

کاهش نقاط کلیدی در توصیفگر MGS-SIFT با استفاده از خوشه‌بندی کاهشی

رضا جوانمرد علی‌تپه[®]، فریبرز محمودی[©]، محمدرضا میبدی[§]

[®] دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد قزوین، قزوین

R_Javanmard@Qiau.ac.ir

[©] استادیار، دانشگاه آزاد قزوین، قزوین

FzMahmudi@Qiau.ac.ir

[§] استادیار، دانشگاه پلی تکنیک تهران، تهران

M.Meybodi@aut.ac.ir

چکیده

توصیفگر SIFT یکی از پرکاربردترین توصیفگرهایی است که در مقابل تغییراتی مانند چرخش، بزرگنمایی و کشیدگی تصویر استواری بالایی دارد. یکی از نسخه‌های توسعه یافته‌ی این توصیفگر، MGS-SIFT است که در مقابل تغییرات نورپردازی کارایی خوبی دارد. این روش بر پایه نقاط کلیدی استخراج شده بر روی تصویر کار می‌کند، که بالا بودن تعداد این نقاط نیاز به صرف زمان زیادی در فاز تطبیق و تشخیص دارد. لذا، در این مقاله سعی شده است تا با استفاده از تکنیک خوشه‌بندی با حذف نقاط مشابه، تعداد نقاط کلیدی کاهش داده شود. عبارت دیگر از خوشه‌بندی کاهشی جهت انتخاب نقاط کلیدی که دارای تمایز بیشتر و شباهت کمتری نسبت به دیگر نقاط دارند، استفاده شده است.

در نتایج آزمایشات، پیاده سازی موفقیت آمیزی از این کار ارائه شده است. کارایی الگوریتم پیشنهادی با مقایسه آن با الگوریتم پایه SIFT و نسخه‌ی MGS-SIFT روی مجموعه داده‌های ALOI بررسی شده است و مشاهده شد که با اضافه نمودن این روش به توصیفگر پایه MGS-SIFT نرخ بازشناسی تقریباً به میزان ۲ درصد افزایش یافته است.

کلمات کلیدی

تشخیص اشیاء، توصیفگرهای غیر حساس به بزرگنمایی و چرخش، خوشه‌بندی کاهشی

۱- مقدمه

استخراج نقاط کلیدی از تصویر یک شی که نماینده‌های خوبی برای توصیف آن شی باشند و بازشناسی مناسبی را تحقق بخشند، از چالش‌های بزرگ در حوزه بینایی ماشین است. کالبره کردن دوربین^۱، بازسازی سه بعدی^۲، ثبت تصاویر^۳، ناوبری ربات^۴، و تشخیص اشیاء تنها تعدادی از کاربردهای این ویژگی‌ها می‌باشند. به عنوان مثال در کاربرد بازشناسی شی، استفاده از این نقاط کلیدی را می‌توان طی ۳ قسمت اصلی زیر انجام داد: ۱- یافتن نقاط کلیدی^۵: که در یک راهکار کلی این مشکل با جستجو کردن در طول تصویر و یافتن نقاط منحصربفردی که دارای ویژگیهای خاصی هستند، انجام می‌گیرد. این نقاط را می‌توان با یافتن گوشه‌ها^۶، حفره‌ها^۷ و انشعاب‌های تی‌شکل^۸ در تصویر انجام داد. ۲- توصیف نقاط کلیدی: توصیف این نقاط باید به گونه‌ای باشد که در مقابل نویز محیط، تغییرات هندسی و نورپردازی، نمایش یکسانی را از نقاط کلیدی داشته و متمایز^۹ و غیر

حساس باشند. ۳- مرحله‌ی آخر هم تطبیق این نقاط بین تصاویر مختلف است. عموماً در این مرحله از روشهای محاسبه‌ی فاصله، همانند اقلیدسی و شهری^{۱۰}، میان بردارهای ویژگی که در مرحله‌ی قبل بوجود آمدند، استفاده می‌شود. در مقایسه‌ای که میان روشهای مختلف توصیف ویژگیها انجام شده است [1]، تبدیل ویژگی غیرحساس به بزرگنمایی (SIFT^{۱۱}) [2]، بارزترین توصیف را از شی ارائه داده است. MGS-SIFT^{۱۲} [3] نسخه‌ی بهبود یافته SIFT است که دارای کارایی بالاتری در شرایط نورپردازی مختلف دارد، اما تعداد نقاط کلیدی استخراج شده در آن بالاست، که محاسبات بیشتری را در پی خواهد داشت. این مساله در تصاویری که دارای پیچیدگی بیشتری هستند نمود بارزتری دارد. در روش پیشنهادی هدف کاهش تعداد نقاط کلیدی با ایده‌ی حذف نقاطی که شباهت بالایی با یکدیگر دارند می‌باشد. (شکل ۱) نوآوری مطرح شده در این مقاله که باعث کاهش اثر تطبیق بیش از حد^{۱۳} شده است، انتخاب نمونه‌های متمایز می‌باشد. عبارت دیگر در این روش، نقاطی که نقش مفیدی در توصیف و

توصیفگر CSIFT [6] اولین روشی است که ویژگی رنگ را در نظر گرفته است. این توصیفگر با این ایده که ویژگی رنگ حاوی اطلاعات مفیدی می‌باشد، مدل غیر حساس رنگ را به بردار ویژگی SIFT اضافه نمود. البته با این کار بار محاسباتی و پیچیدگی بالتری را برای تبدیلاتی نظیر بزرگنمایی، چرخش و ... به همراه داشته است. به همین دلیل در برخی موارد دارای کارایی مناسبی نمی‌باشد. در روشی متفاوت SIFT-CCH [7]، از ماتریس هم‌تفاقی^{۲۰} در جهت شرکت دادن ویژگی رنگی در توصیفگر SIFT استفاده کرده است. این روش بدلیل ترکیب این دو ویژگی در یک بردار ویژگی با نام SIFT-CCH معروف است. MGS-SIFT [3] نسخه‌ی جدید از توصیفگر پایه SIFT است که با هدف تقویت پایداری آن در مقابل نورپردازی های مختلف ارائه شده است.

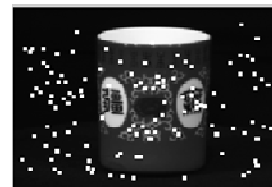
در این مقاله سعی شده است تا با ارائه روشی برای حذف نقاط کلیدی غیر مفید، سرعت و دقت الگوریتم MGS-SIFT بالا برود. بدیهی است که با اعمال روش پیشنهادی بر روی نسخه‌های مختلف این توصیفگر، می‌توان از مزیت‌های آن بهره‌مند شد.

برای جداسازی داده‌ها در زمانی که اطلاعی راجع به کلاسه‌های آنها در اختیار نباشد، از تکنیک‌های خوشه‌بندی استفاده می‌شود که از جمله، روش k میانگین [8] که یکی از ساده‌ترین روش‌هاست و با فرض داشتن k خوشه اولیه کار می‌کند. خوشه‌بندی فازی [9] که عموماً در کارهای تشخیص الگو^{۲۱} استفاده می‌شود و به هر نمونه این امکان را می‌دهد که عضو چندین خوشه باشد. هر یک از روش‌های فوق در مساله‌ای خاص کارایی خود را نشان می‌دهند. دلیل استفاده از تکنیک خوشه‌بندی کاهشی [11] کارایی خوب آن در خوشه‌بندی داده‌هایی است که هیچ اطلاعی از تعداد خوشه‌های مجموعه داده وجود ندارد.

۳- توصیفگر MGS-SIFT

از آنجایی که نوآوری مطرح شده در نسخه‌ی توسعه یافته توصیفگر SIFT است، لذا در این بخش توصیفگر MGS-SIFT مورد بررسی قرار گرفته است. توصیفگر SIFT امروزه به عنوان یکی از بهترین و قدرتمندترین ابزارها برای استخراج نقاط کلیدی غیر حساس به شرایط مختلف مانند چرخش، بزرگنمایی، تغییر نمای دید^{۲۲}، نویز، نورپردازی و تبدیل کشیدگی^{۲۳} است. به همین دلیل توجه زیادی در حوزه تشخیص اشیا بدان شده است. در این کاربرد با استفاده از تطبیق دادن نقاط کلیدی استخراج شده از تصویر اولیه، با نقاط معادل در تصویر نهایی و با در نظر گرفتن تعداد مشخصی از نقاط تطبیق یافته،

تشخیص نداشتند شناسایی شده و با حذف آنها دقت دسته‌بندی افزایش می‌یابد. یکی از مزیت‌های روش پیشنهادی انجام عمده پردازش‌های آن بصورت برون از خط^{۱۴} می‌باشد. بنابراین در زمان تست سربرار کمی خواهد داشت. آزمایشات عملی این مقاله نشان می‌دهد که روش پیشنهادی تاثیر بسزایی در افزایش کارایی نقاط باقیمانده و پیرو آن دقت دسته بندی داشته است.



شکل ۱- نقاط کلیدی استخراج شده (برگزیده از مرجع [14])

ادامه مقاله طبق ترتیب زیر است: روش‌های قبلی ارائه شده در حوزه تشخیص اشیا در قسمت دوم آورده شده است. در قسمت سوم، توصیفگر MGS-SIFT با جزئیات این روش توضیح داده شده است. نگاه کوتاهی به تکنیک‌های خوشه‌بندی در قسمت چهارم آمده است. روش پیشنهادی در بخش پنجم تشریح شده و در انتها، نتایج پیاده‌سازی آورده شده است.

۲- کارهای مرتبط قبلی

همانطور که گفته شده توصیفگرهای محلی قدرتمند که از استخراج نقاط کلیدی غیر حساس بدست می‌آیند، کاربرد فراوانی را در دو دهه اخیر در حوزه‌های بازیابی تصاویر، تنظیم دوربین، تشخیص اشیا و ... به خود اختصاص داده است. مهمترین چالش‌های مطرح شده در این حوزه غیر حساس بودن روش‌های پیشنهادی در مقابل تغییرات چرخش، انتقال، تغییر اندازه و نورپردازی می‌باشد. از میان کارهایی که تا به امروز ارائه گردیده است می‌توان گفت که توصیفگر SIFT بهترین نتایج در نرخ بازشناسی را داشته است، [1] لذا در ادامه نسخه‌های مختلف آن بررسی شده است. در هر کدام سعی شده است تا یکی از ویژگی‌های آن تقویت شود. در برخی موارد هم ویژگی‌های جدیدی مانند رنگ بدان اضافه شده است. مثلاً از روش PCA-SIFT^{۱۵} [4] جهت کاهش ابعاد بردار ویژگی SIFT پایه از ۱۲۸ به ۳۶ استفاده شده است. این روش بردار ویژگی را بررسی نموده و باعث کاهش پیچیدگی زمانی شد. اما آزادی عمل زیادی ندارد. در سال ۲۰۰۹ میچل^{۱۶} و یو^{۱۷} توصیفگر ASIFT^{۱۸} [5] را ارائه دادند. این توصیفگر علاوه بر داشتن تمایز ویژگی‌های SIFT قدرت بسیار بالایی در تصاویری که تبدیل کشیدگی^{۱۹} بروی آن اعمال شده است، دارد.

$m(x,y)$ و جهت $\theta(x,y)$ با استفاده از تفاوت میان پیکسل‌ها بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (5)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1)) / (L(x+1,y) - L(x-1,y))) \quad (6)$$

هیستوگرام جهت با استفاده از دامنه گرادیان برای یک نقطه ویژگی به همراه ناحیه‌ای از اطراف آن نقطه ایجاد می‌شود

۳-۳- نمایش توصیفگر نقاط کلیدی

در این مرحله بردار ویژگی اصلی ایجاد خواهد شد. در ابتدا دامنه گرادیان و جهت در اطراف نقطه کلیدی نمونه برداری می‌شود. دیوید لو^{۳۱} در آزمایشات خود از آرایه $4 \times 4 \times 8$ جهت در هر هیستوگرام استفاده نموده است. بنابراین طول بردار ویژگی $4 \times 4 \times 8 = 128$ عنصر برای هر نقطه ویژگی خواهد بود.

۳-۴- تطبیق بردارهای ویژگی

فاز تطبیق در مرحله تشخیص، با مقایسه هر یک از نقاط کلیدی استخراج شده از تصویر تست با مجموعه نقاط کلیدی مربوط به تصویر آموزشی انجام می‌گیرد. بهترین نقاط کاندید برای تطبیق، از طریق تشخیص نزدیکترین همسایه^{۳۲} در مجموعه نقاط کلیدی تصویر آموزشی یافت می‌شوند. نزدیکترین همسایه دارای کمترین فاصله با نقطه مطابقت است.

۴- خوشه بندی کاهشی^{۳۳}

در مواقعی که دیدگاه واضحی از تعداد خوشه‌هایی که بایستی برای مجموعه داده‌ای مشخص شود، وجود نداشته باشد این الگوریتم روشی سریع برای یافتن تعداد خوشه‌ها و همچنین مراکز آنها محسوب می‌شود. خوشه بندی کاهشی در اصل یک فرم تغییر یافته از روش Mountain است. در الگوریتم هر نقطه به عنوان یک پتانسیل برای مرکز خوشه در نظر گرفته می‌شود که اندازه‌گیری پتانسیل طبق معادله (۷) بدست می‌آید. [11]

$$P_i = \sum_{j=1}^n \frac{1}{\|x_i - x_j\|^\alpha} \quad (7)$$

که $\alpha = \frac{4}{1-\alpha}$ و $r_a > 0$ مقداری مثبت که به عنوان شعاع همسایگی برای هر مرکز خوشه تعریف می‌شوند. بنابراین پتانسیل تخصیص داده شده به هر خوشه به فاصله آن از نقاط دیگر وابسته است و منجر به خوشه‌هایی با پتانسیل بالا که همسایه متراکم است. بعد از محاسبه پتانسیل برای هر نقطه، یک نقطه که دارای بالاترین پتانسیل است به عنوان مرکز خوشه انتخاب می‌شود. ابتدا Z_1 به عنوان

بازشناسی انجام می‌شود. مراحل این توصیفگر را می‌توان به ۴ قسمت اصلی زیر تقسیم نمود.

۳-۱- تولید فضای MGS

با اعمال تبدیل پاور-لاو^{۳۴} روی تصویر ورودی فضای MGS ساخته می‌شود. این کار با تغییر مقدار گاما در تبدیل پاور-لاو حاصل می‌شود. (1) به عبارت دیگر از روی نمونه‌ی ورودی آموزشی نمونه‌های جدیدی با شرایط نورپردازی مختلف ایجاد می‌شود.

$$S = G^{r^2} \quad (1)$$

پارامتر c در این معادله مقدار مثبت و ثابتی است.

۳-۲- یافتن نقاط کلیدی

پس از تولید فضای MGS، مرحله‌ی یافتن نقاط کلیدی از تصاویر است. ۳ مرحله‌ی زیر برای استخراج این نقاط استفاده می‌شود.

۳-۲-۱- یافتن نقاط اکسترمم در فضای مقیاسی^{۳۵}

در این روش برای یافتن نقاط کلیدی در تصویر از تفاوت‌های گاوسین (DoG) استفاده شده است. فرآیند یافتن این نقاط، با ساخت یک هرم^{۳۶} از تصاویر و کانولوشن^{۳۷} تصویر $I(x,y)$ با فیلتر گاوسین $G(x,y,\sigma)$ شروع می‌شود. بنابراین فضای مقیاسی بصورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$L(x,y,\sigma) = I(x,y) * G(x,y,\sigma) \quad (2)$$

"*" نشان دهنده عملگر کانولوشن در x و y است و:

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

میزان تاری^{۳۸} با پارامتر انحراف استاندارد σ در تابع گاوسین کنترل می‌شود. فضای مقیاسی DoG با تفریق سطوح مقیاسی مجاور هم حاصل می‌شود:

$$D(x,y,\sigma) = [G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)] * I(x,y) \quad (4)$$

مرحله‌ی بعد یافتن نقاط ماکسیمم یا مینیمم از روی فضای مقیاسی تولید شده مرحله‌ی قبل می‌باشد که با مقایسه پیکسل‌های همجوار حاصل می‌شود.

۳-۲-۲- موقعیت یابی نقاط کلیدی^{۳۹}

در این مرحله برای داشتن نقاط کلیدی که نسبت به نویز حساسیت کمتری داشته و یا اینکه بر روی لبه‌ها واقع نشده باشند، در دو مرحله برخی نقاط کلیدی با استفاده از بسط تیلور استخراج شده را حذف می‌نماییم. [16]

۳-۲-۳- تخصیص جهت^{۴۰}

در این مرحله مقدمات ساخت بردار ویژگی اتفاق می‌افتد. برای هر نقطه کلیدی، جهتی بر اساس ویژگی‌های محلی تصویر اختصاص می‌یابد. برای هر تصویر نمونه $L(x,y)$ در این مقیاس، دامنه گرادیان

m تعداد نقاط کلیدی مربوط به یک تصویر می‌باشد. خوشه‌بندی کاهشی از میان این نقاط ویژگی تعدادی از آنها را که با k نشان داده شده است، انتخاب می‌کند. برای یک نمونه آموزشی S_i خواهیم داشت:

$$S_{i,j} = \{s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,k}\}, 1 \leq j \leq k \quad (10)$$

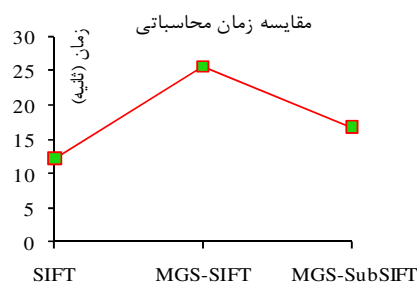
۶- نتایج آزمایشات

تمامی آزمایشات بر روی کامپیوتری با میزان حافظه رم 3^5 گیگا بایت، پردازشگر مرکزی 2.55^6 مگا هرتز و سیستم عامل ویندوز ۷ آزمایش شده است. همچنین مجموعه داده‌ی استفاده شده در آزمایشات ALOI [10] می‌باشد که شامل ۲۷ نمونه با نورپردازیهای مختلف برای ۱۰۰۰ شی متفاوت است. (شکل ۱ نمونه‌ای از آنها می‌باشد)

در آزمایش اول ۳ الگوریتم SIFT پایه، MGS-SIFT و MGS-SubSIFT را از نظر دقت دسته بندی مقایسه نموده ایم. (شکل ۳) مشاهده می‌شود که با حذف نقاط کلیدی که تاثیر منفی در دسته بندی داشته اند، دقت بالاتری بدست آمده است.



شکل ۳- مقایسه دقت دسته بندی اشیا



شکل ۴-مقایسه زمان محاسباتی

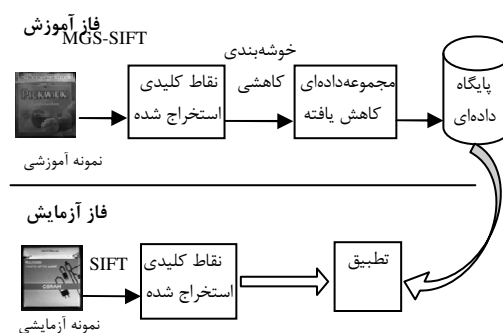
مرکز اولین گروه و پتانسیل آن با P_1 تعیین می‌شود. سپس پتانسیل P_i برای Z_i مطابق معادله ی (۸) کاهش می یابد.

$$P_i = P_i - P_1 * e^{-3[Z_i - Z_1]2P_1} = P_i - P_1 * e^{-3[Z_i - Z_1]^2} \quad (8)$$

اگرچه $\beta = 4/P_1$ و $r_0 > 0$ عددی مثبت است که همسایه‌ای را با کاهش قابل توجهی در چگالی تعیین می‌کند. بنابراین، نقطه‌ی داده‌ای که نزدیک به اولین خوشه است در مقدار چگالی صورت قابل توجه کاهش یافته است. این رویه (انتخاب مراکز و کاهش پتانسیل) مکرراً اجرا شده تا اینکه ضوابط و معیارهای توقف تامین گردد.

۵- روش پیشنهادی

فلوچارت زیر روند انجام فرآیندهای الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

پس از اعمال خوشه بندی کاهشی روی نقاط کلیدی استخراج شده توصیفگر SIFT از نمونه آموزشی، نقاط کلیدی اضافی حذف و در پایگاه داده‌ای مجموعه آموزشی ذخیره می‌شود. دقت شود که فرآیند فوق در حالت برون از خط 3^4 انجام می‌شود. در فاز تست پس از استخراج نقاط کلیدی از روی نمونه‌ی آزمایشی، عملیات تطبیق میان نقاط کلیدی این نمونه با نمونه‌های موجود در پایگاه داده انجام می‌شود. نزدیکترین نمونه که بیشترین نقاط تطبیق یافته را دارد به عنوان کلاس مورد نظر معرفی می‌شود.

۵-۱- ترکیب MGS-SIFT با خوشه بندی کاهشی

با فرض آن که مجموعه‌ای از اشیا S به شکل $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$ وجود داشته باشد، بازای هر s_i از مجموعه S ، مجموعه‌ای از نقاط کلیدی به همراه بردارهای ویژگی‌شان وجود دارد که توسط SIFT استخراج شده‌اند.

پس داریم:

$$S_{i,j} = \{s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,m}\}, 1 \leq j \leq m \quad (9)$$

[2] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features", in Proceedings of Seventh International Conference on Computer Vision, 19, p.15-17

[3] R. Javanmard, F. Mahmoudi, "MGS-SIFT: A New Illumination Invariant Feature Based on SIFT", submitted to 3rd International Conference on Machine Vision ICMV 2010, Hong Kong, China, 2010.

[4] E. Mortensen, H. Deng, and L. Shapiro, "A SIFT descriptor with global context", in Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.

[5] J-M. Morel, and G. Yu, "ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison" SIAM J. IMAGING SCIENCES, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009, Vol. 2, No. 2, pp. 438-469

[6] A.E. Abdel-Hakim, A.A. Farag, "CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics", in Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Conference, 2006, pp. 1978-1983.

[7] C. Ancuti, and P. Bekaert, "SIFT-CCH: Increasing the SIFT distinctness by Color Co-occurrence Histograms", 5th International Symposium on image and Signal Processing and Analysis (2007)

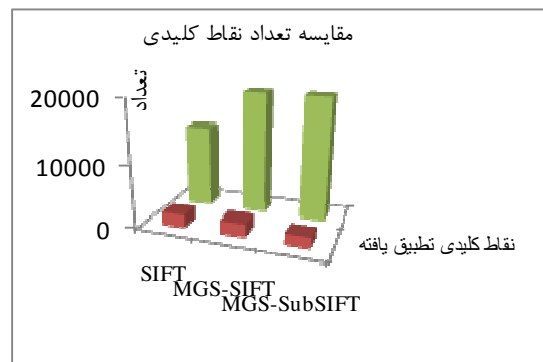
[8] J. B. MacQueen (1967): "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*", Berkeley, University of California Press, 1:281-297

[9] J. C. Dunn, A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters, *Journal of Cybernetics* 3;1973: 32-57.

[10] J. M. Geusebroek, G. J. Burghouts, and A.W. M. Smeulders. "The Amsterdam library of object images", *Int. J. Comput. Vision*, 61(1):103-112, January 2005.

[11] Chiu, S., "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, Vol. 2, No. 3, Sept. 1994.

- 1 - Camera Calibration
- 2 - 3D Reconstruction
- 3 - Image Registration
- 4 - Robot Navigation
- 5 - Keypoint
- 6 - Corner
- 7 - Bubbles
- 8 - T- Junction
- 9 - Distinctive
- 10 - Euclidean and Mahalanobis
- 11 - Scale Invariant Feature Transform
- 12 - Multi Gray Scale -SIFT
- 13 - Over fitting



شکل ۵ - تعداد نقاط کلیدی استخراج و تطبیق شده

در آزمایش دوم این سه الگوریتم از نظر زمان محاسبه در فاز تطبیق یا تست با یکدیگر مقایسه شده‌اند. همانطور که در شکل ۲ مشخص است از نظر زمانی الگوریتم پیشنهادی از MGS-SIFT بهتر بوده است اما با الگوریتم SIFT پایه رقابت نزدیکی دارد، همانطور که گفته شد با اضافه شدن فضای MGS به SIFT پایه بار محاسباتی بالا خواهد رفت که با تکنیک ارائه شده در این مقاله تا اندازه‌ای این سربار کاهش یافته است. تعداد نقاط کلیدی استخراج شده و تطبیق یافته نیز در آزمایش سوم آورده شده‌اند. (شکل ۵) مشخص است که نسبت کاهش تعداد نقاط کلیدی با نسبت تطبیق آنها کمتر شده است. بنابراین می‌توان گفت که این کاهش تاثیر منفی نداشته است.

نتیجه گیری

دو پارامتر مهم که بایستی توسط توصیفگرها ارضا شوند پایداری^{۳۷} (قابلیت تکرار پذیری در مقابل تغییرات) و تمایز^{۳۸} (داشتن حداقل اطلاعات جهت توصیف اشیا) است. همانطور که مشاهده شد، روش پیشنهادی در این مقاله یکی از معروفترین توصیفگرها در حوزه بینایی ماشین را از دو جنبه پایداری و تمایز مورد بررسی قرار داد. با توجه به اینکه توصیفگر SIFT نسبت به تبدیلات چرخش، بزرگنمایی و کشیدگی تصویر، غیر حساس می‌باشد با تقویت آن از نظر دقت و زمان محاسباتی کارایی آن را بالاتر برده‌ایم. اینکار با حذف نقاط کلیدی که بدلیل مناسب نبودن اثر منفی در یادگیری داشته‌اند انجام می‌شود. عبارت دیگر بدنبال نقاطی هستیم که دارای تمایز بالاتری نسبت به نقاط دیگر هستند.

مراجع

[1] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Scale and Affine Invariant Interest Point Detectors", *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 60, 2004, pp. 63-86.

-
- 14 - Off line
 - 15 - Principal Component Analysis SIFT
 - 16 - Michel
 - 17 - Yu
 - 18 - Affine-SIFT
 - 19 - Affine transform
 - 20 - Co-Occurrence
 - 21 -Pattern recognition
 - 22 - changing in viewing direction
 - 23 - Affine
 - 24 - Power-Law
 - 25 - Scale-Space
 - 26 - Pyramid
 - 27 - Convolution
 - 28 - Blurring
 - 29 - Keypoint localization
 - 30 - Orientation assignment
 - 31 - David Lowe
 - 32 - Nearest neighbor
 - 33 - Subtractive Clustering
 - 34 - Off-line
 - 35 - RAM
 - 36 - CPU
 - 37 - Stability
 - 38 - Distinctiveness