

کاهش نقاط ویژگی در توصیفگر SIFT با استفاده از خوشه‌بندی کاهشی

رضا جوانمرد علی‌تپه[®]، فربرز محمودی[©]، محمدرضا میبیدی[§]

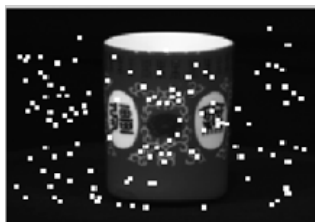
© دانشگاه آزاد قزوین R_Javanmard@Qiau.ac.ir

® دانشگاه آزاد قزوین FzMahmudi@Qiau.ac.ir

§ دانشگاه پلی تکنیک تهران M.Meybodi@aut.ac.ir

چکیده.

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^۱: که در یک راهکار کلی این مشکل با جستجو کردن در طول تصویر و یافتن نقاط منحصر بفردی که دارای ویژگیهای خاصی هستند، انجام می‌گیرد. این نقاط را می‌توان با یافتن گوشه‌ها^{۱۱}، حفره‌ها^{۱۲} و انشعاب‌های تی شکل^{۱۳} 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^{۱۴} 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^{۱۵}، 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 غیر حساس به بزرگنمایی (SIFT) [2]، [3] بارزترین توصیف را از شی ارائه داده است. توصیفگر SIFT روی نقاط کلیدی غیرحساسی که از طریق تفاوت‌های گاوسی^{۱۶} (DoG) استخراج شده است تکیه می‌کند.



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

توصیفگر^۱ SIFT یکی از پرکاربردترین توصیفگرهایی است که در مقابل تغییراتی مانند چرخش^۲، بزرگنمایی^۳، کشیدگی^۴ تصویر و نورپردازی استواری بالایی دارد. این روش بر پایه نقاط ویژگی 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 تعداد نقاط ویژگی با حذف نقاط مشابه کاهش داده شود. بعبارت دیگر از خوشه‌بندی کاهشی^۵ جهت انتخاب نقاط ویژگی 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 و الگوریتم پایه SIFT روی مجموعه داده‌های ALOI بررسی شده‌اند و مشاهده شد که با اضافه نمودن این روش به توصیفگر پایه SIFT نرخ بازشناسی به میزان ۲ درصد افزایش و پیچیدگی زمانی ۱,۰۳۵۷۲۸ ثانیه کمتر شده 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 در نماهای مختلف دارای پایداری بوده و بازشناسی مناسبی را تحقق بخشند، از چالش‌های بزرگ در حوزه بینایی ماشین است. کالبره کردن دوربین^۶، بازسازی^۳ بعدی^۷، ثبت تصاویر^۸، ناوبری ربات^۹، و تشخیص اشیاء تنها

8 - Image Registration

9 - Robot Navigation

10 - Keypoint

11 - Corner

12 - Bubbles

13 - T- Junction

14 - Distinctive

15 - Euclidean and Mahalanobis

16 - Difference of Gaussian

1 - Scale Invariant Feature Transform

2 - Rotation

3 - Scale

4 - Affine

5 - Subtractive clustering

6 - Camera Calibration

7 - 3D Reconstruction

این توصیفگر دارای دقت مناسبی است، اما تعداد نقاط ویژگی استخراج شده بالاست، که محاسبات بیشتر را در پی خواهد داشت. این مساله در تصاویری که دارای پیچیدگی بیشتری هستند نمود بیشتری دارد. در روش پیشنهادی هدف کاهش تعداد نقاط ویژگی با ایده‌ی حذف نقاطی که شباهت بالایی با یکدیگر دارند، می‌باشد. نوآوری مطرح شده در این مقاله باعث کاهش اثر تطبیق بیش از حد^{۱۷} شده است، انتخاب نمونه‌های متمایز می‌باشد. عبارت دیگر در این روش، نقاطی که نقش مفیدی در توصیف و تشخیص نداشتند شناسایی شده و با حذف آنها دقت دسته‌بندی افزایش یافت.

یکی از مزیت‌های روش پیشنهادی انجام عمده پردازش‌های آن بصورت برون از خط^{۱۸} می‌باشد. بنابراین در زمان تست سربار 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.

ادامه مقاله طبق ترتیب زیر است: روش‌های قبلی ارائه شده در حوزه تشخیص اشیا در قسمت دوم آورده شده است. در قسمت سوم، توصیفگر پایه 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 پیاده سازی 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.

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. مثلا از روش PCA-SIFT^{۱۹} [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. SIFT با مفهوم کلی خصوصیات توصیفگرهای محتویات شکل [5] را در جهت بالا بردن توان تمایز در مواقعی که ساختار بافتی شبیهی در تصاویر اتفاق افتاده است، به بردار ویژگی قبلی اضافه می نماید. در سال ۲۰۰۹ میچل^{۲۰} و یو^{۲۱} توصیفگر ASIFT^{۲۲} [6] را ارائه دادند. این توصیفگر علاوه بر داشتن تمایز ویژگی‌های SIFT قدرت بسیار بالایی در تصاویری که تبدیل کشیدگی^{۲۳} بروی آن اعمال شده است، دارد.

توصیفگر SFIT-CCH [7]، از ماتریس هم اتفاقی [8] در جهت شرکت دادن ویژگی رنگی در توصیفگر SIFT استفاده شده است. ماتریس هم اتفاقی اولیه بروی تصاویر سطح خاکستری کاربرد داشت ولی نسخه‌های دیگری از آن روی تصاویر رنگی هم قابل استفاده می‌باشد. این روش بدلیل ترکیب این دو ویژگی در یک بردار ویژگی با نام SIFT-CCH معروف است.

همانطور که مشاهده می‌شود روش‌های فوق در جهت اهداف متفاوتی مطرح گردیده‌اند مثلا دو روش آخر در زمانی که ما دو تصویر کاملا همسان با دو رنگ متفاوت داشته باشیم استفاده می‌شود. اما در این مقاله سعی شده تا با ارائه روشی برای حذف نقاط کلیدی اضافی سرعت و دقت الگوریتم SIFT پایه بالا برود. لذا با اعمال روش پیشنهادی بر روی نسخه‌های مختلف این توصیفگر می‌توان از مزیت‌های آن بهره‌مند شد.

تکنیک‌های خوشه‌بندی مختلفی از جمله روش k میانگین [9] که یکی از ساده‌ترین روش‌هاست و با فرض داشتن k خوشه اولیه کار می‌کند، خوشه‌بندی فازی [10] که عموما در کارهای تشخیص الگو^{۲۴} استفاده می‌شود و به هر نمونه این امکان را می‌دهد که عضو چندین خوشه باشد. خوشه‌بندی سلسله مراتبی [11] در ابتدا داده‌ها را به دو مجموعه، سپس هر کدام را به دو قسمت دیگر و به همین ترتیب ادامه می‌دهد. هر یک از روش‌های فوق در مساله‌ای خاص کارایی خود را نشان می‌دهند. دلیل استفاده از تکنیک خوشه‌بندی کاهش^{۱۲} کارایی خوب آن در خوشه‌بندی داده‌هایی است که هیچ اطلاعی از تعداد خوشه‌های مجموعه داده وجود ندارد.

۳- توصیفگر SIFT پایه

20 - Michel

21 - Yu

22 - affine-SIFT

23 - Affine transform

24 - Pattern recognition

17 - Over fitting

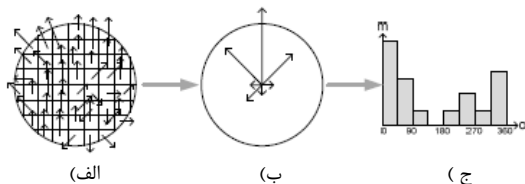
18 - Off line

19 - Principal Component Analysis SIFT

مرحله‌ی بعد یافتن نقاط ماکسیمم یا مینیمم در هر اکتاو است. این کار را با مقایسه هر پیکسل با همسایه‌های ۲۶ گانه در ناحیه ۳*۳ تمامی سطوح DoG مجاور در همان اکتاو انجام می‌گیرد. اگر نقطه‌ی مورد نظر بزرگتر یا کوچکتر از تمامی همسایگانش بود به عنوان نقطه‌ی مورد نظر انتخاب می‌شود.

۳-۲- 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. (شکل-۳) دیوید لو^{۳۰} در آزمایشات خود بجای استفاده از آرایه‌ی ۲*۲ برای هیستوگرام‌های جهت از آرایه ۴*۴ با ۸ جهت در هر هیستوگرام استفاده نموده است. بنابراین طول بردار ویژگی ۱۲۸=۴*۴*۸ عنصر برای هر نقطه ویژگی خواهد بود.



شکل ۳- هیستوگرام جهت گرادیان. الف) دامنه و جهت گرادیان (۴*۴ پیکسل) ب) مجموع گرادیان ها ج) هیستوگرام

۳-۳- 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^{۳۱} در مجموعه نقاط کلیدی تصویر آموزشی یافت می‌شوند. نزدیکترین همسایه دارای کمترین فاصله با نقطه مطابقت است.

۴- خوشه بندی کاهشی (Subtractive Clustering)

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. گاهی اوقات مراکزی که توسط این روش تخمین زده شده‌اند به عنوان نقاط اولیه برای دیگر الگوریتم‌های خوشه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این تکنیک از آن جهت بکار گرفته شده است که بتواند نقاط کلیدی یا نمونه‌های متمایز را

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^{۲۵}، نویز، نورپردازی و تبدیل کشیدگی است. به طور کلی مراحل استفاده از این توصیفگر را می‌توان به ۳ قسمت اصلی زیر تقسیم نمود.

۳-۱- یافتن نقاط کلیدی

مرحله‌ی اول در تمامی روشهایی که بروی نقاط خاصی (کلیدی) از تصویر کار می‌کنند یافتن آنها است. در این روش برای یافتن نقاط کلیدی در تصویر از تفاوت‌های گاوسین (DoG) استفاده شده است. فرآیند یافتن این نقاط، با ساخت یک هرم^{۲۶} از تصاویر و کانولوشن^{۲۷} تصویر $I(x,y)$ با فیلتر گاوسین $G(x,y,\sigma)$ شروع می‌شود. بنابراین فضای مقیاسی بصورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$L(x,y,\sigma) = I(x,y) * G(x,y,\sigma) \quad (1)$$

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

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

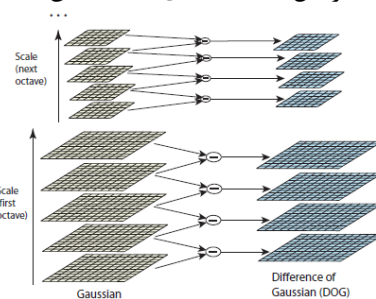
میزان تاری^{۲۸} با پارامتر انحراف استاندارد σ در تابع گاوسین کنترل می‌شود. فضای مقیاسی DoG با تفریق سطوح مقیاسی مجاور هم حاصل می‌شود:

$$D(x,y,\sigma) = [G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)] * I(x,y) \quad (3)$$

با استفاده از عبارت (۱) خواهیم داشت:

$$D(x,y,\sigma) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (4)$$

در شکل ۲ مراحل ساخت فضای DoG نشان داده شده است.

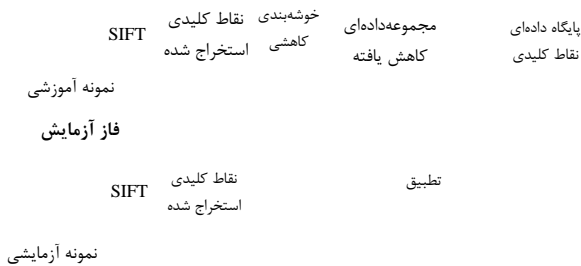


شکل ۲- برای هر اکتاو^{۲۹} از فضای مقیاسی تصاویر اولیه با فیلتر گاوسین کانوالو می‌شوند و مجموعه سمت چپ را می‌سازند. تصاویر گاوسین مجاور هم از یکدیگر تفریق شده و مجموعه DoG را در سمت راست تشکیل می‌دهند. در هر اکتاو اندازه تصاویر نصف می‌شود.

30 - David Lowe
31 - Nearest neighbor

25 - changing in viewing direction
26 - Pyramid
27 - Convolution
28 - Blurring
29 - Octave

فاز آموزش



شکل ۴- فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

پس از اعمال خوشه‌بندی 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^{۳۲} انجام می‌شود. در فاز تست پس از استخراج نقاط ویژگی 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 SIFT با خوشه‌بندی 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. (شکل ۵) عبارت دیگر هر سطر از این جدول، نماینده یکی از نقاط ویژگی از تصاویر آموزشی ما است، که با $S_{i,j}$ نمایش داده می‌شود.

	Feature Vector												
	1	2	3	4	...	129	130						
1													
2													
3													
4													
...													
m													

شکل ۵- نقاط کلیدی به همراه بردار ویژگی مربوطه برای یک تصویر از مجموعه آموزشی (S_i). (X, Y) مختصات نقطه ویژگی است.

پس داریم:

$$S_{i,j} = \{S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,m}\}, 1 \leq j \leq m \quad (7)$$

m تعداد نقاط کلیدی مربوط به یک تصویر می‌باشد.

از میان انبوهی از رکوردهای مجموعه داده‌ها که هر رکورد حاوی ویژگی‌های یک نقطه کلیدی است، استخراج نماید.

خوشه‌بندی کاهشی در اصل یک فرم تغییر یافته از روش Mountain است [12]. در الگوریتم هر نقطه به عنوان یک پتانسیل برای مرکز خوشه در نظر گرفته می‌شود که اندازه‌گیری پتانسیل طبق معادله (۵) بدست می‌آید. [13]

$$P_i = \sum_{j=1}^N e^{-\alpha [z_i - z_j]^2} \quad (5)$$

که $\alpha = 4/r_a^2$ 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 مرکز اولین گروه و پتانسیل آن با p_1 تعیین می‌شود. سپس پتانسیل P_i برای Z_i مطابق معادله (۶) کاهش می‌یابد.

$$P_i = P_i - P_1 * e^{-3[z_i - z_1]^2} p_i = p_i - p_1 * e^{-\beta [z_i - z_j]^2} \quad (6)$$

اگرچه $\beta = 4/r_b^2$ و $r_b > 0$ عددی مثبت است که همسایه‌ای را با کاهش قابل توجه‌ای در چگالی تعیین می‌کند. بنابراین، نقطه‌ای 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. به علاوه دو سطح آستانه نیز تعریف شده است. یکی بالای نقطه‌ای است که برای یک مرکز خوشه انتخاب شده و دیگری زیر نقطه‌ای که حذف شده است.

۵- روش پیشنهادی

فلوچارت فوق روند انجام فرآیندهای الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی هم توانسته است دقت را بالا ببرد و هم پیچیدگی محاسباتی را تا حدی کاهش دهد.

زمان محاسباتی	میزان کاهش (درصد)	دقت (درصد)	روش - دقت دسته بندی
۱۱,۵۲۱	-	۹۴	SIFT پایه
۱۰,۲۰۸	۱۱,۱۳۰۱	۹۶	Subtractive-SIFT

جدول ۱- نتایج پیاده سازی - مقایسه دو توصیفگر SIFT پایه و Subtractive SIFT

نتیجه گیری

همانطور که مشاهده شد، روش پیشنهادی در این مقاله یکی از معروفترین توصیفگرها در حوزه‌ی بینایی ماشین را از دو جنبه‌ی 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 ویژگی 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.

قدردانی

این پروژه توسط مرکز تحقیقات مکترونیک دانشگاه آزاد قزوین-MRL پشتیبانی می‌شود.

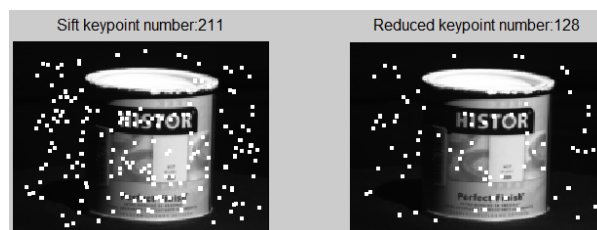
مراجع

- [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.
- [2] D. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features", in Proceedings of Seventh International Conference on Computer Vision, 19, p. 15-17
- [3] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale percent Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, vol. 2, no. 60, 2004, pp. 91-110.
- [4] Y. Re, and R. Sukthankar, "PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors", in Proceedings of Conference WEEE Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, 2004, pp. 506-513.
- [5] S. Belongie, J. Malik and J. Puzicha, "Shape matching and object recognition using shape contexts,"

خوشه‌بندی کاهشی از میان این نقاط ویژگی، k تا از آنها را انتخاب می‌کند. برای یک نمونه‌ی آموزشی s_i خواهیم داشت:

$$s_{i,j} = \{s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,k}\}, 1 \leq j \leq k \quad (8)$$

در شکل ۶ کاهش تعداد نقاط ویژگی نشان داده شده است.



شکل ۶- تعداد نقاط کلیدی استخراج شده با SIFT پایه (سمت چپ) کاهش تعداد نقاط ویژگی با خوشه بندی کاهشی. [14]

۵-۲- مقدار بهینه‌ی شعاع خوشه‌بندی کاهشی (r)

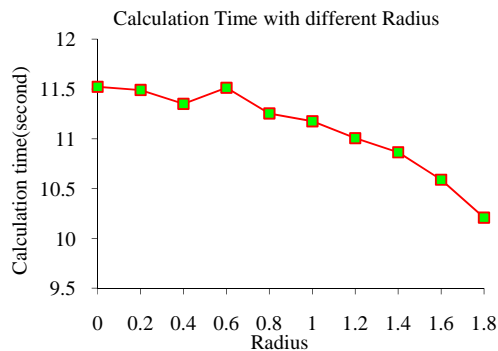
مقدار بهینه‌ی r با آزمایش مقادیر مختلف شعاع در الگوریتم خوشه‌بندی کاهشی بدست آمده است. شکل ۷ نشان می‌دهد که از میان مقادیر محدوده‌ی ۰ تا ۱,۸ بالاترین دقت توسط شعاع ۱,۴ و ۱,۶ حاصل شده است. اما با توجه به میزان کاهش و زمان محاسباتی در شکل ۸ و ۹ شعاع ۱,۴ به عنوان شعاع بهینه در نظر گرفته شده است.

۶- نتایج آزمایشات

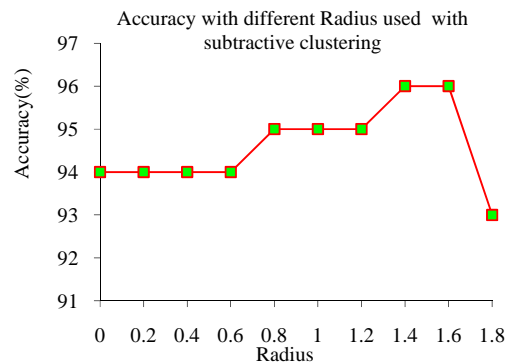
تمامی آزمایشات بر روی کامپیوتری با میزان حافظه رم ۳^{۳۳} گیگا بایت، پردازشگر مرکزی ۲,۵۵^{۳۴} مگا هرتز و سیستم عامل ویندوز ۷ آزمایش شده است.

همچنین مجموعه داده‌ی استفاده شده در آزمایشات ALOI [14] می‌باشد که شامل ۲۷ نمونه با نورپردازیهای مختلف برای ۱۰۰۰ شی متفاوت است. (شکل ۱۰ نمونه‌ای از آنها می‌باشد) در آزمایشات، ما از روش k برابر ۳۵ استفاده نموده‌ایم. در آزمایش اول تعداد نقاط تطبیق یافته با دو روش مقایسه شده‌اند. تعداد نقاطی که توسط الگوریتم Subtractive-SIFT تطبیق یافته است بیشتر از تعداد نقاط الگوریتم SIFT پایه می‌باشد. (شکل ۱۰) لذا الگوریتم پیشنهادی دارای قدرت تشخیص بالاتری در تطبیق نقاط ویژگی است.

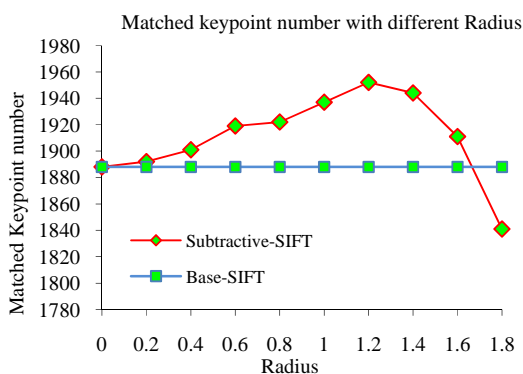
در آزمایش دوم تعداد نمونه‌های آموزش و تست متفاوت در نظر گرفته شدند. همانطور که نتیجه آزمایشات در جدول ۱ نشان



Intelligence, 2002 24(4):509-522

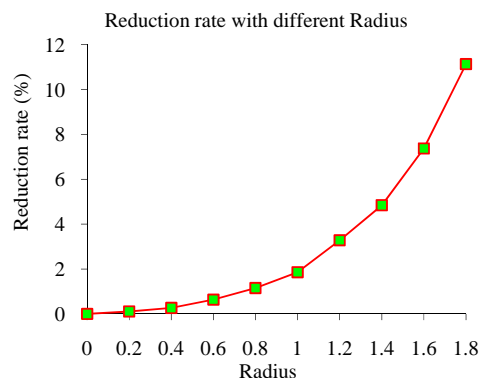


WEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine



۸- بررسی تاثیر پارامتر r در زمان محاسبات

شکل ۱۰- مقایسه SIFT پایه با Subtractive-SIFT



شکل ۷- بررسی تاثیر پارامتر r در میزان دقت شکل

شکل ۹- بررسی تاثیر پارامتر r در میزان کاهش نقاط ویژگی

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

[13] R.P. Paiva, A. Dourado, Interpretability and learning in neuro-fuzzy systems, *Fuzzy Sets Syst.* 147 (1) 17-38. (2004)

[14] 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.

[6] 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

[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] S-O Shim, T-S Choi, "Image Indexing by Modified Color Co-occurrence Matrix", *EEE International Conference on Image Processing*, vol. 3, 2003, pp. 493-496.

[9] 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

[10] 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.

[11] S. C. Johnson (1967): "Hierarchical Clustering Schemes" *Psychometrika*, 2:241-254