

بررسی استفاده از الگوریتم بهینه سازی مورچه ها در تشخیص لبه عکس

علی ندری^۱، محمدرضا امینی^۲

^۱ کارشناسی ارشد، گروه عمران، واحد بروجرد، دانشگاه آزاد اسلامی، بروجرد، ایران

^۲ عضو هیئت علمی، گروه عمران، واحد بروجرد، دانشگاه آزاد اسلامی، بروجرد، ایران

چکیده

تشخیص لبه بخش مهمی از پردازش تصویر بوده و برای بسیاری از حوزه های تحقیقاتی بینایی ماشین و تقسیم بندی تصویر سودمند است. تشخیص لبه جزئیات مهمی را برای کارهای پردازشی سطح بالا مثل تشخیص ویژگی و غیره را فراهم می کند. موفقیت تشخیص لبه به محاسبه بهینه آستانه بستگی دارد. این مطالعه اجرای یک روش جدید تشخیص لبه تصویر بر مبنای بهینه سازی گروه مورچه ها مورد بحث قرار داده است. بهینه سازی گروه مورچه ها از طبیعت الهام گرفته شده است. مزایای مختلف گروه مورچه ها مثل نشانه ورزی، محاسبات توزیع شده، تبخیر فرمون، تصمیم گیری بر مبنای قانون تناسب تصادفی را در نظر می گیرد. این ویژگی ها کاملاً برای تعیین ماتریس فرمون مفید هستند. ماتریس فرمون حاوی اطلاعات مربوط به لبه است. لبه ها مناطقی با شدت تند هستند. ماتریس فرمونی که به این روش به دست می آید با کمک اندازه تفکیک پذیری طبقه و نسبت F پردازش می شود. خروجی نسبت F شاخصی را فراهم می کند که منجر به تعیین آستانه بهینه می شود. این میزان آستانه برای ساخت نقشه - لبه مورد استفاده قرار می گیرد. نتایج شبیه سازی با استفاده از نرم افزار MATLAB موفقیت نقشه - لبه ساخته شده توسط روش پیشنهاد شده در این تحقیق را با کمک عوامل آماری مثل کاپا، FOM، فاصله Hausdorff و Baddeleys's Delta Metric ارزیابی گردید. نتایج به دست آمده با ردیاب های لبه سنتی مقایسه شدند.

واژه های کلیدی: پردازش تصویر، تشخیص لبه عکس، الگوریتم بهینه سازی مورچه ها.

مقدمه

گروه های مورچه ها علاوه بر اینکه ساده و ذاتا کوچک هستند نظام های تقسیم شده ای هستند که می توانند سازماندهی اجتماعی بسیار منظمی را انجام دهند. این زمانی اتفاق می افتد که آنها قادر به انجام بسیاری از کارهای پیچیده هستند که خیلی فراتر از تواناییهای یک مورچه به تنهایی است. الگوریتم های مورچه ای ویژگی اساسی را از مورچه های واقعی می گیرند و در طراحی الگوریتمهای جدید برای پیشرفت بهینه سازی نظام های تقسیم شده مفید هستند. اصول خود سازمانده مورچه های واقعی که مبنای رفتار بسیار تنظیم شده می تواند بیشتر برای ایجاد بعضی از الگوریتم های مربوط به مسئله ها محاسبه ای مورد تحقیق قرار گیرد. بعضی از این ویژگی ها جستجو برای علف، تقسیم کار، طبقه بندی بچه ها و حمل و نقل تعاملی هستند (دوریگو^۱ و همکاران، ۲۰۰۴). از نظر بعضی از زیست شناسان این کاملا مشهود است که اعضای حسی بصری مورچه های واقعی ذاتا ناقص هستند و در بعضی موارد آنها کاملا نابینا هستند.

یک لبه می تواند به عنوان گروهی از پیکسل های متصل به هم که بین مرزهای دو منطقه قرار گرفته اند تعریف شود. لبه همچنین می تواند برای مثال در تصاویر دوتایی به عنوان پیکسل های سیاه با نزدیکترین همسایه سفید تعریف شود. در بررسی مکان مراکز لبه های ضخیم، چنین استنتاج می شود که در نقطه لبه معنادار، سطح خاکستری باید از پس زمینه در آن نقطه قوی تر باشد. در ارتباط با حوزه محلی، تصمیم گیری در مورد معنادار بودن این است که آستانه ای را انتخاب کنیم. بنابراین در یک تصویر ۲ بعدی نقطه ای را به عنوان نقطه لبه در نظر می گیریم که در آن اولین مشتق بزرگتر از آستانه داده شده باشد. مجموعه ای از این نوع نقطه ها که معیار از قبل تعیین شده را برآورده کنند، هنگامی که به هم وصل می شوند یک لبه را شکل می دهند. بخش لبه می تواند به جای لبه مورد استفاده قرار گیرد اگر طول لبه در تصویر کوتاه باشد. مکان لبه ها می تواند به عنوان عبور صفر از دومین مشتق تعریف شود. مشتق اول می تواند به عنوان گرادیان یک تصویر تعریف شود. مشتق مرتبه دوم می تواند به عنوان لاپلاس یک تصویر در نظر گرفته شود (گوس^۲، ۱۹۸۹).

آشکارسازی لبه ها به صورت بنیادی برای تحلیل تصاویر، برای مثال قطعه بندی تصویر، ثبت نام و شناسایی است (گوس، ۱۹۸۹). این پراستفاده ترین شکل شناسایی در تصاویر خاکستری است (گنزالس^۳ و همکاران، ۱۹۹۲). انتظار از آشکارساز لبه ایده آل (آچاریا^۴ و همکاران، ۲۰۰۵) این است که هر نقطه لبه واقعی موجود در تصویر نباید آشفته شوند و همچنین خطاهای آشکارسازی لبه باید تا اندازه ممکن کاهش یابد. بین این دو الزام اغلب باید مصالحه ای صورت گیرد. انتخاب نقطه آستانه بهینه مناسب نیاز حداقلی هر آشکارساز لبه است. مقدار آستانه نباید پایین باشد زیرا می تواند منجر به ردیابی نویز به عنوان لبه ها شود و همچنین مقدار آستانه بالا باعث می شود بعضی نقاط لبه واقعی ردیابی نشده باقی بمانند. لبه یابی تصاویر یکی از مهمترین عملیات در پردازش تصویر به شمار می رود. به علت کاربردهای وسیع تصاویر رنگی، لبه یابی این تصاویر از اهمیت ویژه ای برخوردار است. در مقایسه با تصاویر منوگروم، اطلاعات موجود در تصاویر رنگی زیاده تر بوده و کاربردهای آن نیز وسیع تر می باشد؛ بنابراین در سالهای اخیر تحقیقات بسیاری بر روی لبه یابی تصاویر رنگی انجام شده است. در مطالعه حاضر به تشخیص لبه های تصویر با استفاده از الگوریتم بهینه سازی مورچه ها پرداخته خواهد شد.

ادبیات تحقیق

تشخیص لبه به فرایند استخراج لبه ها از تصویر در نقاطی که تغییرات و گستگگی های ناگهانی وجود دارد، اشاره می کند. این نقاط لبه استخراج شده از یک عکس بینشی را برای جزییات مهم در حوزه تحلیل تصویر و بینایی ماشین را فراهم می کند

¹ Dorigo

² Goss

³ Gonzalez

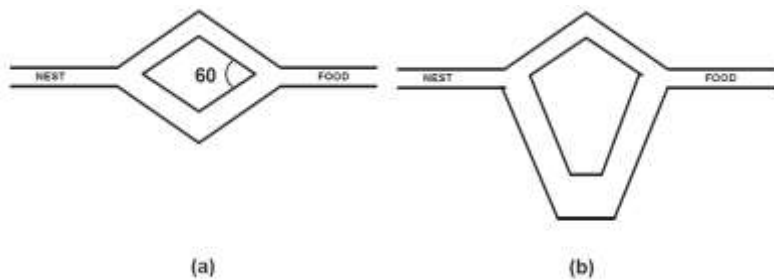
⁴ Acharya

(راجزواری^۵ و همکاران، ۲۰۱۱) و به عنوان مرحله ای پیش پردازشی برای استخراج ویژگی و شناسایی اشیاء عمل می کند (ورما^۶ و همکاران، ۲۰۱۱). برای این منظور روشهای مختلفی در مراجع گزارش شده اند. در شکل (۱) آزمایش دوپل^۷ نشان داده شده است. آنچه در این آزمایش اتفاق می افتد به صورت زیر است این است:

در مورد اول مورچه ها روی دو پل با طول مساوی راه می روند. در اینجا مشاهده می شود که در مرحله اول هر دو راه تعداد یکسانی از مورچه ها را روی خود دارند و پس از آن تعداد مورچه های یکی بیشتر از دیگری می شود.

در آزمایش دوم یک راه دو برابر طولانی تر از راه دیگری است (گوس، ۱۹۸۹). در ابتدا انتخاب برای هر دو راه مساوی است اما بعد از مدتی آنچه اتفاق می افتد این است که مورچه ها از میان دو راه، مسیر کوتاهتر را انتخاب می کنند.

یک مورد سوم را نیز می توان مطالعه نمود که در آن راه کوتاهتری پس از مدت طولانی تری اضافه می شود و آنچه اینجا اتفاق می افتد این است که مورچه ها هنوز به خاطر ذات خود محرکی و تبخیر آهسته مسیره های فرمونی به راه طولانی تر چسبیده اند.



شکل (۱): آزمایش دو پل

طبیعت مورچه های مصنوعی

از آزمایش دوپل کاملاً واضح است که مورچه ها قابلیت بهینه سازی را دارند: یعنی آنها می توانند بین دو نقطه در محیط بر اساس قواعد فرضیه ی احتمال بر مبنای اطلاعات محلی کوتاه ترین راه را انتخاب کنند. این مفهوم بیشتر مورد تحقیق قرار می گیرد و تلاش می شود که در مورد مورچه های مصنوعی به اجرا درآید. این مورچه های مصنوعی بیشتر برای رسیدن به راه های کوتاه تر روی نمودار متصل مورد استفاده قرار می گیرند. اما مشکلی که در این مورد به وجود می آید این است که مورچه ها در حالی که راه حل را می سازند حلقه ها را تولید می کنند. حذف به روز رسانی فرمون جلویی راه حل این مشکل است. اما این کار منجر به اختلال در سیستم خواهد شد. حتی آزمایش پل دوگانه نیز با انجام این کار نمی تواند صورت گیرد.

بنابراین ویژگیهای مورچه های مصنوعی به روشی آماده شده اند که می توانند مسئله راه با در نظر گرفتن مسیر با کمترین هزینه روی گراف های عمومی^۸ حل کنند. بنابراین آنها مورچه هایی هستند که مقداری حافظه محدود دارند که در آن قادر به یاد آوردن راههای پیموده شده و همچنین هزینه اتصالات مربوطه را دارا می باشند. با کمک حافظه آنها می توانند راه حلهایی را برای مسائلی که در آنها نیاز به تعیین کم هزینه ترین است پیدا نمایند. این رفتارها به این شکل هستند (۱) بدون به روز رسانی فرمون جلویی، ساخت راه حل های احتمالی بر اساس مسیره های فرمونی (۲) تعیین مسیر برگشت با حذف حلقه و با به روز رسانی فرمون (۳) ارزیابی کیفیت و استفاده از راه حلهای تولید شده برای تعیین میزان فرمون ذخیره شده. همچنین

⁵ Rajeswari

⁶ Verma

⁷ Double bride experiment

⁸ Generic graphs

مشاهده شده است که با در نظر گرفتن تبخیر فرمون عملکرد مورچه ها بسیار افزایش می یابد. الگوریتمی که می خواهیم مورد بحث قرار دهیم بهینه سازی گروه مورچه ها (S-ACO) است.

بهینه سازی گروه مورچه کاملاً در دو حالت عمل می کند: حرکت رو به عقب و حرکت رو به جلو. روش حرکت رو به جلو مربوط به زمانی که مورچه از لانه به سمت منبع غذا حرکت می کند و در حالت حرکت رو به عقب مربوط به زمانی است که مورچه که از منبع غذا به لانه حرکت می کند.

فرا اکتشافی بهینه سازی گروه مورچه توسط Dorigo و همکارانش شروع شد. بهینه سازی گروه مورچه نوعی از فرا اکتشافی است که در آن گروهی از مورچه های مصنوعی در پیدا کردن راه حل های خوب برای مسئله های بهینه سازی (گسسته) دشوار همکاری می کنند. روش اداره کردن مسئله ها این است که منابع محاسبه ای بین عوامل نسبتاً ساده مثل توزیع می شوند. این منابع مورچه های مصنوعی هستند که به طور غیر مستقیمی با نشانه ورزی و با کمک تعدیل و اصلاح محیط ارتباط برقرار می کنند. بهترین ویژگی این الگوریتم ارائه راه حل های خوب و مناسب برای مساله است (بلوم^۹ و همکاران، ۲۰۰۵).

گام های عمومی بهینه سازی گروه مورچه ها

الگوریتم های بهینه سازی گروه مورچه به طور کلی فعل و انفعال سه فرایند است: ساخت راه حل های مورچه، به روز رسانی فرمون ها، و اقدامات برنامه کمکی^{۱۰}.

ساخت راه حل های مورچه: این مرحله در ارتباط با حرکت همزمان و غیر همزمان مورچه ها روی فضای کامل مسئله در محله های مجاور و رفتن به گره های همسایه در گراف ساخته شده ی GC است. این حرکت با تاثیر مسیرهای فرمونی و اطلاعات اکتشافی تحت تاثیر قرار گرفته است و ساخت راه حل ها به طور پله ای انجام می شده است.

به روز رسانی فرمون ها: به روز رسانی فرمون مربوط به کیفیت راه حل به وجود آمده به مورچه های آینده کمک می کند که به سمت راه حل بهتری حرکت کنند. تراکم فرمون در حال افزایش بر روی راه کوتاهتر تعیین الگوریتم های تعیین بهترین راه حل ها را ایجاد کرده است.

اقدامات برنامه کمکی: اینها همان اقداماتی هستند که توسط تیم مرکزی جمع آوری مورچه ها صورت می گیرند و توسط مورچه ها به تنهایی انجام نمی شوند.

مراحل کلی بهینه سازی گروه مورچه به شرح زیر خلاصه شده است (دوریگو^{۱۱} و همکاران، ۲۰۰۶).

۱. تعیین معیار و آغاز گروه مورچه

۲. در حالی که "شرط پایان برآورده نمی شود" کارهای زیر صورت گیرد:

۳. ساخت راه حل های مورچه

۴. اجرا جستجو محلی (اختیاری)

۵. به روز رسانی فرمون ها

۶. پایان کار.

کاربرد بهینه سازی گروه مورچه ها می تواند به مسائل بهینه سازی ترکیبی اعمال شود. کاربردهای مختلف بهینه سازی گروه مورچه ها به شرح زیر می باشد.

۱. مسئله فروشنده سیار

۲. محاسبه تکاملی^{۱۲}

⁹ Blum

¹⁰ Daemonic Actions

¹¹ Dorigo

¹² Evolutionary computation

رفتار کلی الگوریتم های بهینه سازی گروه مورچه ها

مورچه های مصنوعی مسیر فرمونی مصنوعی را بر اساس اطلاعات اکتشافی طی می نمایند. مکانیسم اصلی کار در بهینه سازی گروه مورچه ها که منجر به کشف مسیرهای خوب می شود بر اساس فیدبک مثبت از طریق به روز رسانی فرمون مورچه ها است. هر چه سفر مورچه ها کوتاه تر باشند، میزان بیشتری از فرمون توسط مورچه ها منتشر می شود. این به نوبه خودش باعث می شود که مورچه ها کمان های یکسانی را در تکرارهای متوالی الگوریتم انتخاب کنند. ظهور کمانهای با ارزش های فرمونی بالا با مکانیزم تخبیر فرمون بیشتر تقویت می شود. بهینه سازی گروه مورچه ها محاسبه تکاملی است بر مبنای الگوریتم الهام گرفته شده از پدیده طبیعی جستجو به دنبال غذا است. این مکانیزم بازخورد مثبتی را درست می کند که باعث می شود مورچه ها راه کوتاهتر را دنبال کنند (ایکسائو^{۱۳} و همکاران، ۲۰۱۰). اولین روش بهینه سازی مورچه ها شناخته شده به عنوان سیستم مورچه توسط دورگیو و دیگران ایجاد شد (کیتته تجزیه و تحلیل اطلاعات^{۱۴}، ۲۰۱۰) از آن زمان چندین روش بهینه سازی گروه مورچه ها گزارش شده اند مثل سیستم مورچه حداکثری- حدافللی و سیستم گروه مورچه ها (دوریگو و همکاران، ۱۹۹۷).

روش پیشنهادی تشخیص لبه تصویر بر مبنای الگوریتم مورچگان

مطالعه حاضر الگوریتم جدیدی را در حوزه ردیابی لبه با استفاده از بهینه سازی گروه مورچه ها از طریق استخراج اطلاعات لبه از ماتریس فرمون ارائه می کند. روش ارائه مورچه های مصنوعی را بر روی پیکسل های تصویر حرکت می دهد و متاثر از تغییرات شدت محلی^{۱۵} می باشد. مسیر حرکت مورچه ها با استفاده از روش انتخاب مسیر احتمالی تعیین می شود. مورچه ها به شکلی حرکت می کنند که شدت فرمون را بر روی مسیرشان، بسته به تنوع شدت تصویر، افزایش می دهند. در این مطالعه، روش بهره- اف که به طور انطباقی ارزش آستانه را از ماتریس به روز رسانی فرمونی را محاسبه می کند، برای تعیین ارزش آستانه بهینه ارائه شده است. ارزش آستانه بهینه برای استخراج نقشه لبه باینری از ماتریس فرمون مورد استفاده قرار می گیرد. روش ارائه شده مزیت جدیدی را از بهینه سازی گروه مورچه ها و بهره- اف ارائه می کند. الگوریتم ارائه شده بر روی تصاویر مرد فیلمبردار، لنا، سکه ها، فلفل ها و خانه امتحان می شود. نتایج نشان می دهند که روش ارائه شده از لحاظ ارزیابی آماری و مقایسه بصری در مقایسه با ترفندی که قبلا گزارش داده شده بود بهتر عمل می کند.

الگوریتم بهینه سازی گروه مورچه ها هنگام اجرا شدن بر روی تصویر، دستخوش تغییراتی می شود. فضای راه حل برای مورچه ها، تصویری دو بعدی است و مورچه های مصنوعی روی تصویر حرکت می کنند. بنابراین مورچه های مصنوعی با شبیه سازی مورچه های واقعی فرمون را بر روی گره ها یا پیکسل های تصویر به جا می گذارند. لبه های تصویر، غذا برای مورچه ها می شود. بنابراین به این طریق مورچه ها ماتریس فرمونی را می سازند. همچنین تعیین مسیر انتخاب شده با ارزش های شدت محلی متاثر است. پارامترهای انتخاب شده در اینجا تعداد کل مورچه ها K و τ^{init} می باشند. مقدار اولیه ماتریس فرمون است. ساخت راه حل مورچه از طریق جستجو در فضای راه حل محلی یعنی ماتریس تصویر ممکن می شود. مورچه ها تصمیم به حرکت از گره i به گره دیگر j از طریق قانون حرکت احتمالی می گیرند که به شرح زیر است:

$$p_{i,j}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{j \in \Omega_i} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}, \quad i, j \in \Omega_i$$

به روز رسانی فرمون محلی به شکل زیر با این فرمول انجام می شود:

¹³ Xiao

¹⁴ ICACIA

¹⁵ local intensity variation

$$\tau_{i,j} = (1 - \phi)\tau_{ij} + \phi\tau_0$$

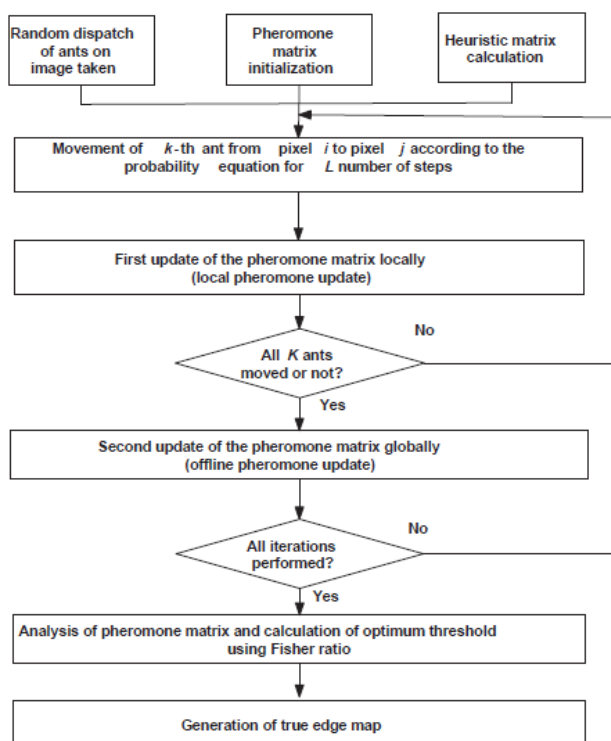
به روز رسانی فرمون آفلاین به شرح زیر با این فرمول اجرا می شود:

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho)\tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho\Delta_{i,j}^{(k)}, & \text{for : best_tour} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)}, & \text{else} \end{cases}$$

تبخیر فرمون باعث می شود که مورچه ها به دنبال برخی راههای جدید بروند و در این روش فرصت را برای کشف راه جدید کوتاهتری در منطقه کشف نشده در طول تمام فرایند جستجو فراهم می کند. این کار کشف راه^{۱۶} نامیده می شود.

بررسی روش پیشنهادی

ردیابی لبه تصویر ارائه شده بر مبنای بهینه سازی گروه مورچه ها ترکیب شده با بهره-اف روی یک تصویر دو بعدی اجرا می شود تا ماتریس فرمونی را تولید کند. هر عضوی از آن ماتریکس فرمونی بیانگر تغییر شدت در تصویر اصلی متأثر از مکان لبه است. یک ماتریس اکتشافی همچنین الگوریتم را برای به دست آوردن نقطه بهینه به آسانی و در زمان محاسباتی کمتری راهنمایی می کند. نمودار الگوریتم روش بهینه سازی گروه مورچه ها در زیر مشاهده می شود :



شکل (۲): نمودار الگوریتم ارائه شده با استفاده از روش بهینه سازی گروه مورچه ها

این الگوریتم ارائه شده اساساً به چهار مرحله تقسیم می شود: شروع - ساخت - به روز رسانی و مرحله تصمیم گیری. مرحله شروع: تصویر ورودی I از بُعد $M*N$ به عنوان ورودی گرفته می شود که به عنوان یک فضای راه حل برای مورچه های مصنوعی در نظر گرفته می شود. k تعداد از مورچگان بر روی تمام تصویر حرکت داده می شوند به طوریکه هر پیکسل از تصویر با یک مورچه پوشیده شده شود. یک ماتریس فرمونی با بُعد مشابه تصویر در نظر گرفته می شود و مقدار فرمون

¹⁶ path exploration

اولیه τ^{init} بسیار کوچک در نظر گرفته می شود. یک ماتریس اکتشافی $\eta_{i,j}$ بر مبنای آمار محلی ۱۷ تصویر ارزیابی می شود. آمار محلی در مکان پیکسل (I,j) به شکل زیر محاسبه می شوند:

$$\eta_{i,j} = \frac{V_c(I_{i,j})}{Z}$$

مرحله ساخت: در هر مرحله ساخت n ، یک مورچه از مورچه های k به طور تصادفی انتخاب می شود و بر روی تصویر به تعداد L گام حرکت داده می شود. مورچه از پیکسل (I,m) به پیکسل (i,j) با قانون احتمال انتقال زیر حرکت می کند:

$$P_{(l,m),(i,j)}^{(n)} = \frac{\left(\tau_{i,j}^{(n-1)}\right)^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{j \in \Omega_i} \left(\tau_{i,j}^{(n-1)}\right)^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}, \text{ if } j \in \Omega_i$$

مورچه در مکان پیکسل (i,j) دارای ۸ همسایگی در شکل (۳) بوده و مورچه نمی داند کدامیک از این مسیرهای هشتگانه را طی کند [NW, N, NE, W, E, SW, S, SE]. طول حافظه مورچه ها معیاری است که به توجه بیشتر نیاز دارد. بنابراین انتخاب یک انتخاب اساسی است. طول کم ممکن است باعث الگوریتمی بیخود منجر شود در حالی که طول زیاد ممکن است موجب از دست دادن جزئیات شود. این طول از لحاظ تجربی در فاصله $[0.85 A, 1.15 A]$ انتخاب می شود که A برای اندازه تصویر $۱۲۸ * ۱۲۸$ برابر با ۴۰ است.

NW	N	NE
W	(i,j)	E
SW	S	SE

شکل (۳): ۸ همسایگی برای پیکسل (I,j)

مرحله به روز رسانی: اولین بار بعد از اینکه هر مورچه داخل حلقه ساخت n th می شود، به روز رسانی روی ماتریس فرمون به صورت زیر انجام می شود:

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta_{i,j}^{(k)}, & \text{if } (i,j) \text{ belongs to} \\ & \text{the best tour;} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)} & \text{else} \end{cases}$$

و دومین فرایند به روز رسانی پس از اینکه هر مورچه حلقه ساخت n th را کامل کرده باشد به شکل زیر صورت می گیرد:

$$\tau_{i,j} = (1 - \phi)\tau_{i,j} + \phi\tau_0$$

¹⁷ local statistics

مرحله تصمیم گیری: در این مرحله ماتریس فرمون خروجی که به دست آمده است، برای محاسبه آستانه استفاده می شود. در این مطالعه از روش بهره-اف [۱۴] برای تعیین مقدار آستانه بهینه استفاده می شود که برای تبدیل ماتریس فرمون به نقشه باینری لبه مورد استفاده قرار می گیرد. بهره-اف یک کار آماری است در تحلیل واریانس برای اطلاعات چند خوشه ای است و به این شکل تعریف می شود:

$$F - ratio = \frac{\text{Variance of means between the clusters}}{\text{Average Variance within the clusters}}$$

روش های آستانه سازی تصویر^{۱۸}

محاسبه آستانه از تصویر سطح خاکستری با محاسبات کم قابل انجام است. آستانه سازی شامل تقسیم کردن^{۱۹} تصویر به چند منطقه معنادار است. یکی از اولین عملیات های آستانه سازی عملیاتی است که توسط Otsu داده شده است [۱۶]. منطق برای انتخاب آستانه این است که سطح خاکستری که برای آن واریانس درون نوعی حداکثری باشد به عنوان آستانه انتخاب می شود. معیار ارائه شده توسط اتسو حداکثر مقدار واریانس درون نوعی V_{20} را به عنوان آستانه لحاظ می کند. این روش به خاطر محاسبه واریانس بین کلاس ها دارای پیچیدگی محاسباتی بیشتری است. روش های مختلفی برای محاسبه آستانه وجود دارد. برخی از آنها عبارتند از:

۱. آستانه سازی دو مدله^{۲۱}

۲. آستانه سازی چند سطحی^{۲۲}

۳. آستانه سازی بر اساس انترپی^{۲۳}

۴. آستانه سازی موجک^{۲۴}

شبیه سازی و بررسی نتایج تحقیق

در این بخش رویکرد ارائه شده برای تشخیص لبه تصاویر که بر اساس بهینه سازی گروه مورچگان است، با استفاده از نرم افزار MATLAB شبیه سازی شده است. روش پیشنهادی بر روی تصاویر امتحانی مرد فیلمبردار، سکه ها، فلفل ها و خانه امتحان شده است. همه تصاویر گرفته شده در اندازه 128×128 هستند. تصاویر (۴) تا (۷)، مربوط به روشهای زیرند: (a) تصویر واقعی^{۲۵} (b) تصویر اکثریت^{۲۶} (c) روش پیشنهادی. از نظر مقایسه بصری، نتایج نشان می دهند که روش ارائه شده بهتر از روش تیان و دیگران برای تصاویر گرفته شده برای آزمایش است. معتبر سازی الگوریتم ارائه شده بیشتر بر اساس معیار آماری مثل کاپا^{۲۷} (چوئن^{۲۸}، ۱۹۶۰) - Baddeley's delta - Figure-of-merit (FOM) - metric (BDM) و Hausdorff's distance ارزیابی می شوند.

¹⁸ Image thresholding

¹⁹ splitting up

²⁰ inter-class variance

²¹ Bimodal thresholding

²² Multi-level thresholding

²³ Entropy based thresholding

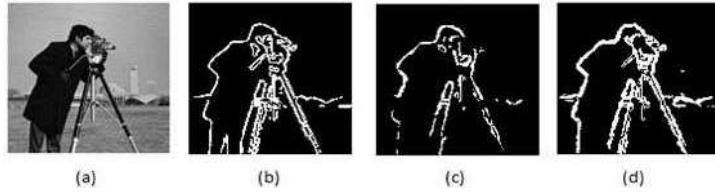
²⁴ Wavelet Thresholding

²⁵ original image

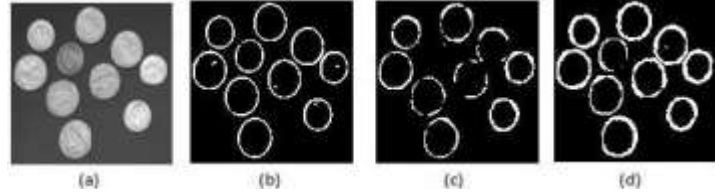
²⁶ Majority image

²⁷ kappa

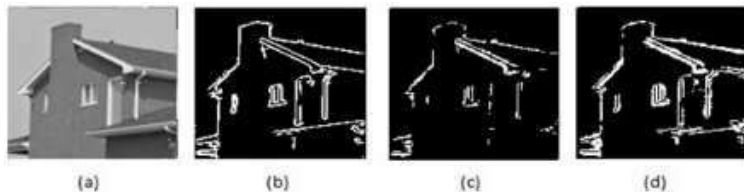
²⁸ Cohen



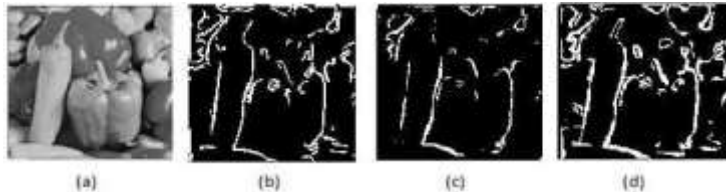
شکل (۴): a. تصویر اصلی مرد فیلمبردار b. تصویر اکثریت c. روش تیان d. روش ارائه شده



شکل (۵): a. تصویر اصلی سکه ها b. تصویر اکثریت c. روش تیان و دیگران d. روش ارائه شده



شکل (۶): a. تصویر اصلی خانه b. تصویر اکثریت c. روش تیان و دیگران d. روش ارائه شده



شکل (۷): a. تصویر اصلی فلفل ها b. تصویر اکثریت c. روش تیان d. روش ارائه شده

- کاپا : این یک معیار عددی است و برای اندازه گیری دقت مورد استفاده قرار می گیرد. به عنوان میزانی از توافق مسائل جهانی پزشکی و اندازه گیری درجه توافق بین دو ناظر نظارت کننده بر پدیده مشابه و همچنین توافق هایی را که اتفاقی اتفاق افتاده است معرفی شده است. حالا استفاده از آن برای طبقه بندی دقت وسعت یافته است و به شکل زیر بیان می شود:

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$$

- که P_0 بیانگر احتمال توافق کلی و P_c بیانگر احتمال توافق به خاطر تصادفی بودن است و از -1 تا $+1$ تغییر می کند [۱۷]. این یک معیار مقاوم و محافظه کارانه است و ثبات انتخاب روش را بهبود می بخشد. کاپا معیاری برای اندازه گیری دقت بوده و دو تصویر I_1 و I_2 را پیکسل به پیکسل مقایسه میکند و با $K(I_1, I_2)$ بیان شده می شود.
- FOM^{29} اقدامی برای ارزیابی درستی لبه های استخراج شده است. این معیار بیانگر انحراف تصویر ایده آل است از تصویر شناخته شده و به این شکل بیان می شود:

²⁹ Figure-of-Merit

$$FOM = \frac{1}{\max(I_I, I_A)} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha \times d_i^2}$$

که I_A و I_I تعداد نکات لبه ایده آل و واقعی، $d(i)$ فاصله پیکسل از دست رفته از i th لبه ردیابی شده است و α یک مقیاس اندازه گیری ثابت است.

نتایج حاصل شبیه سازی روش بدست آمده جهت مقایسه با روش های دیگر در جدول های (۱) تا (۳) آمده اند.

- **Baddeley's Delta Metric (BDM)**: معیاری است که برای محاسبه اندازه تفاوت^{۳۰} بین دو تصویر باینری مورد استفاده قرار می گیرد. یعنی هر چه این مقدار بیشتر باشد، تصویر اکتشاف شده بیشتر با تصویر ایده آل فرق می کند.

- **Hausdorff**: فاصله Hausdorff معیاری است که برای پیدا کردن فاصله دو مجموعه اطلاعات مورد استفاده قرار می گیرد. از آنجایی که ما آن را برای تصاویر دیجیتالی می خواهیم به دو بُعد محدود است. به این شکل محاسبه می شوند که اگر $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_p\}$ و $B = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_q\}$ دو مجموعه اطلاعات نقاط باشند آنگاه فاصله هاوس دورف به صورت $H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$ که

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$$

تعریف می شود.

جدول (۱) و جدول (۲) نتایج مقایسه ای بین روش ارائه شده ما و روش تیان و دیگران با توجه به همه معیارهای آماری بحث شده در بالا را نشان می دهند. جدول (۳) مقایسه نسبی ردیاب لبه ارائه شده ما و ردیاب های لبه قراردادی مثل کنی-سویل - پری ویت - لاگ و روبرتز را فراهم کرده است. اجرای ردیاب های لبه سنتی با کمک جعبه ابزار MATLAB ممکن شده است.

جدول (۱): مقایسه FOM و Kappa برای روش پیشنهادی و روش تیان

FOM		Kappa		
روش پیشنهادی	روش Tian	روش پیشنهادی	روش Tian	
۰.۹۴۶۱	۰.۴۹۰۵	۰.۴۲۸۱	۰.۵۰۴۸	مرد فیلمبردار
۰.۹۵۱۴	۰.۸۴۹۳	۰.۶۷۷۴	۰.۶۷۸۳	سکه ها
۰.۹۲۸۱	۰.۴۸۰۳	۰.۶۳۸۷	۰.۴۹۰۶	خانه
۰.۹۰۰۸	۰.۴۸۴۸	۰.۵۷۸۱	۰.۴۸۸۹	فلفل ها

جدول (۲): مقایسه BDM and Hausdorff's distance برای روش پیشنهادی و تیان

Hausdorffs Distance		BDM		
روش پیشنهادی	روش Tian	روش پیشنهادی	روش Tian	
۵.۳۸۱	۶	۲.۸۲۰۷	۲.۸۴۹۶	مرد فیلمبردار
۴.۴۷۲۱	۴.۸۹۹	۱.۰۴۴۳	۱.۵۶۱	سکه ها
۴.۸۹۹	۴.۳۵۸۹	۱.۶۰۷۹	۳.۴۱۱۲	خانه
۶.۲۴۵	۶.۷۸۲۳	۲.۳۳۸۶	۴.۲۴۹۴	فلفل ها

³⁰ dissimilarity

جدول (۳): مقایسه مقدار کاپا برای روش پیشنهادی (proposed) با سایر روش ها

Roberts/Proposed	Log/Proposed	Prewitt/Proposed	Sobel/Proposed	Canny/Proposed	
0.4411/0.6054	0.3226/0.6060	0.5917/0.6240	0.5928/0.6275	0.4363/0.6234	مرد فیلمبردا ر
0.6215/0.6070	0.53120/0.6393	0.6727/0.6754	0.6725/0.6741	0.5638/0.6752	سکه ها
0.5453/0.6184	0.4913/0.6297	0.6677/0.6397	0.6676/0.6394	0.52890/0.6292	خانه
0.3701/0.5639	0.2903/0.5255	0.5621/0.5689	0.5638/0.5711	0.3802/0.5480	فلفل ها

نتیجه گیری

فرایند تشخیص لبه بخش مهمی از پردازش تصویر است. این کار برای بسیاری از حوزه های تحقیقاتی بینایی کامپیوتری و تقسیم بندی تصویر سودمند است. تشخیص لبه جزییات مهمی را برای کارهای پردازشی سطح بالا مثل تشخیص ویژگی و غیره را فراهم می کند. موفقیت تشخیص لبه به محاسبه بهینه آستانه بستگی دارد. این مطالعه اجرای یک روش جدید تشخیص لبه تصویر بر مبنای بهینه سازی گروه مورچه ها مورد بحث قرار داد. بهینه سازی گروه مورچه ها الگوریتمی الهام گرفته شده از طبیعت است. مزایای مختلف گروه مورچه ها مثل نشانه ورزی، محاسبات توزیع شده، تبخیر فرمون، تصمیم گیری بر مبنای قانون تناسب تصادفی را در نظر می گیرد. این ویژگی ها کاملاً برای تعیین ماتریس فرمون مفید هستند که حاوی اطلاعات مربوط به لبه است. لبه ها مناطقی با شدت تغییر تند هستند. ماتریس فرمونی که به این روش به دست می آید با کمک اندازه تفکیک پذیری طبقه و نسبت F پردازش می شوند. خروجی نسبت F شاخصی را فراهم می کند که منجر به تعیین آستانه بهینه می شود. این میزان آستانه بیشتر برای ساخت نقشه - لبه مورد استفاده قرار می گیرد. آزمایش موفقیت نقشه - لبه ساخته شده توسط روش پیشنهاد شده ارائه شده در این پایان نامه همچنین با کمک عوامل آماری مثل کاپا، FOM، فاصله هاوسدروف و Baddeleys's Delta Metric ارزیابی گردید. نتایج به دست آمده با ردیاب های لبه سنتی مقایسه شدند.

منابع:

1. A. Ben-David, "About the relationship between roc curves and cohen's kappa," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 21, no. 6, pp. 874 – 882, 2008.
2. A. K. Jain, Fundamentals of digital image processing. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1989.
3. C. Blum, "Ant colony optimization: Introduction and recent trends," Physics of Life Reviews, vol. 2, pp. 353–373, Dec. 2005.
4. G. Saha, S. Senapati, and S. Chakroborty, "An F-ratio based optimization on noisy data for speaker recognition application," in IEEE Indicon Conference, pp. 352 – 355, Chennai, India, Dec., 2005.
5. image extracting," in Apperceiving Computing and Intelligence Analysis (ICACIA), 2010 International Conference on, pp. 248 –252, Dec. 2010.

6. J. Tian, W. Yu, and S. Xie, "An ant colony optimization algorithm for image edge detection," in IEEE World Congress on Evolutionary Computation, pp. 751 –756, Jun. 2008.
7. M. Dorigo and L. Gambardella, "Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem," IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol. 1, pp. 53 –66, Apr 1997.
8. M. Dorigo and T. Stützle, Ant Colony Optimization. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2004.
9. M. Dorigo, M. Birattari, and T. Stützle, "Ant Colony Optimization: Artificial ants as a computational intelligence technique," IEEE Computational Intelligence Magazine, vol. 1, no. 4, pp. 28–39, 2006.
10. M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colomi, "Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics - Part B, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.
11. N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
12. O. Verma and R. Sharma, "An optimal edge detection using universal law of gravity and ant colony algorithm," in Information and Communication Technologies (WICT), 2011 World Congress on, pp. 507 –511, Dec. 2011.
13. P. Xiao, J. Li, and J.-P. Li, "An improved ant colony optimization algorithm for
14. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing. Reading, MA: Addison-Wesley, 1992.
15. R. Rajeswari and R. Rajesh, "A modified ant colony optimization based approach for image edge detection," in Image Information Processing (ICIIP), 2011 International Conference on, pp. 1–6, 2011.
16. S. Goss, S. Aron, J. Deneubourg, and J. Pasteels, "Self-organized shortcuts in the Argentine ant," Naturwissenschaften, vol. 76, pp. 579–581, Dec. 1989.
17. T. Acharya and A. K. Ray, IMAGE PROCESSING Principles and Applications. Wiley Interscience, 2005.
18. T. Davis, "Fast decomposition of digital curves into polygons using the haar transform," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 21, pp. 786 –790, aug 1999.
19. T. Stützle and H. H. Hoos, "Max-min ant system," Future Generation Comp. Syst., vol. 16, no. 8, pp. 889–914, Jun. 2000.