

آشکارسازی لبه به صورت چند جهته و چندمقیاسی با استفاده از مدل بینایی اولیه

و ادغام منقبض شونده پاسخ‌های گرادیان

رضا رمضان‌زاده، ناصر مهرشاد

چکیده

مسئله آشکارسازی لبه به عنوان یکی از اساسی‌ترین و مهم‌ترین مسائل در پردازش و تحلیل تصویر مطرح بوده است، اهمیت این مسئله ناشی از آن است که خروجی خیلی از الگوریتم‌های تحلیل تصویر، به الگوریتم تشخیص لبه صحیح و دقیق وابسته است. اما یک روش جامع و کامل که بتواند کار تشخیص لبه در تصویر را با در نظر گرفتن همه الگوهای لبه و عوامل مؤثر در تشخیص لبه انجام دهد، تاکنون ارائه نشده است. در این تحقیق، در ابتدا با الهام از مدل محاسباتی سلول‌های شبکیه چشم و سلول ساده غشاء اولیه بینایی در مغز، عملگر گرادیان مناسب به صورت توابع گابور در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف و با پارامترهای تطبیقی مناسب پیشنهاد می‌شود. سپس برای ادغام پاسخ‌های گرادیان یکسوشده، الگوریتمی بر اساس انقباض قطعات لبه از مقیاس‌های بزرگتر به سوی مقیاس‌های کوچکتر ارائه می‌شود. این پژوهش سعی دارد سه معیار معرفی شده توسط کنی را به طور مطلوب برآورده سازد. با اجرای تحلیل چند جهته و چند مقیاسی و ادغام منقبض شونده پاسخ‌های گرادیان، آشکارسازی بهتر و مکان‌یابی دقیق‌تر لبه حاصل شده است. نتایج استفاده از این روش در تصاویر طبیعی و ساختگی بیانگر کارایی بهتر این روش نسبت به روش‌های مرسوم (مانند روش کنی) است.

کلید واژه‌ها

آشکارسازی لبه، تحلیل چند جهته و چند مقیاسی، فیلتر گابور، ادغام منقبض شونده.

۱ مقدمه

و مغز در انسان، لبه را مرز میان شیء و زمینه یا مرز میان اشیاء موجود در تصویر معرفی می‌کنیم، هرچند ممکن است ناحیه‌ای از تصویر به لحاظ ادراک بینایی انسان لبه باشد، اما تغییرات و ناپیوستگی‌ها در آن ناحیه وجود نداشته باشد و لبه مجازی درک شده، متأثر از نواحی اطراف و شناخت قبلی باشد. با توجه به این تعریف، در حالت کلی نمی‌توان گفت لبه یک ویژگی محلی از تصویر است، بلکه به ساختار تصویر در اطراف آن ناحیه نیز بستگی دارد. همچنین بر اساس تعریف لبه به عنوان محل تغییرات سطوح روشنایی، بازه این تغییرات نیز باید مورد توجه قرار گیرد که بازه کمتر تغییرات شدید (مانند لبه پله) و بازه بیشتر تغییرات نرم و آهسته (مانند لبه شیب) در سطوح روشنایی یک ناحیه از تصویر را آشکار می‌کند. وجود دو عامل مذکور باعث می‌شوند برای یافتن دقیق لبه در هر نقطه از تصویر، پیرامون آن نقطه در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف نیز تحلیل شود تا در مورد وجود لبه و مکان

آشکارسازی لبه به منظور استخراج ویژگی‌های برجسته تصویر انجام می‌شود. آشکارسازی دقیق لبه یکی از وظایف اصلی پردازش سطح پایین تصویر می‌باشد که رابطه مستقیمی با قابلیت اجرا، دقت و سرعت اجرای پردازش‌های سطح بالا برای تحلیل تصویر دارد [۱]. در ابتدایی‌ترین حالت، محل تغییرات در سطوح روشنایی و نقاط ناپیوستگی تصویر که حداقل شامل چند پیکسل باشد، لبه تعریف می‌شود [۲]. اما با توجه به ساختار ادراکی چشم

این مقاله در شهریورماه ۱۳۹۱ دریافت، در خردادماه ۱۳۹۲ بازنگری و در آبان‌ماه ۱۳۹۲ پذیرفته شد.

رضا رمضان‌زاده، دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر
r.ramazanzadeh@yahoo.com
ناصر مهرشاد، دانشیار گروه الکترونیک دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر،
nmehrshad@birjand.ac.ir

باعث می شود لبه ها در نقاطی غیر از محل اصلی خود آشکار شوند.

(ج) آشکارسازی لبه به صورت چندمقیاسی:

برای آشکارسازی تغییرات زیاد، متوسط و کم در تصویر، که آشکارسازی لبه های پله و شیب و غیره را همزمان ممکن می سازد، می توان از تحلیل های چندمقیاسی بهره جست. در این روش ها با استفاده از روش های مرسوم در چند مقیاس مختلف، لبه های اولیه تصویر بدست می آید و سپس با روش های تحلیلی و ابتکاری، با توجه به معیارهای یک آشکارساز دقیق لبه، نتایج مقیاس ها با یکدیگر ترکیب و ادغام می شوند تا نقشه جامع لبه بدست آید. استفاده از ابزارهای تبدیل موجک و منطق فازی برای ترکیب نتایج توصیه شده اند [۱۰] تا [۱۲].

(د) سایر روش های آشکارسازی لبه:

مانند روش های مبتنی بر منطق فازی [۱۳]، شبکه عصبی [۱۴]، فیلترهای هموارساز تطبیقی و غیره. اما با وجود همه این روش ها، یک الگوریتم کامل آشکارساز لبه که بتواند همه الگوهای مختلف لبه را آشکار کند، هنوز ابداع نشده است [۱۵].

یکی از منطقی ترین راهکارها برای طراحی آشکارساز دقیق لبه، مطالعه سیستم بینایی انسان و جانوران است [۱۶]، که در این مورد باید به دو سوال مهم پاسخ داده شود. آیا در سیستم بینایی زیستی آشکارسازی لبه صورت می گیرد؟ در صورت مثبت بودن جواب، این آشکارسازی به چه نحو انجام می شود؟ بدیهی است که مطالعه بر روی سیستم بینایی زیستی، حتی می تواند به ایجاد وحدت در تعریفی جامع از مفهوم لبه در تصویر نیز کمک نماید. در نتیجه ضروری است که سیستم بینایی زیستی از لحاظ ساختار پردازشی و نوع عملگرهای مورد استفاده، بررسی شود. شواهدی موجود است که سیستم بینایی انسان تغییرات سطح روشنایی در مرز اشیاء را در مراحل اولیه بینایی مورد پردازش قرار داده و یک لبه یا یک مجموعه پشت سر هم از لبه ها را به صورت متفاوت از یکدیگر در جهت ها و مقیاس های مختلف دریافت می کند [۱۷]. همچنین سلول های گیرنده نور در سطح شبکه، برای ایجاد ادراک از منظره دیده شده، به گونه ای با یکدیگر دسته بندی می شوند که برای هر نقطه از تصویر چند میدان دریافت با مقیاس های مختلف در نظر گرفته شود تا از شروع عملیات ادراک، ساختارها و اشیاء ریز یا درشت، مات یا شفاف، بافت یا اشیاء همپوشان و غیره، به طور جداگانه مورد تحلیل قرار بگیرند. با این وجود تعداد زیادی از نرون های عصبی موجود در غشاء اولیه بینایی در مغز به خطوط یا لبه های موجود در جهت خاصی از میدان دریافت شان پاسخ می دهند که باعث ایجاد یک پردازش جهتی برای ساختارهای موجود در تصویر می شوند [۱۸].

در حالت کلی روش های آشکارسازی ویژگی که از ساختارهای زیستی الهام گرفته می شوند به دو دسته کلی قابل تقسیم اند. دسته اول روش هایی هستند که از اصول روان بینایی و آزمایش سیستم بینایی توسط محرک های ورودی به چشم شخص ناظر و پاسخ فرد

دقیق آن تصمیم گیری شود. در این صورت اگر لبه های یک تصویر آشکار شوند، مکان تمام اشیاء برجسته و مات موجود در تصویر مشخص شده و خواص اساسی آن ها مانند سطح، محیط، ساختار شکلی، نوع و موقعیت اشیاء و غیره، تنها با پردازش نقاط محدودی از تصویر که لبه ها می باشند قابل اندازه گیری و تشخیص خواهد بود. در نتیجه طراحی یک آشکارساز لبه دقیق، به افزایش نرخ بازشناسی ویژگی ها و قابلیت ناحیه بندی دقیق تصویر، به طور مستقیم کمک می کند.

۲ روش های آشکارسازی لبه و پیشینه تحقیق

روش های آشکارسازی لبه در حالت کلی به گروه های زیر تقسیم می شوند:

(الف) آشکارسازی لبه بر اساس عملگرهای مشتق اول و مشتق دوم: مانند عملگر سوبل [۳]، عملگر پرویت [۴]، عملگر رابرتز [۵] و عملگر لاپلاسن. در این روش ها، کلیشه های گرادبان و لاپلاسن توسط عملگر کانولوشن در سراسر نقاط تصویر منطبق می شوند و مقدار تغییرات سطح روشنایی را در چند جهت محدود آشکار می کنند و با اعمال یک مقدار آستانه روی تصویر حاصل، لبه های مرتبط با کلیشه ها استخراج می شوند. از نقاط ضعف این روش، می توان به بهینه نبودن پاسخ خروجی، تک مقیاس بودن عملگر و حساسیت زیاد به نویز اشاره کرد.

(ب) آشکارسازی لبه توسط عملگرهای بهینه:

مانند عملگر کنی [۶]، عملگر مار- هیلدرث [۷]، روش شن- کاستان [۸] و روش راکش [۹]. این روش ها بر اساس بهینه سازی مجموعه ای از معیارها برای بدست آوردن عملگر مناسب برای تشخیص لبه، با توجه به تعریف ریاضی دقیق از لبه توسعه یافته اند. در سال ۱۹۸۶، کنی مدل پیوسته یک بعدی از لبه پله همراه با نویز سفید گوسی را در نظر گرفت و فرض کرد که آشکارسازی لبه با اعمال کانولوشن یک سیگنال لبه یک بعدی $f(x)$ و یک فیلتر ناهمسانگرد با پاسخ ضربه $h(x)$ انجام می شود و لبه در نقاط پیشینه محلی کانولوشن $f(x) * h(x)$ مشخص می شود. هدف کنی یافتن عملگری با پاسخ ضربه $h(x)$ بود که بتواند سه معیار: خطای آشکارسازی لبه، مکان یابی دقیق لبه و پاسخ یگانه به لبه را همزمان برآورده کند. برای لبه پله آغشته به نویز گوسی، عملگر مشتق گوسی این سه معیار را به طور تقریبی بهینه می کند. در روش کنی نیز علاوه بر وجود مقدار آستانه برای تشخیص نقشه لبه نهایی، یک مقدار σ نیز برای انحراف معیار تابع مشتق گوسی به عنوان پارامتر کنترل مقیاس در نظر گرفته می شود. مقادیر آستانه و σ در این روش باید با توجه به نوع کاربرد، به طور دستی تنظیم شوند. در این روش اگر مقدار آستانه کم انتخاب شود، آشکارسازی لبه همراه با ایجاد نویز بیشتر خواهد بود که برای کاهش نویز، افزایش مقدار σ تابع گوسی برای هموارسازی بیشتر تصویر ضروری است، اما افزایش σ مکان یابی دقیق لبه را با خطای بیشتر مواجه می کند و

روشنایی در هر نقطه تصویر با محاسبه جمع وزندار این پاسخ‌ها بدست می‌آید. مدل سلول ساده توسط تابع گابور پیاده سازی شده است و پارامترهای مربوط به آن طوری تنظیم شده اند که نسبت به موقعیت و پاسخ دقیق، به لبه پله آغشته به نویز سفید گوسی، به صورت بهینه عمل کند.

هم‌چنین در سال ۲۰۱۰ زوجین لی و همکاران [۳۱]، برای آشکارسازی لبه از خواص میدان دریافت سلول‌های ساده در غشاء اولیه بینایی استفاده کردند، اما برای پیاده‌سازی این میدان دریافت از نوعی تبدیل انتگرالی هسته تابع گابور بهره بردند که به طور تقریبی، نتایج بدست آمده بیانگر آشکارسازی بهتر لبه اشیاء برجسته در تصویر است.

در سال ۲۰۱۱ آری کیم و همکاران [۳۲]، در پژوهش خود ویژگی رنگ را نیز در آشکارسازی لبه توسط مدل سیستم بینایی در نظر گرفتند. بر اساس مطالعات روان بینایی در سیستم بینایی انسان، رنگ نقش مهمی در ادراک مرزهای اجسام ایفا می‌کند، چون تصاویر واقعی ظاهر رنگی متفاوتی دارند، اما در تصاویر سطح خاکستری شدت روشنایی این نواحی یکسان دیده می‌شوند و لبه‌های رنگی از دست می‌روند. این تحقیق تعدادی از معادلات دیفرانسیلی در فضای رنگ را برای آشکارسازی لبه رنگی مورد آزمایش قرار داد و برای ارزیابی عملکرد هر کدام از این معادلات، از آستانه ادراک سیستم بینایی انسان و خواص روان بینایی آن استفاده کرد و بهترین معادله دیفرانسیل فضای رنگ برای آشکارسازی لبه را تخمین زد.

در سال ۲۰۱۱ مارین کلورنسون و همکاران [۳۳]، با الهام از ساختار سیستم بینایی انسان، طرحی با استفاده از شبکه عصبی اسپایکی و میدان دریافت شش ضلعی از پیکسل‌ها به همراه دلایل زیستی موجود ارائه دادند، و به این نتیجه رسیدند که میدان دریافت شش ضلعی برای یک شبکه عصبی که وظیفه آشکارسازی لبه را انجام می‌دهد نتایج بهتری نسبت به میدان دریافت مستطیلی به ارمغان می‌آورد.

در سال ۲۰۱۲ جورج آزوپاردی و همکار [۳۴]، عملکرد تابع گابور برای مدل‌سازی سلول ساده واقعی به منظور آشکارسازی مرز اشیاء و لبه را مطلوب ندانستند و با معرفی طرح جدیدی، سعی کردند مدل محاسباتی سلول ساده را به واقعیت زیستی آن نزدیک تر کنند. تابع گابور عملکرد واحد LGN (هسته خمیده جانبی در مغز) در مسیر بینایی را در نظر نمی‌گیرد، بنابراین مدل معرفی شده در آن مقاله پاسخ سلول‌های LGN با میدان دریافت‌های مرکز-اطراف را به کار می‌برد که به این مدل تحت عنوان "ترکیب میدان‌های دریافت" (CORF) اشاره شده است. علاوه بر این، مدل CORF اثر حذف جهت‌های متقاطع در تصویر، تنظیم جهت مستقل از کنتراست و خاصیت اشباع پاسخ در سلول ساده را ارائه می‌دهد، در صورتی که مدل تابع گابور این موارد را در نظر نمی‌گیرد. این مدل نسبت به مدل تابع گابور عملکرد بهتری در آشکارسازی مرز اشیاء داشته و هم‌چنین به واقعیت سلول ساده در

بدست می‌آیند. اما دسته دوم علاوه بر استفاده از اصول و آزمایش‌های روان بینایی، از تحلیل سیگنال اسپایک‌های عصبی موجود در درون چشم و مغز و بررسی ساختارهای زیستی آن نیز استفاده می‌کنند. در ادامه این بخش، به مرور چند پژوهش صورت گرفته برای آشکارسازی ویژگی لبه با الهام از سیستم بینایی زیستی می‌پردازیم.

در سال ۲۰۰۲ الی پلی [۲۹]، الگوریتمی برای آشکارسازی لبه‌ها و ساختارهای میله‌ای مانند خط در تصویر معرفی کرد که از مدل سیستم بینایی الهام گرفته شده است و تحلیل چند مقیاسی و چند جهتی تصویر و آستانه‌گذاری غیرخطی متناسب با تابع حساسیت کنتراست سیستم بینایی را در این الگوریتم به کار برد. بعد از فیلتر کردن تصویر با چند مقیاس مختلف و آستانه‌گذاری چند سطحی وابسته به کنتراست تصویر و بدست آمدن تصاویر با سطوح خاکستری دو یا چند مقداری، برای پیدا کردن همخوانی فاز ویژگی‌ها در مقیاس‌های مختلف، این مقیاس‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شوند تا نقاطی که قطبیت (علامت) سیگنال آستانه‌گذاری شده در همه مقیاس‌ها یکسان است، پیدا شود. این الگوریتم بدون استفاده و تنظیم پارامترها پیاده‌سازی شده است. همه پارامترها به طور مستقیم از مدل سیستم بینایی و اندازه‌گیری توسط ناظر انسانی به دست آمده اند.

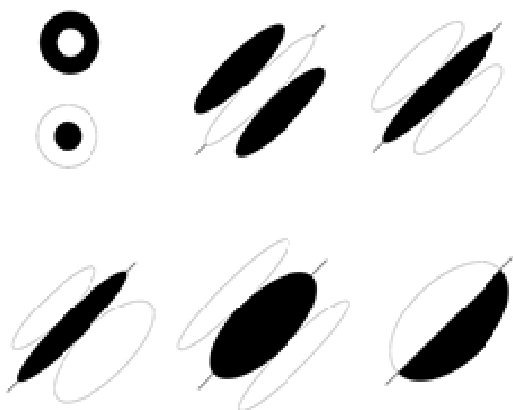
اکثر الگوریتم‌های مرسوم آشکارسازی لبه، تصویر ورودی را با یک فیلتر مخصوص کانالو می‌کنند. از آنجا که میدان‌های دریافت سلول‌های عقده‌ای شبکه چشم جانوران، به صورت یک مجموعه منظم موزائیکی هستند، در نتیجه ظاهراً استفاده از عملگر کانولوشن که نواحی همپوشان تصویر را در نظر می‌گیرد، نمی‌تواند یک توصیف زیستی داشته باشد. اما در سال ۲۰۰۷، آندراس کورا و همکاران [۳۰] یک مدل جدید را بر اساس مدل شبکه لرزشی برای تشخیص لبه ارائه دادند که مصالحه‌ای بین اختلاف نظرهای موجود بین عملکرد ساختار زیستی شبکه و عملگرهای همپوشان مانند عملگر کانولوشن در الگوریتم‌های مرسوم که از فیلترها برای آشکارسازی ویژگی لبه استفاده می‌کنند، برقرار کرد. این الگوریتم همگرایی داده‌ها را در نظر می‌گیرد که به بیان خصوصیات دینامیکی شبکه می‌پردازد. طریقه کار به این صورت است که یک مدل از لرزش غیر ارادی شبکه و پاسخ ضربه سلول‌های عقده‌ای با یکدیگر ترکیب می‌شوند. مدل لرزشی و جابجایی غیر ارادی چشم ممکن است مسئول جبران اتلاف اطلاعاتی باشد که از معماری میدان دریافت‌های غیرهمپوشان ناشی شده است.

در سال ۲۰۰۷ مهرشاد و همکار [۳۵]، با استفاده از مدل محاسباتی سلول‌های ساده موجود در غشاء اولیه بینایی که به قطعات لبه و خط موجود در میدان دریافتشان پاسخ می‌دهند، روش جدیدی برای آشکارسازی لبه ارائه دادند. در این روش، ابتدا پاسخ‌های مربوط به مدل محاسباتی سلول ساده در چند جهت ترجیحی مختلف محاسبه می‌شود و سپس بردار گرادیان شدت

انجام این وظیفه نزدیک تر است. نتایج این روش با روش پیشنهادی این مقاله مقایسه شده‌اند. در پژوهش حاضر، یک عملگر تطبیقی برای محاسبه گرادیان در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف معرفی می‌شود که از مدل شبکه‌ی و غشاء اولیه بینایی در مغز به صورت توابع گابور با پارامترهای مناسب الهام گرفته شده است. علاوه بر این، روش ساده‌ای برای ترکیب و ادغام لبه‌های حاصل از تحلیل چند جهته و چند مقیاسی ارائه شده است. به طوری که ضمن داشتن خطای کم آشکارسازی لبه، در مکان‌یابی و تعیین موقعیت دقیق لبه‌ها نسبت به روش‌های مرسوم، از کارایی بهتری برخوردار است و به تغییرات پارامترهای ورودی حساسیت کمتری دارد. همچنین دو پارامتر جدید نیز در آشکارسازی لبه معرفی شده است.

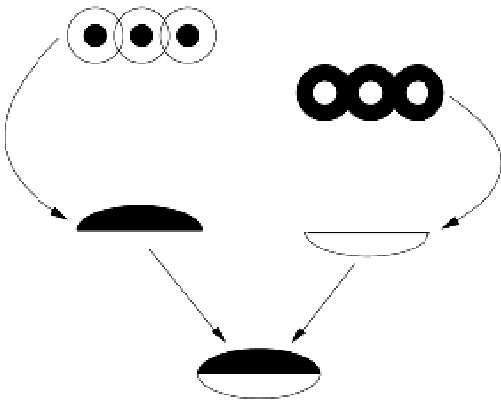
۳ مدل شبکه‌ی و سلول ساده غشاء اولیه بینایی برای آشکارسازی لبه

سیستم بینایی انسان می‌تواند به صورت یک بانک فیلتر در نظر گرفته شود. تصویر ورودی به چشم به ویژگی‌های مختلفی نگاهت می‌شود که شروع آن از شبکه‌ی است. در خروجی سلول‌های عقده‌ای شبکه، تصویر به صورت پاسخ فیلترهای میانگذر در مقیاس‌های مختلف ظاهر می‌شود [۱۹]. در سطوح بالاتر غشایی مغز، این نمایش از تصویر نه تنها به صورت فیلترشده با فیلتر میانگذر است بلکه دارای انتخاب جهتی نیز خواهد بود [۲۰] و [۲۱]. وقتی که نور به شبکه‌ی چشم می‌رسد، توسط گیرنده‌های نوری آشکار می‌شود و سپس بوسیله سلول‌های دوقطبی، افقی و آماکرین پردازش شده و بعد به قطار پالس مدوله شده فرکانسی در سلول‌های عقده‌ای تبدیل می‌شود. سلول‌های آماکرین که در انواع مختلفی در لایه داخلی شبکه وجود دارند، ارتباط جانبی بین سلول‌های عقده‌ای را فراهم می‌کنند و تعدادی از آن‌ها نیز به سلول‌های دوقطبی متصل هستند و به طور کلی به همراه سایر سلول‌های شبکه باعث ایجاد میدان دریافت بینایی در سطح شبکه می‌شوند. وظیفه پردازش اطلاعات در سیستم بینایی را نرون‌ها به عهده دارند. برای فهم اینکه نرون‌ها چگونه اطلاعات را پردازش می‌کنند، ابتدا باید مفهوم میدان دریافت تعریف شود. میدان دریافت سلول، تمام مواردی که برای دانستن روش پردازش اطلاعات توسط یک نرون لازم است را در اختیار قرار می‌دهد. هر یک از گیرنده‌های نوری تنها فضای کوچکی از اطراف خود را می‌بینند، در نتیجه باید به طریقی برآیند اطلاعات نرون‌ها محاسبه شود تا منظره‌ی دیده شده تحلیل شود. برای همه نرون‌ها می‌توان استدلال مشابهی نمود، در نتیجه موقعیت میدان دریافت به گیرنده‌های نوری که به نرون‌ها متصل است، برمی‌گردد. این اتصال ممکن است از طریق سیناپس باشد و یا از طریق چندین لایه متفاوت از نرون‌ها برقرار گردد. برای مثال سلول‌های عصبی شبکه ممکن است به صد گیرنده‌ی نوری متصل شده باشند، پس



شکل ۱: میدان دریافت دایره‌ای شبکه (مرکز روشن و مرکز خاموش) و میدان دریافت‌های مستطیلی (کشیده شده) غشاء اولیه بینایی [۲۲].

در پستانداران، سلول‌های عقده‌ای به سه گونه تقسیم می‌شوند: سلول‌های P ، M ، و W . تعداد سلول‌های W (میدان وسیع) کم است و میدان دریافت دایره‌ای بزرگی دارند و به آهستگی و یکنواخت به محرک تصویر ورودی پاسخ می‌دهند و پاسخ‌شان متناسب با شدت نور میدان دریافت است. از جمله وظایف این سلول‌ها، مکان‌یابی زاویه دید، کنترل اندازه مردمک و تنظیم ریتم شبانه‌روزی چشم می‌باشد. انواع دیگر سلول‌ها، P و M ، دارای میدان دریافت دایره‌ای هستند که به صورت مرکز- اطراف هستند. سلول‌های M بزرگ هستند و میدان دریافت بزرگتری دارند و الگوهای گذرای سریع را آشکار می‌کنند و بیشتر به تشخیص حرکت شیء می‌پردازند. سلول‌های P ، تعداد بیشتری هستند و اندازه‌ی میدان دریافت متوسط دارند و پاسخ سریع اما ریزتری دارند و به تحلیل مکانی تصویر و جزئیات ریز برای شناسایی شیء مربوط می‌شوند. در این مرحله از سیستم بینایی، اختلافات کوچک و بزرگ در شدت نور توسط سلول‌های مرکز- اطراف آشکار



شکل ۲: مدل پیشروی خالص برای سلول ساده غشاء اولیه بینایی. با ترکیب چند سلول مرکز- اطراف، مدل سلول ساده بدست آمده است.

توابع تفاضل گوسی، مشتق گوسی و یا تابع گابور به این منظور بکار می‌روند. مشتقات گوسی خصوصیات آشکارسازی بهینه و ویژگی‌های تصویر را ارائه می‌کنند اما انگیزه استفاده از توابع گابور بر اساس اصول عدم قطعیت است. در این مورد عدم قطعیت بیان می‌کند که یک تابع نمی‌تواند هم در حوزه مکان و هم در حوزه فرکانس در یک مکان در دستگاه مختصات متمرکز شود [۲۵] و [۲۴]. تابع منحصر به فردی که می‌تواند هم در حوزه مکان و هم حوزه فرکانس مکان‌یابی تقریباً یکسانی داشته باشد، تابع گابور است [۲۷] و [۲۶]. اصل عدم قطعیت خاصیت دوگانی سلول‌های ساده را منعکس می‌کند، به طوری که مکان‌یابی ویژگی‌های تصویر در حوزه مکان با گزینش فرکانسی در حوزه فرکانس دوگان یکدیگر هستند. تابع گابور از مدولاسیون توابع سینوسی یا کسینوسی با یک تابع گوسی بوجود می‌آید. رابطه ۱ میدان دریافت سلول ساده غشاء اولیه بینایی را به صورت یک تابع گابور با جهت، مقیاس، فرکانس مکانی و شکل دلخواه مدل می‌کند [۲۸].

$$R(x - x_c, y - y_c)_{\lambda, \sigma, \theta, \varphi, \gamma} = R_0 \exp\left(-\frac{u^2 + \gamma^2 v^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{u}{\lambda} + \varphi\right)$$

$$u(x - x_c, y - y_c, \theta) = (x - x_c) \cos \theta - (y - y_c) \sin \theta$$

$$v(x - x_c, y - y_c, \theta) = (x - x_c) \sin \theta + (y - y_c) \cos \theta \quad (1)$$

در این رابطه x_c, y_c نقطه مرکزی چرخش فیلتر به مقدار زاویه ترجیحی θ است که نسبت به مبداء مختصات مقدار می‌گیرند. پارامتر σ انحراف معیار مکانی تابع گوسی است که عرض میدان دریافت سلول و یا مقیاس فیلتر را مشخص می‌کند. λ طول موج مکانی فیلتر است که عرض نیم‌میدان‌های خاموش و روشن سلول ساده را تعیین می‌کند. γ نسبت طول به عرض سلول ساده یا

می‌شوند. این تحلیل تفاضلی، باعث می‌شود کنتراست تصویر آشکار شود و ویژگی‌های شیء مشاهده شده تعیین شود. به طور اجمالی، پاسخ شبکه در انتها از سلول‌های عقده‌ای خارج می‌شود و به هسته خمیده جانبی (LGN) در زیر تالاموس مغز منتقل می‌شود و بعد از اعمال پردازش‌های تقویت سیگنال نرون‌ها و کنترل اطلاعات بینایی و اعمال فیدبک‌های منطبق با اهداف بینایی از لایه‌های بالاتر غشایی در مغز، به قشر اولیه بینایی در مغز در قسمت پس سر منتقل می‌شود. قشر اولیه، اولین نقطه‌ای است که خصوصیات میدان دریافت دچار تغییر می‌شود، به طوری که برای پردازش لبه و خط، میدان دریافت‌های مناسب حساس به جهت تعبیه شده است [۲۲]. غشاء اولیه شامل سلول‌های ساده، پیچیده، وقفه نهایی و غیره است که در این مقاله از خصوصیات سلول ساده برای آشکارسازی لبه در جهت‌های مختلف، استفاده شده است. این سلول‌ها میدان دریافت مستطیل شکل و کشیده شده با محور جهتی مخصوص دارند که نواحی خاموش و روشن آنها بزرگتر از سلول‌های شبکه است. بعضی از این سلول‌ها شامل دو ناحیه مستطیلی خاموش و روشن در کنار هم هستند و بعضی دیگر به صورت مراکز روشن (خاموش) مستطیل شکلی هستند که دو سلول خاموش (روشن) مستطیل شکل اطراف آن را فرا گرفته است (شکل ۱). سایر سلول‌های غشایی، ورودی خود را از همان ناحیه LGN می‌گیرند و همان شکل میدان دریافت را دارند اما در جهت‌های مختلف دیگر بیشترین پاسخ را دارند. در نتیجه برای هر نقطه از تصویر تحلیل جهتی از صفر تا ۱۸۰ درجه در چندین زاویه مختلف فراهم می‌شود. میدان‌های مستطیل شکل سلول ساده با ترکیب ساده‌ای از سلول‌های دایره‌ای مرکز- اطراف ساخته می‌شوند.

در این مقاله یک نوع خاص و ساده از فیلتر گابور را برای مدل‌سازی سلول ساده در نظر می‌گیریم و با تغییر پارامترهای مربوط به این فیلتر، انواع مقیاس‌های مختلف از لبه تصویر را استخراج می‌کنیم. به نظر می‌رسد شبکه سطوح مختلف کنتراست را در مقیاس‌های مختلف مورد تحلیل قرار می‌دهد و به روشنایی هموار در سطح تصویر چندان حساس نیست. سلول‌های ساده میدان دریافت‌های کشیده شده‌ای دارند و به خطوط و میله‌های در جهت و موقعیت معین بهترین پاسخ را می‌دهند. ویژگی‌های میدان دریافت سلول ساده در ابتدا توسط هابل و ویسل در گربه و میمون (۱۹۶۲ و ۱۹۶۸) تشریح و توصیف شد [۲۳]. میدان دریافت سلول ساده را می‌توان به صورت یک چینش ساده از سلول‌های مرکز- اطراف با نواحی تحریک و بازدارندگی مدل کرد. بدین منظور در این مقاله از مدل پیشروی خالص استفاده می‌کنیم. این مدل که بر اساس توصیف اولیه هابل و ویسل است در شکل ۲ نشان داده شده است. در این مدل سلول به طور خطی به ورودی پاسخ می‌دهد که می‌توان آن را با فیلترهای مکانی خطی مدل کرد [۲۲].

۴ تعیین پارامترهای مناسب برای فیلتر گابور و عوامل مؤثر در آشکارسازی چند جهته و چند مقیاسی لبه

به طور کلی یک منظره شامل هر نوع جسم در جهات مختلف و ابعاد کوچک و بزرگ است و برای شناسایی اجسام توسط سیستم بینایی باید لبه مربوط به هر نوع ساختار هندسی از اشیاء گوناگون با دقت بالا آشکار و مکان یابی شود. با وجود اینکه امروزه روش هایی مانند روش کنی یکی از پرکاربردترین روش های آشکارسازی لبه هستند، نیاز آنها به تنظیم یا تعیین پارامترهای ورودی (به ویژه عرض میدان دریافت و مقدار آستانه)، از جمله مهم ترین مشکلات این روش ها می باشد. چنانچه مقدار انحراف معیار تابع گوسی بزرگ انتخاب شود، به دلیل فیلتر شدن تصویر در فرکانس پایین، لبه های مربوط به ساختارهای ریز از بین می رود و مکان یابی مربوط به ساختارهای درشت با دقت کمتری انجام می شود. در مقابل اگر عرض میدان دریافت کوچکتر انتخاب شود، لبه ساختارهای ریز بهتر آشکار می شود اما نویز بیشتری نیز به خروجی منتقل می شود. از سوی دیگر فارغ از اندازه ساختارها و اشیاء ریز و درشت در تصویر، لبه ها با توجه به تابع تغییراتشان در الگوهای گوناگون مانند: پله، شیب، خط، سقف و غیره وجود دارند. اما در حالت کلی دو نوع تغییرات برای لبه می توان فرض کرد، تغییرات سریع و تغییرات تدریجی یا ملایم. معمولاً اشیاء برجسته و با کتراست بالا و همچنین ساختارهای ریز، دارای لبه هایی با تغییرات سریع هستند و اشیاء مات و سایه های با فرکانس مکانی پایین لبه هایی با تغییرات کند و تدریجی هستند. اما با توجه به تعریف لبه که باید در امتداد عرض فقط شامل یک پیکسل باشد، برای هر نوع لبه در هر جهت و هر مقیاس، یافتن دقیق نقطه عطف تابع پروفایل لبه یا مرکز لبه واقعی الزامی است. کنی با فرمول بندی معیارهایش برای یک آشکارساز ایده آل لبه و حل تحلیلی مسئله بهینه سازی حاصل، نشان داد که عملگر مشتق گوسی قادر است این معیارها را برای یک لبه پله یک بعدی آغشته به نویز گوسی به صورت تقریبی بهینه کند [۶]. در این مقاله نیز ما از سه معیار کنی پیروی می کنیم و دو پارامتر σ و λ را طوری بدست می آوریم که پاسخ ضربه عملگر گوسی، تقریب مرتبه اول مدل سلول ساده باشد. رابطه ۳ تابع مشتق گوسی در جهت x را نشان می دهد.

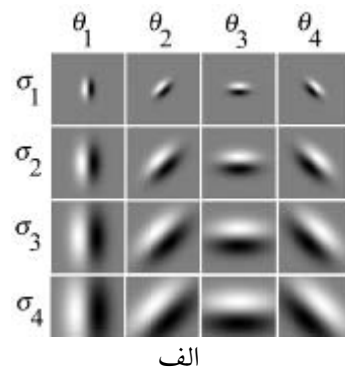
$$G'_\sigma(x,y) = \frac{-x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

همچنین رابطه ۴ مدل تابع گابور سلول ساده در جهت x و به ازای $\gamma = 1$ را نشان می دهد.

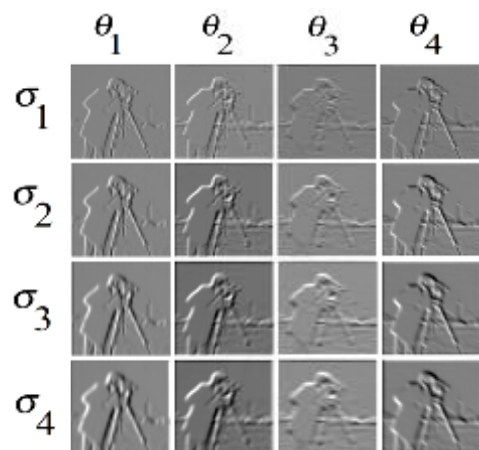
میزان بیضوی بودن فیلتر را بیان می کند، ϕ اختلاف فاز فیلتر است و تقارن پاسخ ضربه سلول ساده را مشخص می کند، به طوری که برای $\phi = 0$ و $\phi = \pi$ متقارن (زوج) و برای $\phi = \pi/2$ و $\phi = -\pi/2$ نامتقارن (فرد) بوده و برای سایر مقادیر نیز به طور نسبی نامتقارن است. با استفاده از رابطه ۱ و با انجام ضرب داخلی گسسته تصویر ورودی I با ابعاد $M \times N$ و تابع میدان دریافت R، پاسخ خروجی سلول ساده t طبق رابطه ۲ محاسبه می شود.

$$t(x_c, y_c, \theta) = \iint I(x, y) R(x - x_c, y - y_c) dx dy \equiv \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(m \Delta x, n \Delta y) R(m \Delta x - x_c, n \Delta y - y_c) \Delta x \Delta y \quad (2)$$

شکل ۳ میدان دریافت های ساخته شده توسط تابع گابور در جهت ها و مقیاس های مختلف و حاصل فیلتر کردن یک تصویر ورودی با این میدان های دریافت را به طور متناظر نشان می دهد. در این آزمایش فقط σ و θ تغییر کرده اند و سایر پارامترها ثابت هستند.



الف



ب

شکل ۳: الف) میدان دریافت های مدل شده توسط تابع گابور. ب) حاصل فیلتر کردن تصویر ورودی با فیلترهای گابور متناظر با الف.

ازای $\gamma = 0.2$ و $\gamma = 1$ و $\gamma = 10$ نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود، به ازای γ بیشتر مکان‌یابی لبه دقیق‌تر صورت گرفته است.

$$R_{\lambda, \sigma, \theta_1, \varphi, \gamma}(x, y) = \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} x + \varphi\right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

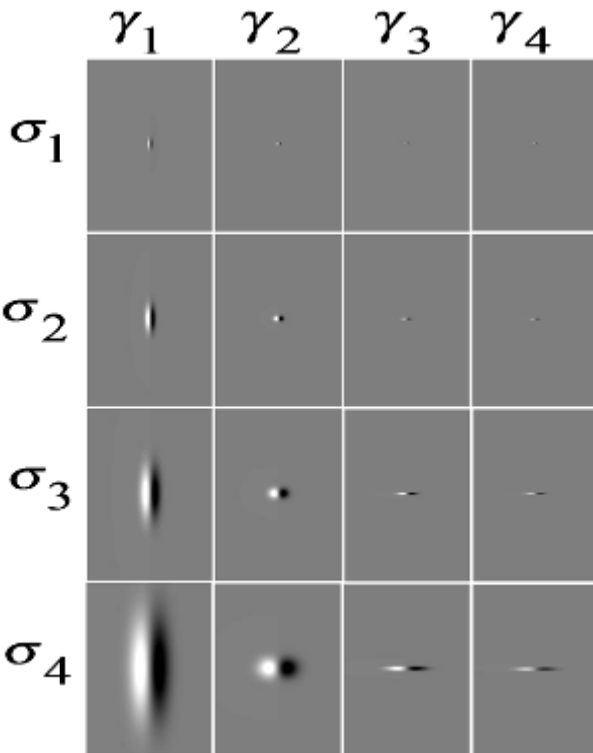
اگر از تابع‌های مرتبه دو به بالا در بسط تیلور حول نقطه $x=0$ تابع $\cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} x + \varphi\right)$ صرف‌نظر کنیم، رابطه ۵ بدست می‌آید:

$$\cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} x + \varphi\right) = \cos(\varphi) + \frac{2\pi x}{\lambda} \sin \varphi \quad (5)$$

اگر در تابع گابور، بسط تیلور تابع کسینوسی جایگزین شود و رابطه حاصل را هم‌ارز رابطه ۳ قرار دهیم، پارامترهای مدل ساده برای تقریب بهینه معیارهای مطرح شده توسط کنی، به صورت زیر بدست می‌آیند:

$$\lambda = 2\pi\sigma^2, \quad \varphi = \frac{\pi}{2} \quad (6)$$

یکی دیگر از مشکلات روش‌های قبلی، تحلیل لبه در جهت‌های محدود افقی و عمودی است، مانند روش‌های کنی، مار-هیلدرث، سوبل، لاپلاسن-گوسین. در این روش‌ها لبه سایر جهت‌های دیگر از مقادیر گرادیان افقی و عمودی تصویر تخمین زده می‌شود و معمولاً شامل چهار جهت به صورت دو جهت اصلی و دو جهت فرعی می‌باشند. با توجه به دو بعدی بودن سیگنال تصویر، برای مکان‌یابی هرچه دقیق‌تر لبه‌ها، باید تعداد جهت‌های ترجیحی برای میدان دریافت سلول آشکارساز لبه، متناسب با مقیاس میدان دریافت انتخاب گردد. در این مقاله برای کاهش هزینه محاسباتی، تعداد این جهات به صورت تطبیق شده با عرض میدان دریافت سلول ساده، در رابطه مستقیم در نظر گرفته می‌شود. اگر مقدار γ ثابت نگه داشته شود، با افزایش مقیاس، میدان دریافت هم در جهت طول و هم در جهت عرض رشد می‌کند. رشد عرضی میدان دریافت در مقیاس‌های بزرگتر، باعث ادغام بیشتر اطلاعات روشنایی تصویر در گستره میدان دریافت می‌شود و در این صورت میانگین‌گیری در بازه بیشتری نسبت به مقیاس‌های کوچکتر در سطح زیر میدان دریافت انجام می‌شود. در نتیجه محاسبه مقدار تغییرات در یک جهت خاص برای آشکار شدن لبه در آن جهت، با دقت کمتری صورت می‌گیرد و مکان‌یابی لبه دچار خطای بیشتری می‌شود. بر اساس این فرض، در این مقاله برای جبران این خطا به صورت تقریبی، از γ به صورت متغیر و متناسب با مقیاس σ به صورت $\gamma = \sigma$ استفاده می‌شود. در این حالت، در σ های بزرگتر میدان دریافت سلول کشیده‌تر و تیزتر خواهد شد. شکل ۴ تغییرات شکل میدان دریافت را به ازای تغییرات γ در مقیاس‌های مختلف نشان می‌دهد. همچنین در شکل ۵ پاسخ فیلتر گابور در یک مقیاس بزرگ برای $\sigma = 10$ به

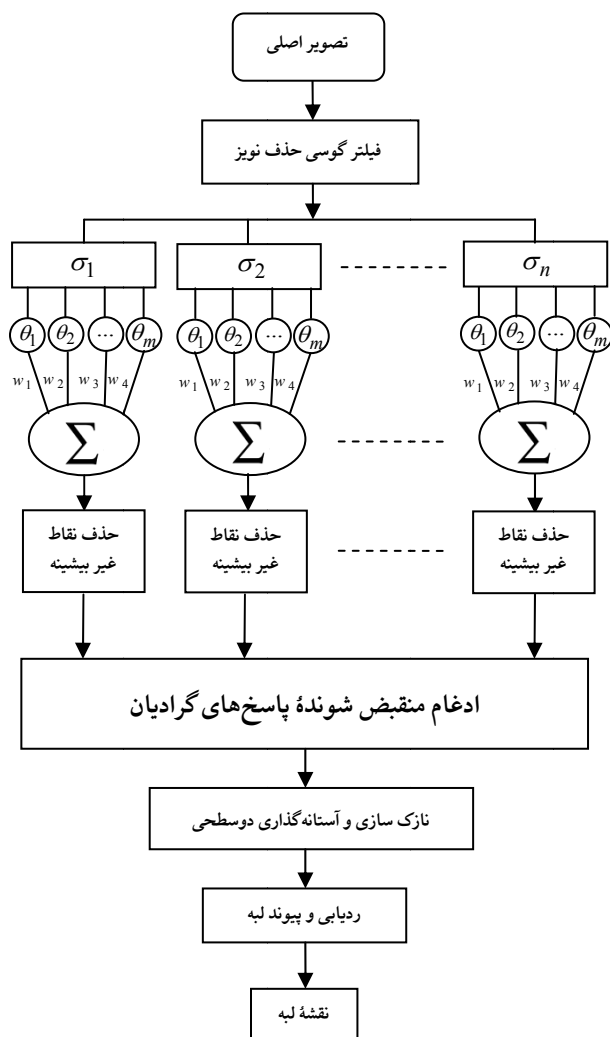


شکل ۴: تغییر در شکل میدان دریافت به ازای γ و σ مختلف.



شکل ۵: تأثیر مقدار γ در مقیاس بزرگ ($\sigma = 10$). الف) تصویر اصلی. ب) $\gamma = 0.2$ (ج) $\gamma = 1$ (د) $\gamma = 10$.

با توجه به شکل تیز و کشیده میدان دریافت در مقیاس‌های بزرگتر، به منظور پوشش زاویه‌ای کامل پاسخ میدان دریافت، باید



شکل ۶: نمای کلی روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه به صورت چندجهته و چند مقیاسی.

در نمودار شکل ۶ وزن های w_k که شامل اطلاعات زاویه هستند، به صورت زیر در نظر گرفته شده اند:

$$w_k = e^{j\theta_k}$$

به ازای هر σ ، مقدار خروجی رابطه ۹ به صورت یک بردار مختلط $IG_{\sigma_i}(x, y)$ شامل اندازه گرادیان تصویر در هر مقیاس و زاویه متناسب با جهت گرادیان، به واحد حذف نقاط غیر بیشینه وارد می شوند. در هر مقیاس با اعمال الگوریتم شناخته شده حذف نقاط غیر بیشینه، تابع گرادیان یکسوسده با مقادیر بیشینه های محلی بدست می آید. در نتیجه در هر مقیاس، نقشه تقریبی لبه بدست می آید. اما همانطور که اشاره شد با بکارگیری عملگر گرادیان (در اینجا فیلتر گابور) برای مقیاس های بالاتر، خطوط لبه از مراکز لبه واقعی دور می شوند و مکان یابی لبه به طور دقیق انجام نمی شود. همچنین برای ترکیب صحیح نتایج بدست آمده از هر مقیاس باید راهکاری ارائه گردد.

تعداد جهات ترجیحی نیز افزایش یابد. در این مقاله رابطه ۷ بدین منظور پیشنهاد می شود.

$$N_{\theta}(n) = 2 + 2n \quad (7)$$

در این رابطه، N_{θ} تعداد جهت ها در مقیاس n ام است. در این مقاله برای همه نتایج $n=5$ فرض می شود و σ از ۰/۵ تا ۵ مقدار می گیرد. به دلیل وجود میدان دریافت هایی با مقیاس های مختلف در این روش آشکارسازی لبه، برای ترکیب نتایج هر جهت در هر مقیاس باید خروجی فیلتر گابور، متناسب با پاسخ ضربه آن، نرمالیزه شود. در این مقاله مقدار سطح زیر منحنی تابع انرژی گابور بدین منظور معرفی شده است. تابع انرژی گابور از ترکیب دو پاسخ ضربه سلول ساده با اختلاف فاز $\pi/2$ طبق رابطه ۸ بدست می آید [۲۸] و پاسخ فیلتر گابور را نرمالیزه می کند.

$$E_{\lambda, \sigma, \theta} = \sqrt{R_{\lambda, \sigma, \theta, 0}^2(x, y) + R_{\lambda, \sigma, \theta, -\pi/2}^2(x, y)} \quad (8)$$

۵ روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه چند جهت و چند مقیاسی

۵-۱ طرح کلی روش پیشنهادی

شکل ۶ نمای کلی روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه به صورت چند جهت و چند مقیاسی را نشان می دهد. در ابتدا برای کاهش نویز تصویر از یک فیلتر گوسی با σ متناسب با هر یک از مقیاس های میدان دریافت سلول ساده استفاده شده است. سپس با استفاده از کانولوشن فیلتر گابور نرمالیزه شده متناسب با مقیاس مورد نظر با تصویر اصلی در n مقیاس مختلف و m جهت مختلف برای هر مقیاس، از ۹۰ تا ۹۰ درجه، تابع گرادیان از تصویر اصلی تولید می شود. به دلیل حجم محاسبات زیاد در این مرحله، برای افزایش سرعت این روش از الگوریتم تبدیل فوریه سریع (FFT) و ضرب فیلتر گابور در تصویر اصلی در حوزه فرکانس استفاده شده است تا پس از محاسبه عکس تبدیل فوریه برای بدست آوردن حاصل کانولوشن در حوزه مکان و یکسوسازی این تصویر، تصویر گرادیان یکسوسده که متناظر با نقشه اولیه لبه ها هستند بدست آید. سپس برای تخمین بردار گرادیان کلی در هر مقیاس و اعمال الگوریتم حذف نقاط غیر بیشینه، از جمع وزندار پاسخ های مربوط به فیلتر گابور در جهت های ترجیحی مختلف طبق رابطه ۹ استفاده شده است.

$$IG_{\sigma}(x, y) = \sum_{k=1}^{N_{\theta}} e^{j\theta_k} \left| t_{2\pi\sigma^2, \sigma, \theta_k, \pi/2, \sigma}(x, y) \right| \quad (9)$$

در این رابطه $j = \sqrt{-1}$ است.

۵-۲ ادغام منقبض شونده پاسخ‌های گرادیان لبه

با توجه به اینکه در مقیاس کوچک دقت مکانی لبه‌ها زیاد و در مقیاس بزرگ این دقت پایین است و لبه‌ها از مکان اصلی خود منحرف شده‌اند، روش ادغام منقبض شونده بر اساس ایده بازگرداندن لبه‌ها به مکان اصلی به صورت سیر از مقیاس بزرگ به سوی مقیاس کوچک در این مقاله ارائه شده است. این روش با در نظر گرفتن بزرگترین مقیاس و یک مقیاس کوچکتر از آن آغاز می‌شود. در اولین مرحله، تصویر لبه مقیاس کوچکتر در یک بردار دو بعدی y به عنوان بردار خروجی نهایی ذخیره می‌شود، سپس برای هر نقطه لبه از بردار مقیاس بزرگتر یا y_1 در همان جهت اصلی لبه، نزدیکترین نقطه لبه حداکثر تا فاصله k پیکسل از بردار مقیاس کوچکتر یا y_2 جستجو می‌شود. اگر از بردار y_1 مقیاس کوچکتر در فاصله $\pm k$ پیکسل، لبه غیر صفری (می‌توان بجای مقدار صفر یک حد آستانه T_c تعریف کرد) یافت شود، در مختصات آن پیکسل مقدار بیشینه دامنه گرادیان آن نقطه از سه بردار y و y_1 و y_2 در بردار خروجی y قرار می‌گیرد. اما اگر در فاصله $\pm k$ مقدار لبه غیر صفری یافت نشد، در همان مختصات مرکزی که بردار مقیاس بزرگ y_1 به اندازه k پیکسل جلوتر یا عقب‌تر از آن و متناسب با جهت لبه از بردار y_2 در حال جستجو است، مقدار بیشینه دامنه گرادیان از سه بردار y و y_1 و y_2 در بردار خروجی y قرار می‌گیرد. این فرآیند برای همه نقاط در بردارهای y_1 و y_2 انجام می‌شود. همچنین اگر نقطه‌ای در بردار مقیاس بزرگ y_1 شامل لبه نباشد، مقدار بیشینه گرادیان از بردارهای y و y_2 در آن مختصات در بردار خروجی y قرار می‌گیرد. بنابراین در اولین مرحله، مکان‌یابی نقشه لبه در بزرگترین مقیاس تا حدودی اصلاح می‌شود، ضمن اینکه در نواحی‌ای که نقشه لبه در بزرگترین مقیاس هیچ همسایگی‌ای در مقیاس کوچکتر ندارد، نقشه لبه به عنوان لبه واقعی تصویب و تثبیت می‌شود. در مرحله بعد با در نظر گرفتن بردار خروجی y به عنوان بردار y_2 مقیاس بزرگ و بردار کوچکتر بعدی به عنوان y_1 ، همین الگوریتم برای مقیاس کوچکتر بعدی انجام می‌شود و در نهایت با رسیدن به کوچکترین مقیاس، سیر این الگوریتم از بزرگترین مقیاس تا کوچکترین مقیاس خاتمه می‌یابد. به عبارت دیگر، با اجرای این روش نقشه لبه از مقیاس بزرگ به سمت مقیاس کوچک منقبض می‌شود و در مسیر این انقباض لبه‌های واقعی با دقت بهتری تثبیت می‌شوند. دو پارامتر فاصله جستجو k ، و مقدار آستانه انقباض T_c بر عملکرد این روش تأثیر می‌گذارند.

۶ نتایج

در روش پیشنهادی، نسبت به روش کنی تنها پارامتر آستانه از ورودی دریافت می‌شود و سعی شده است سایر پارامترها به صورت تطبیقی و خودکار تعیین شوند. در این تحقیق برای تحلیل و مقایسه نتایج از سه روش: ارزیابی کیفی، معیار شباهت و منحنی

مشخصه عملکرد دریافت (ROC)، برای تصاویر طبیعی و ساختگی استفاده شده است. الگوریتم پیشنهادی با روش کنی [۶] که به عنوان یک روش استاندارد و سنتی آشکارسازی لبه شناخته می‌شود و روش CORF [۳۴] که طرح جدیدی برای مدل‌سازی میدان دریافت سلول ساده و انجام آشکارسازی مرز اشیاء است، به صورت کیفی و کمی مقایسه شده است.

۶-۱ ارزیابی کیفی

با اعمال روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه روی تصاویر نمونه و چالش برانگیز طبیعی و ساختگی، برتری این آشکارساز به طور کیفی مشخص می‌شود. شکل ۷ تصاویر اصلی و نقشه لبه آنها با سه روش کنی و CORF و روش پیشنهادی به ازای پارامترهای انحراف معیار و آستانه معین را نشان می‌دهد.

۶-۲ معیار شباهت

برای مقایسه کمی آشکارساز پیشنهادی با سایر روش‌ها، اگر تصویر مرجع لبه موجود باشد، می‌توان از معیار شباهت استفاده نمود. در این روش با محاسبه مجموعه پیکسل‌های لبه مرجع E_{GT} و مجموعه پیکسل‌های زمینه مرجع B_{GT} ، و مجموعه پیکسل‌های لبه E_D و مجموعه پیکسل‌های زمینه B_D مربوط به تصویر لبه‌های آشکار شده، معیار شباهت p طبق رابطه ۱۰ بدست می‌آید [۲۸].

$$p = \frac{\text{card}(E_{TP})}{\text{card}(E_{TP}) + \text{card}(E_{FP}) + \text{card}(E_{FN})}$$

$$\begin{aligned} E_{TP} &= E_D \cap E_{GT} & E_{FN} &= B_D \cap E_{GT} \\ E_{TN} &= B_D \cap B_{GT} & E_{FP} &= E_D \cap B_{GT} \end{aligned} \quad (10)$$

در این رابطه، $\text{card}(x)$ بیانگر تعداد عناصر مجموعه x است. p عددی بین صفر و یک است، به طوری که هر چه نقشه لبه آشکار شده توسط عملگر آشکارساز، با نقشه مرجع لبه شباهت بیشتری داشته باشد، این عدد به یک نزدیک‌تر می‌شود، در غیر این صورت مقدار p به سمت صفر میل می‌کند. با تغییر پارامترهای ورودی مانند آستانه و انحراف معیار در روش کنی و مدل CORF، و مقدار آستانه در روش پیشنهادی، چندین نقشه لبه و مقدار p به ازای چندین تصویر مورد آزمایش بدست می‌آید که با متوسط‌گیری از مقادیر p بدست آمده و رسم نمودار متوسط معیار شباهت، درک بهتری از کارایی آشکارساز لبه پیشنهادی حاصل می‌شود. شکل های ۸ و ۹ این نمودارها را نشان می‌دهند.



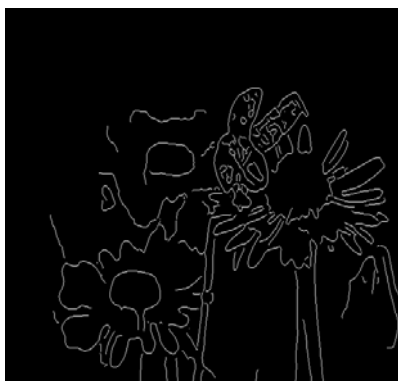
تصویر طبیعی



نتیجه روش پیشنهادی



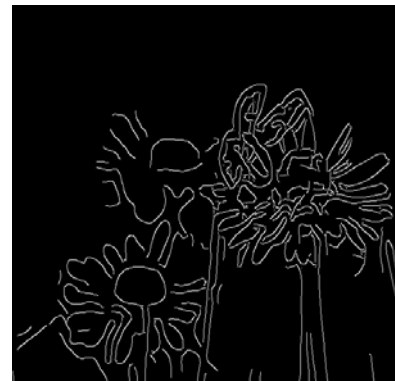
کنی با σ کم



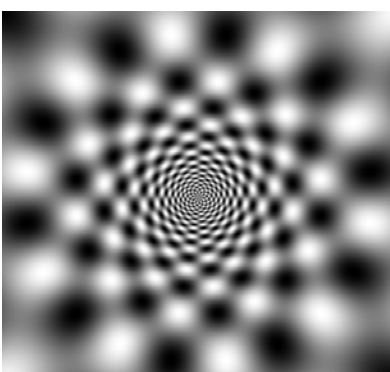
کنی با σ زیاد



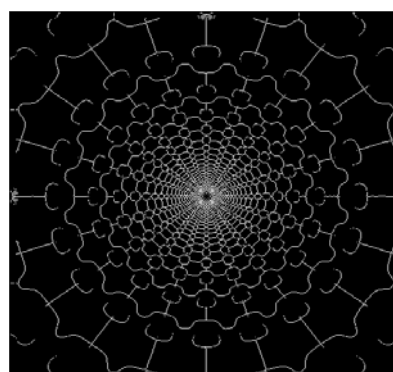
CORF با σ کم



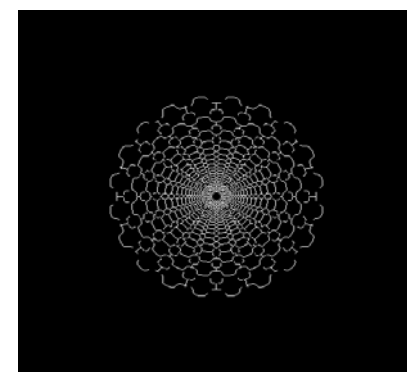
CORF با σ زیاد



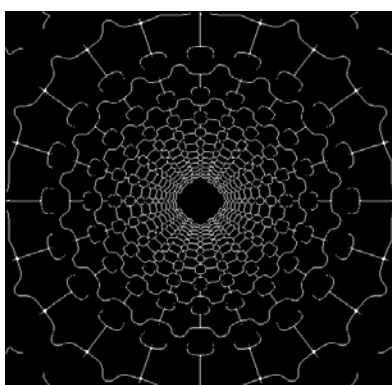
تصویر



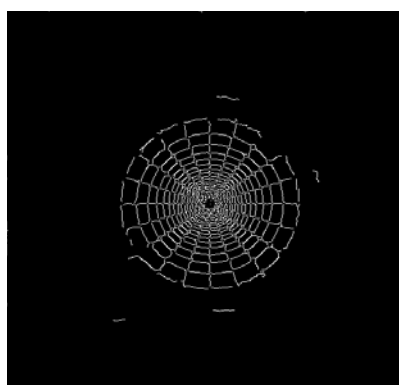
نتیجه روش پیشنهادی



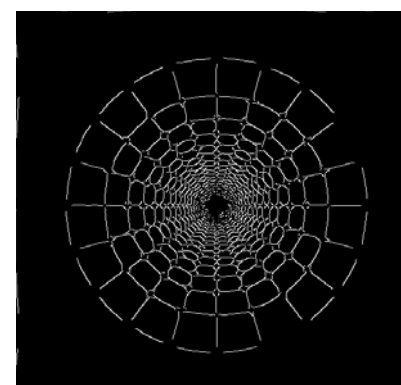
کنی با σ کم



کنی با σ زیاد



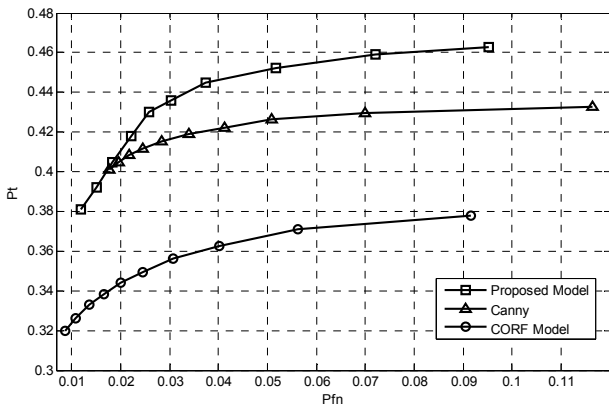
CORF با σ کم



CORF با σ

شکل ۷: ارزیابی کیفی روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه به صورت چند جهته و چند مقیاسی و مقایسه با روش های کنی و مدل CORF. مقادیر آستانه در هر دو روش برای داشتن بهترین پاسخ مقادیردهی شده اند.

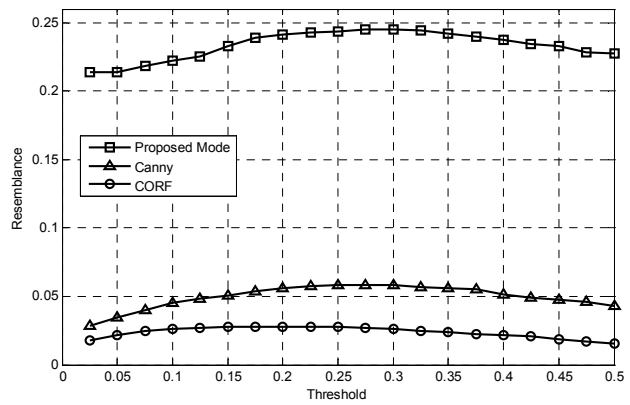
می‌شود. در نتیجه هرچه سطح زیر منحنی ROC بیشتر باشد و یا منحنی ROC به گوشه بالا سمت چپ بیشتر متمایل باشد، آشکارساز لبه از کارایی بهتری برخوردار است. منحنی‌های ROC روش کنی و روش مدل CORF و روش پیشنهادی به ازای تغییرات پارامترهای هر آشکارساز و میانگین گیری نتایج حاصل از پاسخ ۱۰ تصویر مختلف در شکل ۱۰ نشان داده شده‌اند.



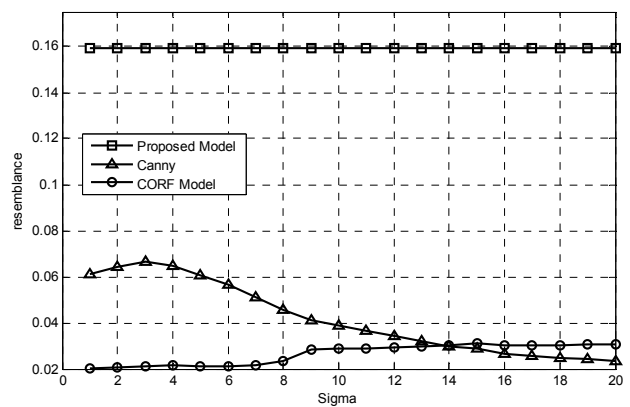
شکل ۱۰: منحنی ROC و مقایسه روش کنی و روش مدل CORF و روش پیشنهادی.

۷ بحث

با توجه به کارایی فوق‌العاده سیستم بینایی انسان، تمایل به مدلسازی ساختارهای پردازشی آن در حوزه پردازش و تحلیل تصویر، آشکارسازی اشیاء، ناحیه‌بندی تصویر، بازشناسی الگو، فشرده‌سازی، روباتیک و غیره، ضروری و منطقی به نظر می‌رسد. بر اساس شواهد زیستی و فیزیولوژیکی و اصول روان‌بینایی حاکم بر سیستم بینایی زیستی، وظیفه آشکارسازی تغییرات و لبه تصویر، در مراحل اولیه مسیر بینایی در شبکه چشم و کورتکس اولیه بینایی به صورت چند جهت و چند مقیاسی توسط شبکه موازی و پیچیده‌ای از نرون‌ها و سلول‌ها انجام می‌شود. با عنایت به عملکرد تطبیقی و خودکار سیستم بینایی انسان، مطالعه آن در آشکارسازی لبه، می‌تواند منجر به ابداع روش‌های آشکارسازی دقیق‌تر و پایدارتر نسبت به تغییرات پارامترهای ورودی و قابلیت اطمینان بالاتر آشکارساز لبه شود. مصالحه موجود بین مکان‌یابی دقیق و آشکارسازی خوب و بدون نویز لبه در مقیاس‌های بزرگ و کوچک، ضرورت استفاده از تحلیل چند جهت و چند مقیاسی را یادآور می‌گردد. امکان یافتن عملگر مناسب و دقیق برای آشکارسازی انواع الگوهای لبه و حتی اصلاح تعریف لبه در تحلیل تصویر، از اهمیت ویژه‌ای در این پژوهش برخوردار بوده است. روش پیشنهادی نیز، تلاشی جهت مدلسازی رفتار سیستم بینایی زیستی برای آشکارسازی لبه است. در این تحقیق، تطبیق هرچه بیشتر پارامترهای دخیل در آشکارسازی لبه و ترکیب صحیح نتایج مقیاس‌های مختلف مد نظر بوده است. روش‌های تصمیم‌گیری



شکل ۸: مقایسه مقدار متوسط معیار شباهت بدست آمده از روش کنی و مدل CORF و روش پیشنهادی به ازای ۵ مقدار σ و ۱۰ تصویر، برحسب تغییرات مقادیر آستانه.



شکل ۹: مقایسه مقدار متوسط معیار شباهت بدست آمده از روش کنی و مدل CORF و روش پیشنهادی به ازای ۲۰ مقدار آستانه و ۱۰ تصویر برحسب گام تغییرات σ . چون در روش پیشنهادی پارامتر σ در ورودی تعریف نشده است، نمودار آن فقط برحسب متوسط ۲۰ مقدار آستانه ترسیم شده است.

۳-۶ منحنی مشخصه عملکرد دریافت (ROC)

با محاسبه بردارهای E_D ، B_{GT} ، E_{GT} ، B_D مربوط به نقشه لبه مرجع و نقشه لبه آشکارساز، می‌توان احتمال جواب‌های درست و احتمال اشتباهات منفی را به ترتیب از روابط ۱۱ و ۱۲ بدست آورد. با داشتن این دو مقدار، یک نقطه در نمودار احتمال جواب‌های درست بر حسب احتمال اشتباهات منفی به دست می‌آید.

$$P_T = \frac{\text{card}(E_{TP})}{\text{card}(E_{TP}) + \text{card}(E_{FN})} \quad (11)$$

$$P_{FN} = \frac{\text{card}(E_{FP})}{\text{card}(E_{FP}) + \text{card}(E_{TN})} \quad (12)$$

با تغییر پارامترهای ورودی آشکارساز لبه نقاط دیگری روی این نمودار بدست می‌آیند. به نمودار ایجاد شده توسط این نقاط، منحنی مشخصه عملکرد دریافت (ROC) آشکارسازی لبه گفته

مقیاسی لبه ارائه شد. در این روش به دلیل وجود مقیاس ها و جهت های مختلف و ادغام نتایج آن توسط الگوریتم ادغام منقبض شونده تصاویر گرادیان، در مقایسه با روش کنی و روش مدل CORF اولاً پارامتر انحراف معیار در ورودی آشکارساز حذف شد و ثانیاً حساسیت به پارامتر آستانه با ارائه معیار شباهت بیشتر به نقشه لبه مرجع، کاهش یافت که این عامل منجر به پایداری بیشتر آشکارساز لبه می شود. همچنین با معرفی الگوریتم ادغام منقبض شونده، راهکار جدیدی در ادغام نتایج حاصل از تحلیل های چندگانه و در مقیاس های متعدد، مبتنی بر سیر اصلاح و تکامل بین تحلیل های مختلف برای الگوریتم های تشخیص ویژگی ارائه گردید. در روش پیشنهادی، مدل شبکه و غشاء اولیه تنها از منظر جهت و مقیاس مدل گردید، درحالیکه عوامل موثر دیگری مانند: حساسیت سیستم بینایی به شدت روشنایی، اثر بازدارندگی میدان دریافت [۲۸]، تحلیل رنگ [۳۲]، شکل میدان دریافت سلول ساده، مدل توجه بینایی، آستانه گذاری تطبیقی و غیره، می توانند برای بهبود هر چه بیشتر این مدل بکار روند.

مراجع

- [1] M.B. Ahmad and T.S. Choi, "Local Threshold and Boolean Function Based Edge Detection", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 45, No. 3, pp. 674 – 679, August 1999.
- [2] W. K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Sons, third edition, 2001.
- [3] I. E. Sobel, Camera Models and Machine Perception, PhD thesis, Stanford University, Stanford California, 1970.
- [4] B. S. Lipkin, A. Rosenfeld and J. M. S. Prewitt, Object Enhancement and Extraction, in Picture Processing and Psychopictorics. New York : Academic Press, pp. 75-149, 1970.
- [5] L. G. Roberts, Machine Perception of Three Dimensional Solids, in Optical and Electro-Optical Information Processing, J. T. Tippett et al., Eds., MIT Press, Cambridge, MA, pp. 159-197, 1965.
- [6] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 1, pp. 679-697, 1986.
- [7] D.Marr, E.Hildreth, "Theory of edge detection" Proc, Roy.Soc.London B, Vol. 207, no. 1167, pp. 187-217, 1980.
- [8] J. Shen and S.Castan "An optimal linear operator for step edge detection" Graph. Models Image Process, Vol. 54, No. 1, pp. 112-133, 1992.
- [9] R. Rakesh, P. Chaudhuri and C.A. Murthy, "Thresholding in edge detection: a statistical approach" IEEE Trans. On Image Processing, Vol. 13, No. 7, pp. 927-936, 2004.
- [10] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, 2ed, Academic Press: 1999.
- [11] S. Mallat and S.Zhong, "Characterization of Signals from Multiscale Edges" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No.7, pp. 710 – 732, July 1992.
- [12] Y. P. Guan, "Automatic extraction of lips based on multi-scale edge detection" Comput. Vis., Vol. 2, No. 1, pp. 23-33, Mar 2008.

بهینه بین جهته ها و مقیاس های مختلف برای تعیین نقشه لبه دقیق، در حالت کلی به دو گروه عمده قابل تقسیم اند که عبارتند از: روش هایی بر اساس ترکیب و روش هایی بر اساس گزینش بین مقیاس ها و جهت های مختلف. در روش پیشنهادی، برای ادغام گرادیان ها در جهات مختلف از روش ترکیب ساده توسط محاسبه جمع وزندار متناسب با زاویه جهت استفاده شده است. اما برای ادغام مقیاس های مختلف، روش ترکیب مانند عملگر جمع یا روش های گزینش مانند بکارگیری منطق فازی، به دلیل عدم اصلاح موقعیت لبه ها در مقیاس های بزرگ، از کارایی کمتری برخوردارند. در این تحقیق ایده اصلی برای ادغام خروجی مقیاس های مختلف، بر اساس یک فرآیند اصلاح و تکامل از مقیاس های بزرگ لبه که بیشتر شامل کلیات تصویر هستند به سوی مقیاس های کوچک که تغییرات جزئی را آشکار می کنند، استوار است. همانطور که در نتایج در هر سه روش ارزیابی کارایی لبه مشاهده شد، روش پیشنهادی نسبت به روش کنی و روش مدل CORF که در آن ها انحراف معیار تابع مشتق گوسی فقط یک مقدار دارد و تعداد جهت ها محدود است، لبه های تصویر را خیلی بهتر و دقیق تر آشکار می کند. هم استفاده از عملگر فیلتر گابور با پارامترهای تطبیقی و هم تحلیل در جهات و مقیاس های چندگانه و ادغام نتایج آن، در افزایش کارایی آشکارساز پیشنهادی نقش داشته اند. اما به دلیل پردازش موازی در شبکه نرون ها و سلول های شبکه و قشر اولیه بینایی، استفاده از فیلتر گابور در جهت ها و مقیاس های متعدد در مدل سازی سیستم بینایی برای آشکارسازی لبه و همچنین اجرای الگوریتم ادغام منقبض شونده، هزینه محاسبات در این روش را به مراتب خیلی بیشتر از روش های مرسوم آشکارسازی لبه کرده است. بنابراین ارائه روش هایی برای کاهش حجم محاسبات و بهینه سازی این روش، ضروری است.

آشکارساز لبه کنی [۶]، یک روش معیار و استاندارد برای تشخیص لبه محسوب می شود. همچنین به دلیل کار در فضای مدل سازی سیستم بینایی زیستی، مقایسه الگوریتم پیشنهادی با سایر روش های جدید غیر زیستی، از تمرکز بر روی موضوع اصلی که الهام از سیستم بینایی است می کاهد. برای مقایسه روش پیشنهادی با یک روش برگرفته از بینایی زیستی، روش مدل CORF از مرجع [۳۴] بدین منظور به کار رفته است. روش پیشنهادی، برای مدل سازی وظایف زیستی سیستم بینایی و توسعه الگوریتم های ماشینی بینایی در این حوزه ارائه شده است و عملکرد بهتر روش های جدید آشکارسازی لبه در سایر حوزه های توسعه الگوریتم های پردازش تصویر را تا کنون نادیده نمی گیرد و انکار نمی کند.

۸ نتیجه گیری

در این تحقیق با الهام از رفتار شبکه چشم و سلول ساده غشاء اولیه بینایی در مغز، روشی برای آشکارسازی چند جهته و چند

- [32] A. Kim, H.S. Kim, S.O Park, "Human vision based color edge detection" Proc. of SPIE-IS&T Electronic Imaging, SPIE Vol. 7866, January 2011.
- [33] M. Clogenson, D. Kerr, M. McGinnity, S. Coleman and Q. Wu, "Biologically inspired edge detection using spiking neural networks and hexagonal images" In Proceedings of the International Conference on Neural Computation Theory and Applications, pp. 381-384, 2011.
- [34] G. Azzopardi, N. Petkov, "A CORF computational model of a simple cell that relies on LGN input outperforms the Gabor function model" Biological Cybernetics, Springer-Verlag, Vol. 106, No. 3, pp 177-189, 2012.
- [35] ن. مهرشاد و م.ح. قاسمیان، "روشی برای آشکارسازی لبه بر مبنای مدل محاسباتی سلول ساده کورتکس اولیه بینایی" مجله مهندسی پزشکی زیستی، دوره اول (جدید)، شماره دوم، صفحات ۱۱۹-۱۳۰ تابستان ۱۳۸۶.
- رضا رمضان زاده** مقاطع تحصیلی کاردانی، کارشناسی ناپیوسته و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در دانشکده فنی شهید منتظری مشهد (۱۳۸۵)، مؤسسه خراسان مشهد (۱۳۸۷) و دانشگاه بیرجند (۱۳۹۱) در رشته برق-الکترونیک گذراند. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال و تصویر، بینایی ماشین، مدل سازی سیستم بینایی زیستی، الگوریتم های هوشمند، و نظریه رشد سیستم ها است.
- ناصر مهرشاد** ایشان مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۷۴ در رشته مهندسی برق قدرت از دانشگاه فردوسی مشهد و کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی خود را به ترتیب در سال های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۴ هر دو در رشته مهندسی پزشکی بیومتریك از دانشگاه تربیت مدرس أخذ کرد. زمینه های تحقیقاتی موردعلاقه ایشان پردازش سیگنال و تصویر، بینایی ماشین، بازشناسی الگو، مدل سازی و کنترل سیستم های بیولوژیکی است.
- [13] D. L. Zhou, Q. Pan, and H. C. Zhang, "An improved algorithm of edge detection based on fuzzy sets" J. Image Graph., Vol. 6, No. 4, pp. 353-358, Apr. 2001.
- [14] J.C. Bezdek and D. Kerr, "Training edge detecting fuzzy neural networks with model-based examples" in Proc. 3rd IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst., Piscataway, NJ, Vol. 2, pp. 894-901, 1994.
- [15] W. Jiang, K.M. Lam, T.Z. Shen, "Efficient Edge Detection Using Simplified Gabor Wavelets" IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics Part B: Cybernetics, Vol. 39, No. 4, pp. 1036 - 1047, August 2009.
- [16] M. C. Morrone and D. Burr, "Feature detection in human vision: A phase-dependent energy model" in Proc. Royal Soc. London B, Vol. 235 no.1280, pp. 221-245, 1988.
- [17] R. Shapley, T. Caelli, M. Morgan, and I. Rentschler, Computational theories of visual perception in Visual Perception: The Neurophysiological Foundations, L. Spillmann and J.S. Werner, Eds. New York: Academic, pp. 417-448, 1990.
- [18] A.F. Rossi, R. Desimone and G. Ungerleider, "Contextual modulation in primary visual cortex of macaques" the Journal of Neuroscience, Vol. 21, No. 5, pp. 1698-1709, 2001.
- [19] R.W. Rodieck, "Quantitative analysis of cat retinal ganglion response to visual stimuli" Vis. Res., Vol. 5, No. 11-12, pp. 583-601, Nov-Dec 1965.
- [20] L. Maffie and A. Fiorentini, "The visual cortex as a spatial frequency analyzer" Vis. Res., Vol. 13, No. 7, pp. 1255-1267, July 1973.
- [21] A. B. Watson, "The cortex transform: Rapid computation of simulated neural images" Comput. Vis., Graphics, Image Process., Vol. 39, No. 3, pp. 311-327, Sept. 1987.
- [22] T.Hansen, A Neural Model of Early Vision: Contrast, Contours, Corners and Surfaces. University of Ulm Faculty of Computer Science, pp. 35-42, 2003.
- [23] D.H. Hubel and T.N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction, and functional architecture in the cat's visual cortex" J. Physiol. (Lond.), Vol. 160, pp. 106-154, 1962.
- [24] J. G. Daugman, "Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters," Journal of the Optical Society of America-A, Vol. 2, No. 7, pp. 1160-1169, 1985.
- [25] D. Gabor, "Theory of communication" Journal of the Institute of Electrical Engineers, Vol. 93, No. 26, pp. 429-441, 1946.
- [26] S.E. Grigoresco, N. Petkov, P. Kruizinga, "Comparison of texture features based on Gabor filters" IEEE Trans. On Image Processing, Vol. 11, No. 10, pp. 1160-1167, 2002.
- [27] P. Kruizinga, N. Petkov, "Non-linear operator for oriented texture" IEEE Trans. On Image Processing, Vol. 8, No. 10, pp. 1395-1407, 1999.
- [28] C.Grigorescu, N. Petcov, M.A. Westenberg, "Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition" IEEE Trans. On Image Processing, Vol. 12, No. 7, pp. 729-739, 2003.
- [29] E.Peli, "Feature Detection Algorithm Based on a Visual System Model" Schepens Eye Res. Inst., Harvard Med. Sch., Boston, MA, USA, proceedings of the IEEE, Vol. 90, No. 1, pp. 78-93, january 2002.
- [30] A. Róka, Á. Csapó, B. Reskó and P. Baranyi, "Edge Detection Model Based on Involuntary Eye Movements of the Eye-Retina System" Acta Polytechnica Hungarica, Vol. 4, No. 1, pp. 31-46, 2007.
- [31] Z. Li, L. Chen, H. yin and J. yu, "A New Image Edge Detection Method Inspired from Biological Visual Cortex" Wseas Transactions on computers, Vol. 9, No. 12, pp. 1381-1390, December 2010.