

ارتباط‌دهی داده‌ها با استفاده از CRF-Matching نیمه نظارتی

محمد علی عارف^۱، مازیار پالهنگ^۲، محمد علی منتظری^۳

^۱آزمایشگاه هوش مصنوعی، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، ma.aref@ec.iut.ac.ir

^۲آزمایشگاه هوش مصنوعی، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، palhang@cc.iut.ac.ir

^۳آزمایشگاه هوش مصنوعی، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، montazeri@cc.iut.ac.ir

چکیده - در این مقاله روشی نیمه نظارتی برای یادگیری پارامترهای مدل در CRF-Matching ارائه شده است. CRF-Matching یکی از روش‌هایی است که با استفاده از مدل‌سازی میدان‌های تصادفی مشروط، مسئله‌ی ارتباط‌دهی داده‌ها را حل می‌نماید. این روش به علت نظارتی بودن مرحله‌ی یادگیری پارامترهای مدل، نیاز به مجموعه داده‌ی کاملاً برچسب خورده دارد. در روش یادگیری نیمه نظارتی پیشنهادی مجموعه داده‌های آموزشی به دو دسته برچسب خورده و بدون برچسب تقسیم می‌شوند و یادگیری پارامترها بر اساس هر دو دسته انجام می‌گیرد. روش پیشنهادی نیاز به داده‌های برچسب خورده را کاهش داده و دقت تناظرهای پیدا شده نیز از افزایش قابل توجهی برخوردار شده است. کلید واژه- ارتباط‌دهی داده‌ها، مدل‌سازی، میدان‌های تصادفی مشروط، یادگیری نیمه نظارتی

میدان‌های تصادفی مشروط، توسط راموس، ارائه شده است [۳]. این الگوریتم که با نام CRF-Matching (Conditional random fields-Matching) شناخته می‌شود، که دو مجموعه از نقاط تهیه شده در زمان‌های متفاوت به وسیله‌ی اسکن لیزر از یک محیط را به عنوان ورودی دریافت کرده و تناظرهای نقطه به نقطه‌ی این دو مجموعه را با استفاده از مدل میدان‌های تصادفی مشروط بدست می‌آورد.

نشان داده شده است که الگوریتم CRF-Matching نسبت به حرکات انتقالی و دورانی شدید مقاوم‌تر از الگوریتم نزدیکترین نقطه‌ی تکراری می‌باشد [۳]. الگوریتم CRF-Matching برای تطبیق داده‌های استخراج شده از تصاویر نیز توسعه داده شده که نتایج آن در مواقعی بهتر از الگوریتم RANSAC بوده است [۴]. اخیراً نیز، از روش CRF-Matching برای ارتباط‌دهی داده‌های استخراج شده از تصاویر استریو استفاده شده است [۵]. که در آن اطلاعات ظاهری استخراج شده توسط الگوریتم SURF با اطلاعات متریک سه بعدی بدست آمده از بینایی استریو، ترکیب می‌شوند.

مشکل اصلی در الگوریتم CRF-Matching نحوه‌ی تولید داده‌های لازم برای آموزش مدل می‌باشد، زیرا یادگیری پارامترها در الگوریتم CRF-Matching به صورت نظارت شده می‌باشد و لازم است داده‌های آموزشی به صورت کاملاً برچسب خورده باشند که علاوه بر هزینه‌ی برچسب گذاری اولیه، امکان

۱- مقدمه

مسئله‌ی ارتباط‌دهی داده‌ها به عنوان یکی از پایه‌ای‌ترین مسائل در نقشه‌سازی و مکان‌یابی همزمان، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. امروزه با گسترش کاربردهای رباتیک در زندگی روزمره، و ارائه‌ی روش‌های جدید برای مکان‌یابی و نقشه‌سازی، اهمیت این مسئله به خوبی مشخص شده و بیشتر از گذشته مورد توجه قرار گرفته است.

مسئله‌ی ارتباط‌دهی داده‌ها به معنای تعیین تناظرهای موجود بین داده‌های مشاهده شده و مقادیر تخمین زده شده در نقشه می‌باشد [۱]. این مسئله به عنوان یکی از مراحل ضروری در فرآیند تخمین است که به عنوان یکی از سخت‌ترین مسائل در نقشه‌سازی و مکان‌یابی همزمان شناخته می‌شود [۲].

مسئله‌ی ارتباط‌دهی داده‌ها در زمانی که از بینایی کامپیوتر استفاده می‌شود، به پیدا کردن ویژگی‌های تصویری متناظر بین ویژگی‌های دو تصویر تبدیل خواهد شد که در این حالت می‌توان مسئله را به صورت برچسب گذاری داده‌های متوالی در نظر گرفته و از روش‌های مدل‌سازی احتمالاتی برای حل آن استفاده نمود.

مدل‌سازی میدان‌های تصادفی مشروط یکی از روش‌های مدل‌سازی است که می‌تواند برای ارتباط‌دهی داده‌ها بکار برده شود. اولین روش ارتباط‌دهی داده‌ها با استفاده از مدل

در معادله (۲)، w_c^T ترانهاده بردار وزن‌ها و نشان دهنده‌ی اهمیت هر یک از توابع ویژگی است. بردار وزن‌ها از طریق یادگیری داده‌های آموزشی فراگرفته می‌شوند. پارامترهای مدل در یادگیری نظارتی، از طریق کمینه سازی تابع هدف (۳)، به وسیله‌ی داده‌های آموزشی کاملاً برچسب خورده بدست می‌آیند.

$$L(w) = -\sum_{i=1}^n \log p(y_i | y_{N(i)}, w) + \frac{(w - \tilde{w})^T (w - \tilde{w})}{2\sigma^2} \quad (3)$$

به منظور کاهش هزینه‌ی برچسب گذاری اولیه و همچنین افزایش دقت یادگیری در این مقاله روشی پیشنهاد شده است که با استفاده از یادگیری نیمه نظارتی، هزینه‌ی برچسب گذاری اولیه کاهش و دقت مدل بر روی داده‌های آزمایشی افزایش پیدا کرده است.

۳- روش پیشنهادی

مدل مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی مشابه با مدل CRF-Matching نظارتی می‌باشد. برای بدست آوردن اطلاعات صحنه، از یک دوربین استریو استفاده شده است، که علاوه بر اطلاعات ظاهری، مختصات هندسی نقاط نیز به راحتی در دسترس می‌باشند. ویژگیهای مهم تصاویر از طریق الگوریتم STAR استخراج و توسط الگوریتم SURF توصیف می‌شوند. از درخت پوشای کمینه به عنوان ساختار گرافیکی برای مدل CRF-Matching استفاده شده است. استفاده از ساختار درختی، امکان استنتاج دقیق را فراهم می‌کند. در روش پیشنهادی، درخت پوشای کمینه، توسط اطلاعات سه بعدی هر یک از ویژگی‌ها ساخته می‌شود.

برای دستیابی به مدلی دقیق و کارآمد برای ارتباط دهی داده‌ها، نیاز به تعریف توابع ویژگی $f_c(\vec{x}, \vec{y}_c)$ ، متناسب با نوع داده‌های استخراج شده از حسگرها می‌باشد. با در نظر گرفتن هدف CRF-Matching نیمه نظارتی، توابع ویژگی مورد استفاده در روش پیشنهادی به صورت زیر تعریف شده‌اند.

۳-۱- تفاوت شکل

این ویژگی‌ها تفاوت‌های میان هر یک از ارتباط‌های ممکن را از نظر شکل داده‌های متراکم استریو مشخص می‌نمایند. توابع استفاده شده در روش CRF-Matching نیمه نظارتی، برای

وجود خطا در این داده‌ها سبب ایجاد نقص در مدل‌سازی خواهد شد.

امروزه، روش‌های یادگیری نیمه‌نظارتی با توجه به فراوانی داده‌های برچسب نخورده نقش بسیار مهمی را در بسیاری از کاربردها پیدا کرده‌اند [۶]. از روشهای نیمه نظارتی می‌توان به عنوان راهکاری برای حل مسئله‌ی برچسب گذاری اولیه استفاده کرد. در این مقاله روشی نیمه نظارتی برای آموزش مدل CRF-Matching ارائه شده است. که علاوه بر کاهش هزینه‌ی برچسب گذاری، تطبیق‌های بسیار دقیقتری را نیز پیدا می‌نماید. در قسمت دوم این مقاله، مدل کلی الگوریتم CRF-Matching ذکر شده است. بخش سوم به روش پیشنهادی برای یادگیری پارامترهای CRF-Matching به صورت نیمه نظارتی اختصاص داده شده است. در بخش چهارم نحوه طراحی آزمایش و نتایج آنها ذکر شده است و بخش ششم شامل نتیجه‌گیری و کارهای آینده می‌باشد.

۲- تعریف مدل CRF-Matching

هدف الگوریتم CRF-Matching، یافتن نقاط متناظر با ویژگی‌های صحنه‌ی A ، در صحنه‌ی B می‌باشد. به این منظور، در الگوریتم CRF-Matching متغیرهای خروجی در مدل برابر با $y_i \in \{1, 2, \dots, m+1\}$ در نظر گرفته شده‌اند. حالت اضافی $(m+1)$ ، حالت برون هشته می‌باشد.

اطلاعات صحنه، از طریق تصاویر بدست آمده از یک دوربین تامین می‌شوند. ویژگیهای مهم هر صحنه از طریق الگوریتم‌های استخراج ویژگی بدست آمده و سپس توصیف می‌شوند. توزیع احتمال شرطی بر روی متغیرهای خروجی \vec{y} را می‌توان با استفاده از پتانسیل‌های دسته به صورت معادله (۱) محاسبه نمود.

$$p(\vec{y} | \vec{x}) = \frac{1}{Z(\vec{x})} \prod_{c \in \mathcal{C}} \Psi_c(\vec{x}, \vec{y}_c) \quad (1)$$

در معادله (۱) $Z(\vec{x}) = \sum_{\vec{y}} \prod_{c \in \mathcal{C}} \Psi_c(\vec{x}, \vec{y}_c)$ تابع نرمال کننده می‌باشد. توابع پتانسیل $\Psi_c(\vec{x}, \vec{y}_c)$ به صورت ترکیب لگاریتم-خطی از توابع ویژگی f_c ، تعریف می‌شوند. از این رو توزیع احتمال شرطی به صورت معادله (۲) بازنویسی خواهد شد.

$$\Psi_c(\vec{x}, \vec{y}_c) = \exp(w_c^T * f_c(\vec{x}, \vec{y}_c)) \quad (2)$$

توصیف این گونه ویژگی‌ها، عبارتند از: فاصله‌ی PCA و فاصله‌ی خمیدگی.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای هر یک از گره‌های گراف بکار برده می‌شود، این تحلیل بر روی ابرهای متراکم از نقاط سه بعدی موجود در همسایگی هر یک از گره‌ها اعمال می‌شود. شعاع این همسایگی، در روش پیشنهادی به وسیله‌ی الگوریتم استخراج ویژگی STAR برای هر یک از ویژگی‌ها مشخص می‌شود. فاصله‌ی PCA از طریق قدر مطلق اختلاف بین واریانس مؤلفه‌های اصلی بدست آمده از یک ابر نقطه‌ای متراکم $x_{A,i}^{pca}$ در صفحه‌ی A و $x_{B,j}^{pca}$ در صفحه‌ی B محاسبه می‌شود (معادله‌ی ۴).

$$f_{PCA}(i, j, \vec{x}_A^{pca}, \vec{x}_B^{pca}) = |x_{A,i}^{pca} - x_{B,j}^{pca}| \quad (4)$$

تابع ویژگی تفاوت بین خمیدگی ابرهای نقاط متراکم از طریق معادله‌ی (۵) قابل محاسبه می‌باشد.

$$f_{curve}(i, j, \vec{x}_A^c, \vec{x}_B^c) = x_{A,i}^c - x_{B,j}^c \quad (5)$$

در معادله‌ی (۵)، $x^c = \frac{3s_3}{s_1 + s_2 + s_3}$ می‌باشد و

$s_1 \geq s_2 \geq s_3$ ، مقدارهای منفرد برای هر یک از ابرهای نقاط می‌باشند.

۲-۳- ظاهر بصری

این ویژگی مشخص می‌کند که چه مقدار ظاهر محلی نقاط تصویر، با هر یک از وابستگی‌های ممکن تفاوت دارد. در روش پیشنهادی از فاصله‌ی SURF برای بدست آوردن تفاوت ظاهری استفاده شده است. این ویژگی از طریق فاصله‌ی اقلیدسی بین بردار توصیفات، برای هر یک از وابستگی‌های ممکن از طریق معادله‌ی (۶) محاسبه می‌شود.

$$f_{SURF}(i, j, \vec{x}_A^{descr}, \vec{x}_B^{descr}) = x_{A,i}^{descr} - x_{B,j}^{descr} \quad (6)$$

علاوه بر توابع فوق، ویژگی‌هایی بر روی متغیرهای دسته تعریف می‌شوند، که حالات مخفی در مدل CRF را به یکدیگر متصل می‌کنند. در روش پیشنهادی از فاصله‌ی زوجی، به صورت تابع (۷)، برای اندازه‌گیری سازگاری بین انطباق‌های دو گره‌ی خروجی y_i و y_j استفاده شده است.

$$f_{pair}(i, j, m, n, \vec{x}_A, \vec{x}_B) = x_{A,i} - x_{A,j} - x_{B,m} - x_{B,n} \quad (7)$$

همچنین، دو تابع ویژگی باینری برای تشخیص نقاط دور افتاده، به توابع ویژگی فوق اضافه شده‌اند. هر زمان حالت مخفی بیانگر یک نقطه‌ی دور افتاده باشد، این توابع ارزش درستی می‌گیرند. هر گاه یکی از این توابع ویژگی ارزش درستی بگیرند ارزش تمام توابع ویژگی مربوطه برابر با ارزش صفر خواهند شد.

۳-۳- استنتاج مدل پیشنهادی

استنتاج در یک مدل CRF، علاوه بر تخمین توزیع حاشیه‌ای برای هر یک از متغیرهای خروجی y_i ، محتمل‌ترین پیکربندی را برای متغیرهای خروجی، به وسیله‌ی محاسبه‌ی بیشترین درست‌نمایی، تعیین می‌نماید. الگوریتم انتشار باور، این دو وظیفه را به طور مطلوب انجام می‌دهد. این الگوریتم به وسیله‌ی انتقال پیامهای حاوی باور در سرتاسر ساختار گراف مدل کار می‌کند. هر گره پیامهای جدیدی را بر اساس پیامهای دریافت شده و توابع پتانسیل، به همسایگانش ارسال می‌کند. چون ساختار مدل به وسیله‌ی الگوریتم درخت پوشای مینیمم ساخته می‌شود، روش استنتاج انتشار باور برای این مدل تخمین‌های دقیقی را حاصل می‌نماید.

۳-۴- یادگیری نیمه نظارت شده

در روش یادگیری نیمه نظارت شده، فرض بر این است که داده‌های آموزشی به دو دسته‌ی داده‌های برچسب خورده و داده‌های برچسب نخورده (یا بدون برچسب) تقسیم می‌شوند. هدف از بکارگیری این روش، تولید مدل CRF با استفاده از مجموعه‌ای مرکب از داده‌های برچسب خورده و بدون برچسب می‌باشد. با الهام از کارهای [۷، ۸]، در این مقاله الگوریتم یادگیری نیمه نظارت شده‌ای برای CRF-Matching ارائه شده است که می‌تواند از تمامی اطلاعات موجود بهره برداری نماید. در این روش از یک تنظیم آنتروپی به عنوان احتمال پیشین بر روی داده‌های برچسب نخورده استفاده می‌شود و یادگیری پارامترها، از طریق بیشینه کردن تابع هدف (۸) انجام می‌گیرد.

$$L(w) = - \sum_{i=1}^n \log p(y_i | y_{N(i)}, w) - \gamma \sum_{i=1}^n \sum_{y_i} p(y_i | y_{N(i)}, w) * \log p(y_i | y_{N(i)}, w) \quad (8)$$

عبارت اول در معادله‌ی (۸)، درست‌نمایی مشروط بر روی

شده‌اند. برای استخراج ویژگی‌های تصاویر و توصیف آنها از توابع کتابخانه opencv استفاده شده است. همچنین به منظور کاهش زمان یادگیری الگوریتم بهینه سازی دسته ذرات به صورت موازی در ++C برنامه نویسی شده است.

۴- طراحی آزمایش

برای نشان دادن کارایی الگوریتم پیشنهادی، از مجموعه داده‌های New College استفاده شده است [۹]. برای آموزش الگوریتم CRF-Matching، ۲۹ عدد از صحنه‌های این مجموعه داده به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، و به همراه ۲۹ صحنه دیگر که با آنها اختلاف زمانی کوچکی دارند، مجموعه داده‌های آموزش را تشکیل می‌دهند. علاوه بر مجموعه داده‌های آموزش، مجموعه‌ای دیگری به عنوان داده‌های تست تهیه شده است. مجموعه داده‌های تست نیز شامل ۲۹ تصویر از صحنه‌های تصادفی به همراه ۲۹ تصویر با اختلاف زمانی ۱ ثانیه نسبت به صحنه‌های قبل، می‌باشد.

۴-۱- نتایج آزمایش

وزن‌ها در روش یادگیری نیمه نظارت شده، پس از تقریباً ۸ ساعت یادگیری بدست آمده‌اند. تمامی الگوریتم‌ها بر روی یک سیستم با پردازنده‌ی 2.2GHz از نوع Intel Core2Duo، و در سیستم عامل لینوکس اجرا شده‌اند.

در جدول ۱ معیارهای دقت و یادآوری به ازای داده‌های مجموعه‌ی آموزشی، برای هر دو روش نشان داده شده است. جدول ۱ میزان دقت و یادآوری بدست آمده از داده‌های آموزشی

یادآوری	دقت	CRF-Matching
۹۲,۱۰٪	۹۷,۶۷٪	الگوریتم نظارتی
۸۶,۲۵٪	۹۹,۱۳٪	الگوریتم نیمه نظارتی

میزان دقت ۹۹,۱۳ درصد برای الگوریتم پیشنهادی، نشان دهنده‌ی دقت بالای تناظرهای پیدا می‌باشد، و یادآوری ۸۶,۲۵٪، بیان‌گر این واقعیت می‌باشد که روش نیمه نظارتی تعداد تناظرهای کمتری نسبت به روش نظارتی پیدا می‌نماید، ولی بیشتر تناظرهای پیدا شده صحیح می‌باشند.

برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی در شرایط واقعی، الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده‌های آزمایشی که قبلاً تهیه شده‌اند، مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. در جدول ۲ معیارهای دقت و یادآوری به ازای مجموعه‌ی داده‌های آزمایشی، برای هر دو الگوریتم نشان داده شده است.

مجموعه‌ی داده‌های برجسب خورده و عبارت دوم، آنتروپی مشروط بر روی مجموعه داده‌های برجسب نخورده می‌باشد، که به وسیله‌ی γ وزن دار شده است. هدف تابع (۸)، به حداقل رساندن عدم قطعیت پیکربندی‌های ممکن برای پارامترها می‌باشد.

۳-۵- پیداه سازی روش پیشنهادی

برجسب گذاری داده‌های آموزش را می‌توان به صورت دستی انجام داد، چون روش یادگیری به صورت نیمه نظارتی است نیازی به برجسب گذاری تمام حالات ممکن نمی‌باشد. با این وجود این کار بسیار پر هزینه و زمان‌بر می‌باشد. به همین دلیل در روش پیشنهادی از برجسب گذاری مکانیزه‌ی داده‌های آموزشی استفاده می‌شود که در آن ابتدا دو تصویر استریو با فاصله‌ی زمانی ۰,۶ ثانیه انتخاب شده، ویژگی‌های موجود در تصاویر سمت راست هر یک به وسیله‌ی الگوریتم STAR استخراج شده و به وسیله‌ی SURF توصیف می‌شوند. سپس اطلاعات سه بعدی هر ویژگی محاسبه شده و ویژگی‌هایی که عمق آنها قابل محاسبه نمی‌باشد، از لیست ویژگی‌ها حذف می‌شوند. با استفاده از الگوریتم نزدیکترین همسایه، نقاط متناظر با ویژگی‌های تصویر اول در تصویر دوم و بالعکس یافت می‌شوند. دو تطبیق بدست آمده با یکدیگر مقایسه شده و ارتباط‌هایی که در هر دو مشابه نباشند، حذف می‌شوند. با استفاده از تطابق‌های باقیمانده، داده‌های آموزشی برجسب زده می‌شوند و ویژگی‌هایی که تناظرهای آنها حذف شده است، به عنوان داده‌های بدون برجسب در نظر گرفته می‌شوند.

در روش پیشنهادی برای برآورد پارامترهای مدل ابتدا دنباله‌ای از تصاویر استریو به عنوان ورودی در نظر گرفته شده، و از بین این دنباله تعدادی از صحنه‌ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. هر یک از زوج تصویرهای استریو که دارای اختلاف زمانی کوچکی می‌باشند، به وسیله‌ی الگوریتم برجسب گذاری پیشنهادی، برجسب گذاری می‌شوند. سپس برای هر یک از صحنه‌ها، ساختار گراف، به وسیله‌ی الگوریتم درخت پوشای کمینه ساخته می‌شود. در نهایت با استفاده از کمینه کردن تابع هدف (۸) توسط الگوریتم بهینه سازی دسته ذرات، پارامترهای مدل CRF بدست خواهند آمد.

برای آزمایش الگوریتم CRF-Matching نیمه نظارتی و مقایسه‌ی آن با روش نظارت شده، هر دو روش پیداه سازی شده‌اند. تمامی توابع ویژگی به صورت کلاسی به زبان ++C و با استفاده از کتابخانه‌ی opencv در محیط لینوکس نوشته

جدول ۲ میزان دقت و یادآوری بدست آمده از داده‌های آزمایشی

یادآوری	دقت	CRF-Matching
٪۷۷,۷۷	٪۸۶,۰۴	الگوریتم نظارتی
٪۶۳,۷۰	٪۹۳,۱۷	الگوریتم نیمه نظارتی

به جای دوربین استریو می‌توان از دوربین‌های RGB-D استفاده نمود که علاوه بر رنگ، عمق هر پیکسل نیز توسط خود دوربین فراهم می‌شود. کار آینده‌ی ما، حل مسئله‌ی ارتباطی داده‌های بدست آمده از طریق این نوع دوربین می‌باشد.

میزان دقت ۹۳,۱۷ درصد برای الگوریتم پیشنهادی، بر روی مجموعه داده‌های آزمایشی، نشان دهنده‌ی دقت بالای الگوریتم در شرایط واقعی می‌باشد. بالا بودن دقت تناظرهای پیدا شده از اهمیت بسیار زیادی برخوردار می‌باشد، به عنوان مثال در شرایط که دو صحنه‌ی کاملاً متفاوت به الگوریتم CRF-Matching داده می‌شود، نباید هیچ تناظری بین این دو صحنه پیدا شود، الگوریتم نیمه‌نظارتی نتیجه‌ی بسیار بهتری نسبت به روش نظارتی دارد.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله روشی نیمه نظارتی برای یادگیری پارامترهای میدان‌های تصادفی مشروط ارائه شده، که برای مدل‌سازی مسئله‌ی ارتباطی داده‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از روش CRF-Matching نیمه نظارتی، نشان دهنده‌ی افزایش دقت تطبیق‌های کشف شده توسط این الگوریتم دارد. در روش پیشنهادی از دوربین استریو برای بدست آوردن اطلاعات هندسی و ظاهری محیط اطراف ربات استفاده شده است.

مراجع

- [1] H. I. Christensen and G. D. Hager, "Sensing and Estimation," in *Springer Handbook of Robotics*, ed: Springer, 2008, pp. 87-107.
- [2] S. Thrun and J. J. Leonard, "Simultaneous Localization and Mapping," in *Springer Handbook of Robotics*, ed: Springer, 2008, pp. 871-889.
- [3] F. T. Ramos, D. Fox, and H. F. Durrant-Whyte, "CRF-Matching: Conditional Random Fields for Feature-Based Scan Matching," in *Robotics: Science and Systems*, ed: The MIT Press, 2007.
- [4] F. T. Ramos, M. W. Kadous, and D. Fox, "Learning to Associate Image Features with CRF-Matching," in *ISER* vol. 54, ed: Springer, 2008, pp. 505-514.
- [5] C. Cadena, J. McDonald, J. J. Leonard, and J. Neira, "Place Recognition using Near and Far Visual Information," in *18th World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC)*, ed. Milano, Italy, 2011.
- [6] X. Zhu, "Semi-Supervised Learning Literature Survey," Computer Sciences, University of Wisconsin-Madison 2005.
- [7] F. Jiao, S. Wang, C.-H. Lee, R. Greiner, and D. Schuurmans, "Semi-supervised conditional random fields for improved sequence segmentation and labeling," presented at the Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th annual meeting of the Association for Computational Linguistics, Sydney, Australia, 2006.
- [8] C.-H. Lee, S. Wang, F. Jiao, D. Schuurmans, and R. Greiner, "Learning to Model Spatial Dependency: Semi-Supervised Discriminative Random Fields," 2007, pp. 793-800.
- [9] M. Smith, I. Baldwin, W. Churchill, R. Paul, and P. Newman, "The New College Vision and Laser Data Set," *International Journal for Robotics Research (IJRR)*, vol. 28, pp. 595-599, May 2009.