیشنهادی در

انجام می‌شود. در این مرحله، مقادیر قطاع‌های هیستوگرام در بازه $[0, 1)$ نرمالیزه می‌شود. نرمالیزه کردن هیستوگرام باعث می‌شود که مقدار حد t_1 همواره در تمام محیط‌ها ثابت انتخاب شود. تأثیر اعمال این دو مرحله روی هیستوگرام، در شکل ۴ ب نشان داده شده است. چنان که مشاهده می‌شود، این دو مرحله‌ی ترمیم، با توجه به شرط متوالی بودن قطاع‌ها برای قرارگیری در یک زیرمجموعه، در تفکیک مناسب نقاط خطوط فاصل بسیار مؤثر بوده است. سپس این زیرمجموعه‌ها با توجه به دو عامل بزرگی (تعداد نقاط آن زیرمجموعه) به‌عنوان یک ویژگی مثبت، و اندازه‌ی فاصله‌ی کنونی ربات تا مراکز نقاط موجود در هر زیرمجموعه، به‌عنوان یک ویژگی منفی، امتیازبندی می‌شوند. بدین ترتیب بهترین زیرمجموعه به‌عنوان هدف آتی برای ربات تعیین می‌شود. به‌دلیل وجود دو عامل غیرقابل مقایسه با یکدیگر (بزرگی و فاصله) در امتیازبندی زیرمجموعه‌ها، ابتدا مقادیر زیرمجموعه‌ها در هر دو عامل به‌صورت جداگانه در فاصله‌ی $[0, 1)$ نرمالیزه شده و سپس امتیاز هر زیرمجموعه از رابطه‌ی ۱ محاسبه می‌شود:

$$s_i = \Omega \frac{1}{d_i} + \theta c_i \quad (1)$$

که در آن d_i فاصله‌ی ربات تا مرکز آن زیرمجموعه، s_i امتیاز زیرمجموعه‌ی i ، c_i تعداد نقاط قرارگرفته در آن زیرمجموعه است. میزان فاصله‌ی ربات تا مرکز نقاط موجود در یک زیرمجموعه، با استفاده از الگوریتم A^* محاسبه می‌شود. دلیل در نظر گرفتن این دو عامل به‌همراه هم این است که در صورت بهره‌گیری از هرکدام از این دو عامل به‌صورت جداگانه، نوعی نقص در اکتشاف بهینه به وجود می‌آید. البته برای تعیین میزان تأثیرگذاری هرکدام از عوامل امتیازبندی بر امتیاز نهایی، ضریبی نیز در نظر گرفته شده است. مقدار این دو پارامتر همواره در بازه $[0, 1)$ بوده و تصمیم نهایی به تغییرات جزئی این ضرایب وابستگی شدیدی ندارد. می‌توان با استفاده از روش‌های یادگیری و اطلاعات کنونی به دست آمده از محیط، مقدار این دو پارامتر را در حین اکتشاف تغییر داد.

این هیستوگرام، خطوط فاصل مستقر در قطاع‌های مختلف را با سرعت بسیار بالایی از هم تفکیک می‌کند، اما به‌دلیل ساختار قطاع‌ها نمی‌تواند خطوط فاصل موازی با هم را از خطوط فاصل مستقر در یک زیرمجموعه تفکیک کند (شکل ۵). چنان که مشاهده می‌شود در شکل ۵، نقاط خطوط فاصل در سه زیرمجموعه تفکیک شده‌اند که برخلاف زیرمجموعه شماره ۳، هر دو زیرمجموعه شماره ۱ و ۲ از دو خط فاصل تشکیل شده‌اند. اگرچه این موضوع در انتخاب بهترین مکان به‌عنوان هدف آتی تأثیر نامناسبی ندارد -- چرا که ربات به سمت جهتی از محیط هدایت می‌شود که دارای خطوط فاصل بیشتری است -- چنانچه زیرمجموعه‌ی ۱ یا ۲



شکل ۵. تشخیص و جداسازی خطوط فاصل قرارگرفته در یک زیرمجموعه. نمودارهای سطر اول: فواصل مرتب شده بین نقاط هر زیرمجموعه با ربات. نمودارهای سطر دوم: تفاوت بین فواصل متوالی در فهرست مرتب شده.

محیط واقعی -- مانند جابه‌جایی اشیاء -- است. در سامانه‌ی پیشنهادی، از ترکیب توصیف‌گرهای عمومی مشتق دوم توابع گاوسی نرمالیزه، تصویر f تعریف شده در رابطه‌ی ۳، در سه جهت xy, yy, xx و در مقیاس‌های ۴ و ۶۴ استفاده شده است. به‌کارگیری ۶ توصیف‌گر بدان سبب است که ترکیب مناسب چند توصیف‌گر می‌تواند استقلال بیشتری را در مقابل تغییرات مذکور داشته باشد.

$$L(x, y, \sigma) = g(x, y, \sigma) * f \quad (3)$$

یکی از روش‌های مناسب برای ترکیب توصیف‌گرها، ایجاد هیستوگرامی است که هر بعد آن مربوط به یک توصیف‌گر باشد.^[۲۴] مزیت این نوع هیستوگرام «تنک بودن» آن است، به طوری که تعداد زیادی از عناصر آن صفر است. بنابراین می‌توان با استفاده از یک روش بازنمایی مناسب تنها عناصر غیرصفر را ذخیره و به کار برد. این موضوع، استفاده از هیستوگرام‌هایی با ابعاد بالا را، از نظر محاسباتی، قابل اجرا در زمان واقعی می‌کند. اما، اعمال بسیاری از روش‌های دسته‌بندی متداول روی داده‌های مبتنی بر هیستوگرام‌هایی با ابعاد بالا، ضمن غیر ممکن بودن آن‌ها از نظر پیچیدگی محاسباتی، نتایج ضعیفی را به همراه دارد. در این نوشتار برای دسته‌بندی تصاویر براساس هیستوگرام آن‌ها، استفاده از روش ماشین‌های بردار رابطه‌ی (RVM)^[۲۴] پیشنهاد شده است.^[۲۵] هسته^{۱۵} اصلی موجود در این روش، باعث رفع وابستگی سیستم دسته‌بندی کننده نسبت به ساختار ورودی‌های می‌شود. از دیگر مزایای روش RVM، عدم نیاز به ارضای شرط قضیه‌ی مرسر^{۱۶} توسط هسته و تصمیم‌گیری بر پایه تعداد بسیار کم بردارها (پاسخ تنک) است. این ویژگی باعث افزایش سرعت دسته‌بندی نمونه‌های جدید نسبت به روش‌هایی مانند SVM و اجرا در زمان واقعی می‌شود. همچنین مبتنی بودن این روش بر قوانین بیز باعث ایجاد خروجی‌های احتمالاتی در دسته‌بندی (به صورت تعیین میزان تعلق به هر دسته) می‌شود که به کاهش محاسبات در زمان دسته‌بندی نهایی براساس ساختار کلی شکل ۶ می‌شود. در روش پیشنهادی از هسته‌ی اصلی بیان شده در رابطه‌ی ۴ استفاده شده است:

$$K(h_1, h_2) = \exp(-\gamma X^T(h_1, h_2)) \quad (4)$$

که در آن:

$$X^T(h_1, h_2) = \sum_i (h_1(i) - h_2(i))^2 / (h_1(i) + h_2(i)) \quad (5)$$

تابع X^T میزان شباهت دو هیستوگرام h_1 و h_2 را محاسبه می‌کند. با در نظر گرفتن مدل خطی به تعداد مناطق به شکل رابطه‌ی ۶ داریم:

$$a_k = w_k^T \quad (6)$$

$$y_k(x) = \frac{\exp(a_k)}{\sum_j \exp(a_j)} \quad (7)$$

که در آن x ورودی سیستم و y_k خروجی‌های آن هستند. در این حالت لگاریتم تابع درست نمایی مطابق رابطه‌ی ۸ به دست می‌آید.^[۲۵]

$$\ln p(T | w_1, \dots, w_k) = \prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^K y_{nk}^{t_{nk}} \quad (8)$$

که در آن هر متغیر هدف t_{nk} دارای یک مقدار از K مقدار تعیین شده برای نشان دادن دسته‌ی متناظر داده‌ی m بوده و T یک ماتریس با عناصر t_{nk} است. با استفاده از روش تقریب لاپلاس، مقادیر بهینه‌ی فوق پارامترهای α_i و β واریانس

مقایسه با روش مرجع اکتشاف (انتخاب نزدیک ترین خط فاصل)، در دسترس است.^[۲۲]

۴. واحد تولید نقشه‌ی معنایی

این واحد موظف است حین حرکت پیوسته‌ی ربات برای اکتشاف محیط، به جمع‌آوری اطلاعات و تولید دانش جدید بپردازد و اجزای گوناگون لایه‌های نقشه‌ی معنایی را ایجاد کند. در قسمت قبل نحوه‌ی ایجاد بخشی از این دانش که در لایه‌ی سنسوری قرار می‌گیرد و مشترک با واحد اکتشاف است توضیح داده شد، اما این واحد سه بخش اصلی دیگر را نیز شامل می‌شود که در ادامه به توضیح آنها خواهیم پرداخت.

۱.۴. دسته‌بندی مکان کنونی ربات

مکان کنونی ربات در هر لحظه با توجه به تصاویر دریافتی، از نظر معنایی در مدل‌هایی از پیش تعریف شده (اتاق اداری، راهرو و آشپزخانه) با نام رسته، دسته‌بندی و نام‌گذاری می‌شود. تغییرات ظاهری، تغییر شدت روشنایی و جابه‌جایی اشیاء و نقطه‌ی دید حس‌گر بینایی بخشی از چالش‌های فرایند آموزش دسته‌بندی تصاویر در یک محیط واقعی است. بنابراین دسته‌بندی داده‌های حس‌گر بینایی، نیازمند یک ساختار دسته‌بندی کننده‌ی منعطف است. همچنین با توجه به وابستگی عملکرد هر دسته‌بندی کننده به ورودی‌های آن، در این مقاله از ویژگی‌های بینایی متمایز کننده مناطق مختلف محیط به عنوان ورودی استفاده شده است تا دسته‌بندی کننده‌های معرفی شده عملکرد بسیار مناسب‌تری داشته باشند.

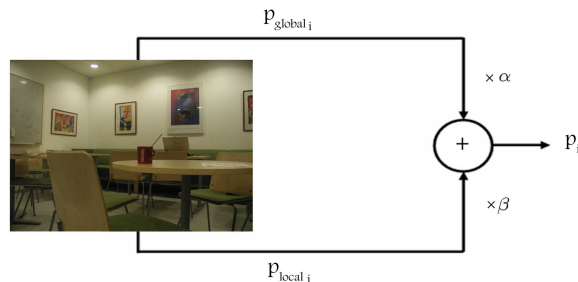
به منظور مقاوم بودن فرایند دسته‌بندی و افزایش دقت آن، احتمال تعلق تصویر دریافتی به هر رسته، از ترکیب نتایج دو دسته‌بندی کننده با دو ورودی متفاوت یعنی ویژگی‌های عمومی و محلی در تصویر، تعیین می‌شود (شکل ۶).^[۲۲] احتمال تعلق تصویر به هر رسته، از دو جنبه و ویژگی‌های عمومی و محلی، توسط رابطه‌ی ۲ محاسبه می‌شود:

$$p_i = \alpha \times p_{global_i} + \beta \times p_{local_i} \quad (2)$$

که در آن m تعداد رسته‌هاست، و ضرایب ثابت α و β بستگی به میزان اعتماد پذیری دسته‌بندی کننده‌ها دارد. البته تغییرات جزئی در مقدار این ضرایب، تأثیر چشمگیری در دقت نهایی دسته‌بندی ندارد.

۱.۱.۴. دسته‌بندی براساس ویژگی‌های عمومی

تفاوت بین ویژگی‌های عمومی مناطق مختلف محیط، مانند تفاوت بین رنگ دیوارهای دو اتاق، می‌تواند کمک قابل توجهی به فرایند دسته‌بندی کند. مزیت دیگر ویژگی‌های عمومی، عدم وابستگی شدید آن‌ها به تغییرات محلی و جزئی رخ‌دهنده در یک



شکل ۶. ترکیب نتایج دسته‌بندی کننده‌های ویژگی‌های عمومی و محلی.

نویز چنین تعیین می‌شوند:

$$\alpha_i^{new} = \frac{\gamma_i}{m_i^2} \quad (9)$$

$$(\beta^{new})^{-1} = \frac{\|t - \Phi m\|^2}{N - \sum_i \gamma_i} \quad (10)$$

که در آن N تعداد نمونه‌های آموزشی و m_i برابر با i امین عنصر از میانگین بسین (m) تعریف شده در رابطه‌ی ۱۲ است. کمیت γ_i میزان مناسب بودن مقدار محاسبه‌شده برای پارامتر w_i را اندازه‌گیری می‌کند و از رابطه‌ی ۱۱ به دست می‌آید:

$$\gamma_i = 1 - \alpha_i \sum_{ii} \quad (11)$$

که در آن \sum_{ii} برابر با i امین عنصر قطری کواریانس بسین (Σ) تعریف شده در رابطه‌ی ۱۳ است.

$$m = \beta \Sigma \Phi^T t \quad (12)$$

$$\Sigma = (A + \beta \Phi^T \Phi)^{-1} \quad (13)$$

آموزش با مقاردهای اولیه α_i ها و β آغاز شده و در ادامه میانگین و ماتریس کواریانس با استفاده از روابط ۱۲ و ۱۳ محاسبه می‌شود. سپس به‌طور متناوب مقادیر فوق پارامترهای α_i و β با استفاده از روابط ۹ و ۱۰ بازمحاسبه شده و بعد از آن مقادیر میانگین و کواریانس بازمحاسبه می‌شوند. این حلقه‌ی محاسباتی تا زمانی که شرط همگرایی ارضا نشده است، تکرار می‌شود. پس از آموزش، مقادیر بهینه‌ی w_i ها توسط رابطه‌ی ۱۴ تعیین می‌شود:

$$w^* = A^{-1} \Phi^T (t - y) \quad (14)$$

که در آن Φ یک ماتریس متقارن $(N+1)(N+1)$ با عناصر $K(x_m, x_n)$ و $A = \text{diag}(\alpha_i)$ است. پاسخ تنک به‌همراه نتایج مناسب به دست آمده در بخش پیاده‌سازی، بیانگر مطلوبیت استفاده از این روش برای دسته‌بندی معنایی تصاویر در یک دسته‌بندی چندکلاسه است.

۲.۱.۴. دسته‌بندی براساس ویژگی‌های محلی

از چالش‌های دیگر دسته‌بندی تصاویر یک محیط واقعی، تغییرات ظاهری مانند تغییر شدت روشنایی با گذشت زمان و تغییر مقیاس و زاویه‌ی تصاویر با جابه‌جایی مکان دوربین است. یک راه حل مناسب برای مقابله با این چالش‌ها، استخراج ویژگی‌های مقاوم نسبت به این تغییرات و دسته‌بندی تصویر دریافتی براساس این ویژگی‌هاست. برای این منظور در این نوشتار یک دسته‌بندی کننده مبتنی بر استخراج‌گر ویژگی‌های مقاوم تسریع‌یافته (SURE)^{۱۷} معرفی شده است که دلیل استفاده از روش SURF در آن، سرعت بالا در استخراج و تطبیق ویژگی‌های مشابه است.^[۲۶] یکی از مزیت‌های دسته‌بندی کننده‌ی پیشنهادی، عدم نیاز به فرایند آموزش است. در این دسته‌بندی کننده، ابتدا با استفاده از تعداد کمی تصویر از هر منطقه، برای آن منطقه پایگاهی از ویژگی‌های متمایز محلی آن منطقه ایجاد می‌شود. سپس با استخراج ویژگی‌های محلی از تصویر جدید و یافتن تعداد تشابه بین این ویژگی‌ها با هر کدام از پایگاه‌ها، میزان تعلق آن تصویر به هر منطقه محاسبه می‌شود. از آنجا که برای دسته‌بندی نهایی، نتایج این بخش باید با احتمال تعلق‌های به دست آمده از قسمت قبل ترکیب شود، با توجه به خروجی احتمالاتی دسته‌بندی کننده‌ی RVM، در این بخش نیز میزان تعلق به‌صورت احتمالات بیان می‌شود. بدین منظور از رابطه‌ی

۱۵ استفاده می‌کنیم:

$$p_{local_i} = \frac{S_i}{\sum_{j=1}^k S_j}, \quad i = 1, \dots, k \quad (15)$$

که در آن k تعداد رسته‌ها و S_i تعداد تشابه بین ویژگی‌های محلی تصویر جدید و ویژگی‌های موجود در پایگاه رسته i است.

۳.۱.۴. دسته‌بندی نهایی براساس حافظه کوتاه مدت سیستم

پس از ترکیب مقادیر تعلق به دست آمده از دو دسته‌بندی کننده توسط رابطه‌ی ۲، تصویر به رسته‌ی تعلق پیدا می‌کند که بیشترین احتمال تعلق را به خود اختصاص داده است. اما به‌منظور افزایش دقت، و مقابله با چالش‌هایی نظیر کافی نبودن اطلاعات حس‌گر بینایی در بعضی مواقع، توجه به تصمیم‌های گرفته شده برای تصاویر چند لحظه‌ی قبل، پیشنهاد دیگر این مقاله است. دلیل این موضوع، حرکت پیوسته‌ی ربات در محیط است. بدین منظور تصمیم‌های آنی گرفته شده توسط رابطه‌ی ۲ و احتمالات به‌دست آمده از آن، برای چند تصویر اخیر در یک حافظه‌ی کوتاه‌مدت قرار گرفته و تصمیم نهایی درمورد رسته‌ی تصویر کنونی از تجمیع نتایج به دست آمده از رابطه‌ی ۲ در همان لحظه و نتایج ثبت شده در حافظه‌ی کوتاه‌مدت تعیین می‌شود. در بخش نتایج، نشان داده می‌شود که بهره‌گیری از این حافظه بهبود قابل توجهی در دقت دسته‌بندی دارد. این افزایش صحه عملکرد در حالی است که میزان محاسبات و حافظه‌ی تحمیل شده بسیار ناچیز و از درجه‌ی $O(1)$ است.

۲.۴. ایجاد نشان اختصاصی و تولید نقشه‌ی توپولوژیک

نقشه‌ی توپولوژیک، نقشه‌ی متریک ساده‌شده‌ی است که اطلاعات غیرضروری -- نظیر مقیاس، فاصله و جهت -- از آن حذف شده و تنها ارتباط بین مجموعه‌یی از نشان‌های اختصاصی در آن نگه‌داری می‌شود. مزیت این ساده‌سازی، افزایش سرعت استخراج دانش‌های مورد نیاز برای اموری مانند مسیریابی سطح بالا در یک محیط وسیع است.

نشان‌های اختصاصی روی مسیر حرکتی ربات قرار دارند و تعداد آن‌ها متناهی است. برای تعیین این نشان‌های اختصاصی از همان ویژگی‌های عمومی استخراج شده از تصاویر استفاده می‌شود. با توجه به حرکت ربات در محیط، ویژگی‌های عمومی موجود در تصاویر دریافتی در حال تغییرند. اما به‌دلیل پیوسته بودن حرکت ربات، این تغییرات ناگهانی نیست بلکه دارای یک طیف هموار است. بنابراین برای تعیین نشان‌های اختصاصی، در هر لحظه با استفاده از رابطه‌ی ۵ میزان تفاوت بین ویژگی‌های عمومی تصویر دریافتی با تصویر متعلق به نشان اختصاصی قبلی محاسبه می‌شود. سپس به مکانی از مسیر ربات که در آن، مقدار این تفاوت بیش از مقدار معین حد^{۱۸} (t_c) باشد، یک نشان اختصاصی تعلق می‌گیرد. البته فاصله‌ی طی شده بین این دو نشان اختصاصی توسط ربات باید از یک مقدار معین بیشتر باشد. تعیین این حدود، دلخواه و بستگی به فضای حافظه دارد. نمونه‌یی از نقشه‌ی توپولوژیک تولید شده به همراه نشان‌های اختصاصی آن، در شکل ۷ آورده شده است.

۳.۴. تخصیص اجزای رسته‌ها و برقراری ارتباط بین لایه‌ها

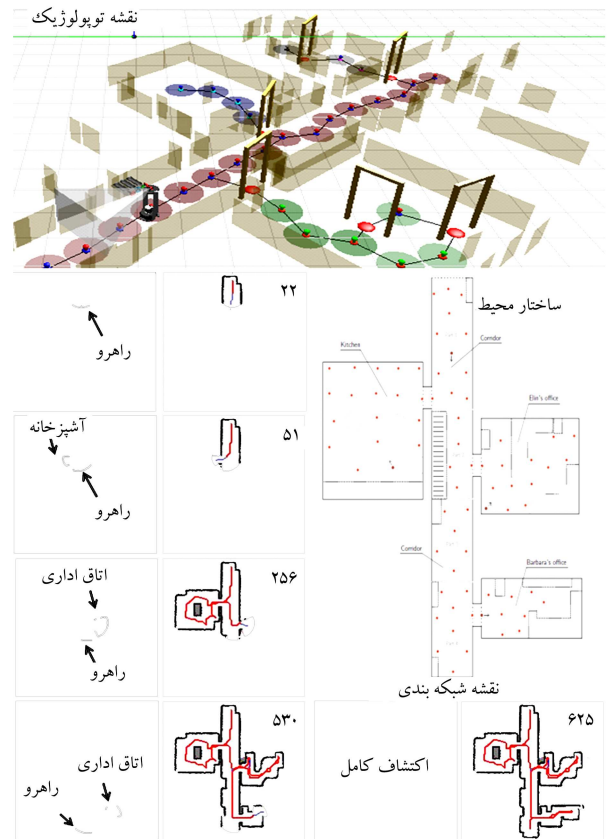
در حین حرکت ربات، فرایند تفکیک و ارجاع دانش جدید دریافتی به یکی از مدل‌های معنایی از پیش تعریف شده، با توجه به نتیجه‌ی دسته‌بندی تصویر کنونی انجام می‌پذیرد. برای تعیین اجزای رسته‌ی متعلق به هر منطقه‌ی معنایی در نقشه‌ی معنایی، از نشان‌های اختصاصی همان منطقه استفاده می‌شود. به این صورت

حاصل از به‌کارگیری سامانه‌ی پیشنهادی به‌منظور تولید نقشه‌ی معنایی آورده شده است. چنان‌که مشاهده می‌شود، ربات اکتشاف محیط را از ابتدای راهرو شروع کرده و به سمت تنها خط فاصل موجود در نقشه که به رسته‌ی راهرو تعلق دارد، حرکت کرده است (مرحله‌ی ۲۲). مسیر تولید و طی شده توسط ربات، با رنگ قرمز در نقشه‌های متریک شکل ۷ نشان داده شده است. پس از رسیدن ربات به این هدف، دوباره نقشه‌ی خطوط فاصل با استفاده از نقشه‌ی متریک به‌روزرسانی شده تا بهترین خط فاصل به‌عنوان هدف بعدی اکتشاف مشخص شود. ربات پس از طی مسافتی برای اکتشاف خطوط فاصل متعلق به راهرو، به منطقه‌ی آشپزخانه نزدیک می‌شود (مرحله‌ی ۵۱).

در این مکان، از بین دو خط فاصل موجود در نقشه که متعلق به راهرو و آشپزخانه است، خط فاصل متعلق به منطقه‌ی آشپزخانه به‌عنوان هدف بعدی ربات انتخاب شده است. پس از انتخاب پیاپی خطوط فاصل متعلق به آشپزخانه در چند مرحله‌ی متوالی و اکتشاف کامل آن منطقه و طی مسیری در ادامه‌ی راهرو، سامانه‌ی پیشنهادی اقدام به انتخاب خطوط فاصل مربوط به اولین اتاق اداری (دو نفره) و اکتشاف کامل این منطقه می‌کند (مرحله‌ی ۲۵۶). در مرحله‌ی ۵۳۰، ربات در حال اکتشاف دومین اتاق اداری (یک نفره) است و پس از اکتشاف آن، باقی‌مانده‌ی راهرو را نیز مورد اکتشاف قرار داده است. چنان‌که مشاهده می‌شود، ربات با طی کوتاه‌ترین مسیر در کم‌ترین زمان، محیط را به‌طور کامل اکتشاف و نقشه‌ی معنایی آن را تولید کرده است. فیلم نحوه‌ی اکتشاف این محیط توسط سامانه‌ی پیشنهادی^[۲۷] قابل دسترسی است.

در تمام لحظه‌های اکتشاف، نقشه‌ی متریک توسط روش SLAM به‌روز رسانی شده و نقشه‌ی توپولوژیک محیط نیز در حال تکمیل است. نقشه‌ی سه‌بعدی توپولوژیک، شامل دیواره‌های محیط (با رنگ قهوه‌ای) و نشان‌های اختصاصی هر منطقه در شکل ۷ نشان داده شده است. واحد شناسایی مناطق در سامانه‌ی پیشنهادی، نقاط آبی را در رسته‌ی اتاق اداری، نقاط قرمز را رسته‌ی راهرو و نقاط سبز را در رسته‌ی آشپزخانه به‌درستی دسته‌بندی کرده است. خصوصیات و دانش کسب شده از این نقاط توسط واحد تخصیص اجزا، در رسته‌های مرتبط با آن‌ها در لایه‌های نقشه‌ی معنایی ذخیره می‌شود (شکل ۲).

به‌منظور بررسی دقیق‌تر اجزای واحد دسته‌بندی‌کننده در سامانه، نتایج مربوط به دسته‌بندی ۸۷۹ تصویر متوالی دریافتی از حس‌گر بینایی ربات در طی اکتشاف این محیط در ادامه آورده شده است. از مهم‌ترین تفاوت‌های بین تصاویر آموزشی و این تصاویر (آزمون) می‌توان به تفاوت از نظر زمان و مکان تصویربرداری، وضوح دوربین و همچنین عدم وجود تصویری از اتاق اداری یک نفره در مجموعه داده‌های آموزشی دسته‌بندی‌کننده ویژگی‌های عمومی، اشاره کرد. نمونه‌ی این تصاویر محیط در شکل ۸ آورده شده است. هیستوگرام ایجاد شده برای استخراج ویژگی‌های عمومی تصاویر، دارای شش بُعد شامل، L_{xx} و L_{yy} در مقیاس‌های ۴ و ۶۴ است. پس از آموزش، دسته‌بندی‌کننده RVM، تنها ۱۹ بردار رابطی برای دسته‌بندی انتخاب کرده است. ماتریس تداخل^{۱۹} نتایج دسته‌بندی تصاویر آزمون براساس احتمال تعلق‌های به دست آمده از رابطه‌ی ۲ با ضرایب $\alpha = 1$ و $\beta = 2.7$ در جدول ۱ آورده شده است. مشاهده می‌شود که با نگاه مطلق در دسته‌بندی، یعنی تعلق کامل تصویر به رسته‌ی با بیشترین احتمال تعلق، نتیجه‌ی به دست آمده نشان می‌دهد که دسته‌بندی تصاویر هر سه رسته (کلاس ۱: راهرو، کلاس ۲: اتاق‌های اداری و کلاس ۳: آشپزخانه) دقتی بین ۷۱ تا ۷۹ درصد دارد و در کل دقت دسته‌بندی ۷۵/۹ درصد است. اما براساس توضیحات داده شده، برای افزایش دقت و میزان اعتمادپذیری نقشه‌ی معنایی، تصمیم نهایی در سامانه‌ی پیشنهادی براساس



شکل ۷. نقشه‌ی توپولوژیک تولید شده و مراحل تولید نقشه‌ی متریک (اکتشاف).

که پس از تولید یک نشان اختصاصی جدید و دسته‌بندی آن در یکی از مناطق معنایی، این نشان اختصاصی به همراه ویژگی‌های عمومی و محلی دریافتی در آن مکان، در رسته‌ی مرتبط قرار می‌گیرد و با اجزای متناظر در لایه‌های دیگر مرتبط می‌شود (شکل ۲). همچنین در صورت تشخیص خطوط فاصل مرتبط به این نشان اختصاصی، اطلاعات خط فاصل نیز می‌تواند در رسته مورد نظر قرار گیرد.

۵. نتایج

در این بخش نتایج حاصل از پیاده‌سازی سامانه‌ی پیشنهادی روی داده‌های دریافتی از یک محیط واقعی آورده شده است. مجموعه داده‌های استفاده شده مربوط به یک محیط اداری است که از دو اتاق کار یک نفره و دو نفره، یک آشپزخانه و یک راهرو طولانی تشکیل شده، و توسط ربات مجهز به یک دوربین و یک فاصله‌یاب لیزری فراهم شده است. در شکل ۷ ساختار کلی این محیط نشان داده شده است. مجموعه داده‌های آموزشی برای آموزش دسته‌بندی‌کننده‌ی مبتنی بر ویژگی‌های عمومی، شامل ۷۶۸ تصویر از این محیط (راهرو: ۳۸۴ تصویر، اتاق اداری (دو نفره): ۱۶۸ تصویر، آشپزخانه: ۲۱۶ تصویر) است. همچنین برای ایجاد پایگاه‌های ویژگی‌های محلی، از بین ۷۶۸ تصاویر آموزشی تنها از ۵۴ تصویر آن، شامل ۱۸ تصویر از هر منطقه، استفاده شده است. دلیل انتخاب کم تعداد تصاویر آموزشی در این بخش، ایجاد پایگاه‌هایی از ویژگی‌های مقاوم نسبت به تغییرات برای هر منطقه‌ی معنایی است. در شکل ۷ مراحل اکتشاف کامل محیط، نقشه‌ی متریک و توپولوژیک نهایی



(ب)

(الف)

شکل ۹. تصاویر به اشتباه دسته‌بندی شده در حالت عدم استفاده از حافظه‌ی کوتاه‌مدت.

یک حافظه‌ی کوتاه‌مدت صورت می‌گیرد. نتایج حاصل از در نظر گرفتن حافظه‌ی کوتاه‌مدت، در جدول ۲ آورده شده است. مشاهده می‌شود که دقت دسته‌بندی در هر سه دسته به میزان ۹ تا ۲۳ درصد افزایش یافته و میزان اعتمادپذیری کلی از ۷۵/۹ درصد به ۹۰ درصد ارتقا پیدا کرده است. فیلم دسته‌بندی تصاویر دریافتی (آزمون) حاصل از حرکت اکتشافی ربات در محیط و بررسی میزان تعلق‌ها^[۲۸] قابل دسترسی است.

در شکل ۹ دو تصویر از تصاویری که در حالت عدم استفاده از حافظه‌ی کوتاه‌مدت، به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند و در حالت استفاده از حافظه، به درستی دسته‌بندی می‌شوند، آورده شده است. شکل ۹ الف متعلق به منطقه‌ی راهرو است. همانطور که مشاهده می‌شود به دلیل نزدیکی ربات به دیوار، این تصویر دارای ویژگی‌های عمومی و محلی مناسبی برای استخراج نیست. بنابراین در حالت عدم استفاده از حافظه، این تصویر به اشتباه در رسته‌ی اتاق اداری دسته‌بندی شده است. در شکل ۹ ب، نامحدود بودن عمق دید حس‌گر بینایی دلیلی است برای این که تصویر ب در حالت عدم استفاده از حافظه، به اشتباه دسته‌بندی شود. در این تصویر ربات کاملاً در منطقه‌ی راهرو قرار دارد اما بخش زیادی از تصویر دریافتی را ویژگی‌های عمومی و محلی اتاق اداری تشکیل داده است. به همین دلیل این تصویر در رسته‌ی اتاق اداری دسته‌بندی می‌شود. اما در حالتی که تصمیم‌گیری نهایی با توجه به حافظه‌ی کوتاه‌مدت گرفته شده است، هر دو تصویر به درستی در رسته‌ی راهرو دسته‌بندی شده‌اند.^[۲۹]

۶. نتیجه‌گیری

در این نوشتار سامانه‌ی یک پارچه و هوشمند برای تولید خودکار نقشه‌ی معنایی یک محیط واقعی توسط یک ربات خودگردان پیشنهاد شده است. این سامانه برای تولید این نقشه در زمانی کوتاه، از یک واحد اکتشافی مبتنی بر هیستوگرام مناطق ناشناخته، به منظور کنترل و هدایت ربات بهره می‌گیرد. در حین اکتشاف، دانش جدید دریافتی از مناطق گوناگون محیط، توسط دسته‌بندی کننده‌های پیشنهادی و مقاوم نسبت به تغییرات ظاهری محیط، که مبتنی بر حافظه‌ی کوتاه‌مدت ربات‌اند، تفکیک و اجزای گوناگون لایه‌های نقشه‌ی معنایی ایجاد می‌شود. نقشه‌ی معنایی تولید شده ساختاری سلسله‌مراتبی دارد و لایه‌های آن از نظر دانش ذخیره شده در سطوح ادراکی متفاوتی هستند. به همین دلیل نقشه‌ی معنایی تولید شده، ابزاری مناسب برای استخراج و تصمیم‌گیری در سطوح بالا را برای یک ربات دستیار خودگردان فراهم می‌سازد. طبق نتایج پیاده‌سازی این سامانه با وجود چالش‌های بسیار در یک محیط واقعی، ربات با اکتشاف سریع و کامل این محیط، یک نقشه‌ی معنایی چندلایه و سلسله‌مراتبی از محیط با صحت ۹۰٪ تولید کرده است.



شکل ۸. نمونه‌ی از تصاویر دریافتی از مناطق مختلف محیط.

جدول ۱. دسته‌بندی نمونه‌های آزمون براساس ویژگی‌های عمومی و محلی.

هدف خروجی	ماتریس تداخل			*
	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	
کلاس ۱	۳۰۱	۷	۵	٪۹۶٫۲
	٪۳۴٫۲	٪۰٫۸	٪۰٫۶	٪۳٫۸
کلاس ۲	۴۴	۲۲۹	۴۹	٪۷۱٫۱
	٪۵٫۰	٪۲۶٫۱	٪۵٫۶	٪۲۸٫۹
کلاس ۳	۳۳	۷۴	۱۳۷	٪۵۶٫۱
	٪۳٫۸	٪۸٫۴	٪۱۵٫۶	٪۴۳٫۹
*	٪۷۹٫۶	٪۷۳٫۹	٪۷۱٫۷	٪۷۵٫۹
	٪۲۰٫۴	٪۲۶٫۱	٪۲۸٫۳	٪۲۴٫۱

جدول ۲. دسته‌بندی نهایی نمونه‌های آزمون با ایجاد حافظه کوتاه مدت.

هدف خروجی	ماتریس تداخل			*
	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	
کلاس ۱	۳۳۵	۴	۲	٪۹۸٫۲
	٪۳۸٫۱	٪۰٫۵	٪۰٫۲	٪۱٫۸
کلاس ۲	۲۷	۳۰۰	۳۳	٪۸۳٫۳
	٪۳٫۱	٪۳۴٫۱	٪۳٫۸	٪۱۶٫۷
کلاس ۳	۱۶	۶	۱۵۶	٪۸۷٫۶
	٪۱٫۸	٪۰٫۷	٪۱۷٫۷	٪۱۲٫۴
*	٪۸۸٫۶	٪۹۶٫۸	٪۸۱٫۷	٪۹۰٫۰
	٪۱۱٫۴	٪۳٫۲	٪۱۸٫۳	٪۱۰٫۰

پانویس‌ها

1. semantic map
2. real time
3. service robot
4. recognition
5. task planning
6. landmark
7. frontier
8. simultaneous localization and mapping
9. grid-SLAM mapping
10. smoothing
11. normalizing
12. distance transform
13. sparse
14. relevance vector machines
15. Kernel
16. Mercer's Theorem
17. speeded up robust feature (SURF)
18. threshold
19. confusion matrix

منابع (References)

1. Christensen, H.I, and Kruijff, G. "Cognitive systems", *Cognitive Systems Monographs*, Springer (2010).
2. Hawes N. A.; Hanheide M.; Hargreaves J.; Page B. and H. Zender. "Home alone: Autonomous extension and correction of spatial representations". In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA)* pp.3907-3914 (2011).
3. Nuechter, A. and Hertzberg, J. "Towards semantic maps for mobile robots", *Journal of Robotics and Autonomous Systems (JRAS)*, Special Issue on Semantic Knowledge in Robotics, **56**(11) pp.915-926 (2008).
4. Galindo, C., Saffiotti, A., Coradeschi, S., Buschka, P., Madrigal, J.A.F. and Gonzalez, J. "Multi-hierarchical semantic maps for mobile robotics", In *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.2278-2283 (2005).
5. Kuipers, B. "The spatial semantic hierarchy", *Artificial Intelligence*, **119**(1-2), pp. 191-233 (2000).
6. Zender, H., Mozos, O.M., Jensfelt, P., Kruijff, G. and Burgard, W. "Conceptual spatial representations for indoor mobile robots", *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, **56**(6), pp.493-502 (2008).
7. Mozos, O.M., Triebel, R., Jensfelt, P., Rottmann, A. and Burgard, W. "Supervised semantic labeling of places using information extracted from sensor data", *Journal in Robotics and Autonomous Systems*, **55**(5), pp. 391-402 (2007).
8. Rusu, R.B. "Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments", *Journal in Artificial Intelligence*, **24**(4), pp.345-348 (2010).
9. Wolf, J., Burgard, W. and Burkhardt, H. "Robust vision-based localization by combining an image retrieval system with Monte Carlo localization", *IEEE Transactions on Robotics*, **21**(2), pp.208-216 (2005).
10. Montemerlo, M. and Thrun, S. "FastSLAM: A scalable method for the simultaneous localization and mapping problem in robotics", *Springer Tracts in Advanced Robotics*, **27** (2007).
11. Milford, M.J. and Wyeth, G.F. "Mapping a suburb with a single camera using a biologically inspired SLAM system", *IEEE Transactions on Robotics*, **24**(5), pp. 1038-1053 (2008).
12. Yamauchi, B. "A frontier-based approach for autonomous exploration", In *Proceedings of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp.146-151 (1997).
13. Kollar, T. and Roy, N. "Trajectory optimization using reinforcement learning for map exploration", *The International Journal of Robotics Research*, **27**(2), pp. 175-196 (2008).
14. Basilico, N. and Amigoni, F. "Exploration strategies based on multi-criteria decision making for searching environments in rescue operations", *Autonomous Robots*, **31**(4), pp.401-417 (2011).
15. Bourgault, F., Makarenko, A., Williams, S., Grocholsky, B. and Durrant-Whyte, H. "Information based adaptive robotic exploration", In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* pp.540-545 (2002).
16. Amigoni, F. and Caglioti, V. "An information-based exploration strategy for environment mapping with mobile robots", *Robotics and Autonomous Systems*, **58**(5), pp. 684-699 (2010).
17. Jebari, I., Bazeille, S. and Filliat, D. "Combined vision and frontier-based exploration strategies for semantic mapping", *Informatics in Control, Automation and Robotics*, pp.237-244 Springer (2012).
18. Krishnan, A. and Krishna, K. "A visual exploration algorithm using semantic cues that constructs image based hybrid maps", *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.1316-1321 (2010).
19. Grisetti, G., Stachniss, C. and Burgard, W. "Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters", *IEEE Transactions on Robotics*, **23**(1), pp. 34-46 (2007).
20. Oriolo, G., Luca, A. and Vendittell, M. "Wmr control via dynamic feedback linearization: design, implementation, and experimental validation", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, **10**(6), pp.835-852 (2002).
21. Mobarhani, A. "Design & implementation of a SLAM and exploration method for mobile robots in structured environments", B.Sc. Thesis, K.N.Toosi University of Technology (2010).
22. Mobarhani, A., Nazari, S., Tamjidi, A. and Taghirad, H.D. "Histogram based frontier exploration", In *Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE/RSJ International Conference on IEEE, pp.1128-1133 (2011).
23. Pronobis, A., Mozos, O.M., Caputo, B. and Jensfelt, P. "Multi-modal semantic place classification", *International Journal of Robotics Research*, **29**, pp. 298-320 (2010).

24. Linde, O. and Lindeberg, T. "Object recognition using composed receptive field histograms of higher dimensionality", *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, pp.1-6 (2004).
25. Bishop, C.M. "Pattern recognition and machine learning", Springer (2006).
26. Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Van Gool, L.J. "Speeded-up robust features (SURF)", *Computer Vision and Image Understanding*, **110**(3), pp. 346-359 (2008).
27. <http://saba.kntu.ac.ir/eecd/aras/students/AmirMobarhani/files/Exploration.zip>
28. <http://saba.kntu.ac.ir/eecd/aras/students/AmirMobarhani/files/PlaceClassification.zip>
29. Mobarhani, A. "Mobile robot task planning using semantic map", M.Sc. Thesis, K.N.Toosi University of Technology (2012).