



گزارش پروژه پنجم علوم اعصاب محاسباتی

امیرحسین انتظاری

۱۴۰۳ مرداد ۱۲

فهرست مطالب

۱	چگونگی پردازش تصاویر در نواحی اولیه قشر بینایی	۱
۱	۱.۱ مقدمه	۱.۱
۱	۲.۱ فیلتر تفاضل گاوسی	۱.۲
۲	۱.۲.۱ دیدگاه ریاضی	۱.۲.۱
۲	۲.۲.۱ تاثیر پارامتر ها	۲.۲.۱
۳	۳.۲.۱ خروجی تصویر پس از اعمال فیلتر DoG	۳.۲.۱
۵	۴.۱ فیلتر گبور	۳.۱
۵	۱.۳.۱ دیدگاه ریاضی	۱.۳.۱
۶	۲.۳.۱ تاثیر پارامتر ها	۲.۳.۱
۶	۳.۳.۱ خروجی تصویر پس از اعمال فیلتر گبور	۳.۳.۱
۸	۴.۱ خروجی تصاویر فیلتر شده براساس ضربه(spike)	۴.۱
۱۰	۵.۱ امیازی	۵.۱
۱۰	۱.۵.۱ خروجی تصاویر فیلتر شده براساس ضربه: انکودر پواسون	۱.۵.۱
۱۰	۲.۵.۱ فیلتر های DoG رنگی	۲.۵.۱
۱۳	۲ روش های ارتباطی بین لایه های مختلف در شبکه های عصبی ضربه ای	۲
۱۳	۱.۲ مقدمه	۱.۲
۱۳	۲.۲ معماری شبکه	۲.۲
۱۴	۳.۲ آموزش شبکه	۳.۲
۱۵	۱.۳.۲ پیش پردازش داده ها	۱.۳.۲
۱۵	۲.۳.۲ آموزش شبکه	۲.۳.۲

چکیده

هدف از این پژوهه بررسی و شبیه‌سازی پردازش تصاویر در نواحی اولیه قشر بینایی است. این پژوهش شامل مدل‌سازی نحوه پردازش و تفسیر حرکت‌های بصری توسط سیستم بینایی انسان می‌شود. در این پژوهه، از فیلترهای تفاضل گاوسی (DoG) و گبور استفاده شده است تا مکانیسم‌های پردازشی شبکیه و قشر بینایی V1 را شبیه‌سازی کنند.

فیلترهای DoG^۱ به تقلید از میدان‌های گیرنده سلول‌های گانگلیونی شبکیه و لوب زانویی جانبی (LGN)^۲) به منظور تشخیص لبه‌ها و کنتراست محلی استفاده می‌شوند. فیلترهای گبور نیز به دلیل توانایی‌شان در شبیه‌سازی میدان‌های گیرنده انتخابی جهت‌گیری در قشر بینایی اولیه، (V1) برای تحلیل لبه‌ها و بافت‌ها به کار رفته‌اند. همچنین، پژوهه به بررسی کدگذاری عصبی ضربه‌ای (SNN)^۳) بر اساس خروجی فیلترها پرداخته و نتایج نشان داده‌اند که پیش‌پردازش با فیلترهای DoG و گبور می‌تواند ویژگی‌های بصری مهم را برجسته کند و بهبودهایی در کدگذاری و پردازش عصبی ایجاد کند.

Difference of Gaussian^۱
Lateral geniculate nucleus^۲
Spiking Neural Network^۳

بخش ۱

چگونگی پردازش تصاویر در نواحی اولیه قشر بینایی

۱.۱ مقدمه

یکی از جنبه‌های مهم علوم اعصاب محاسباتی شامل مدل سازی نحوه تفسیر و پردازش محرک‌های بصری توسط سیستم بینایی است. مراحل اولیه پردازش بصری در شبکیه و قشر بینایی اولیه (V1) رخ می‌دهد، جایی که اطلاعات بصری پیچیده ابتدا به الگوهای معنی دار کدگشایی می‌شوند. این پروژه بر شبیه سازی مکانیسم‌های پردازش تصویر لایه اول مسیر بصری با استفاده از فیلترهای تقاضت گاوسی (DoG)^۱ و فیلترهای گبور^۲ تمرکز دارد.

شبکیه و مسیر بینایی اولیه به طور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته اند تا بفهمند که چگونه ورودی‌های بصری خام به نمایش‌های ساختاری تبدیل می‌شوند. در این مرحله، نورون‌ها میدان‌های دریافتی را نشان می‌دهند که به طور انتخابی به ویژگی‌های بصری مختلف مانند لبه، جهت گیری‌ها و فرکانس‌های فضایی پاسخ می‌دهند. دو مدل برجسته که این ویژگی‌ها را نشان می‌دهند، فیلتر تقاضت گاوسی (DoG) و فیلترهای گبور هستند.

فیلترهای DoG برای مدل سازی میدان‌های گیرنده در اطراف سلوال‌های گانگلیونی شبکیه و نورون‌های هسته ژنیکوله جانبی (LGN) استفاده می‌شوند. این فیلترها با بر جسته کردن مناطقی که شدت تغییر سریع دارند، کنتراست را بر جسته می‌کنند و به طور موثر لبها و کنتراست‌های محلی را در صحنه بصری تشخیص می‌دهند. فیلترهای DoG با تقلید از سازمان محیطی مرکز، راه بیولوژیکی قابل قبولی را برای پیش‌پردازش اطلاعات بصری، کاهش افزونگی و افزایش ویژگی‌های بر جسته ارائه می‌دهند.

از سوی دیگر، فیلترهای گبور در مدل سازی میدان‌های گیرنده انتخابی جهت‌گیری موجود در قشر بینایی اولیه (V1) ابزاری هستند. این فیلترها می‌توانند جهت‌گیری‌ها و فرکانس‌های فضایی خاص را در ورودی بصری شناسایی کنند، که دقیقاً با ویژگی‌های تنظیم سلوال‌های ساده در V1 مطابقت دارد. بنابراین، فیلترهای گبور می‌توانند ماهیت چگونگی پردازش لبه‌ها و بافت‌ها توسعه قشر بینایی را به تصویر بکشند و در مراحل اولیه ادراک بصری و تشخیص الگوی نقش داشته باشند.

در این پروژه، فیلترهای DoG و Gabor را برای شبیه سازی مراحل اولیه پردازش بصری پیاده سازی کردیم. پیاده سازی شامل ایجاد این فیلترها، اعمال آنها بر روی تصاویر ورودی مختلف و تجزیه و تحلیل خروجی‌های آنها برای درک نقش آنها در پردازش بصری است. با بررسی قابلیت‌های فیلترهای DoG و Gabor این مطالعه با هدف پر کردن شکاف بین بینایی بیولوژیکی و مدل‌های محاسباتی، ارائه درک جامعی از فرآیندهای اساسی زیربنای ادراک بصری است. در بخش‌های بعدی روش‌شناسی، پیاده‌سازی و نتایج به کارگیری این فیلترها برای محرک‌های بصری را به تفصیل شرح داده می‌شود.

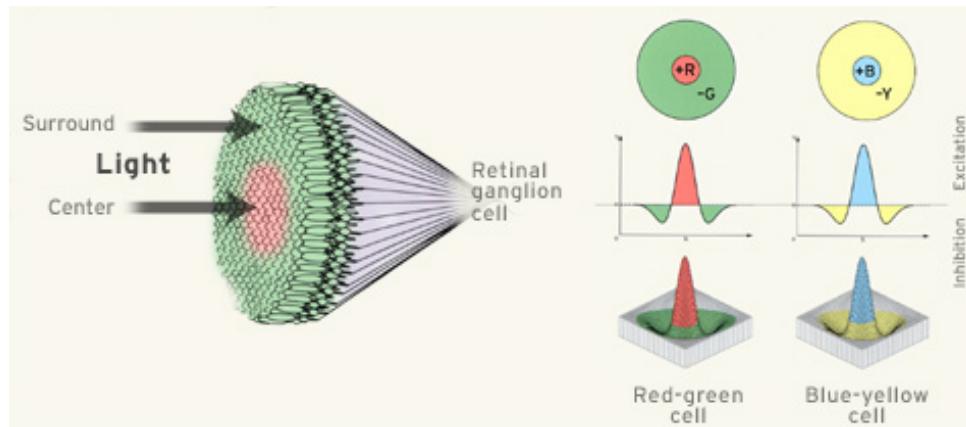
۲.۱ فیلتر تقاضت گاوسی

اولین لایه مسیر بینایی که به شبکیه معروف است، نقش مهمی در مراحل اولیه پردازش تصویر دارد. این لایه وظیفه جذب نور و تبدیل آن به سیگنال‌های عصبی را بر عهده دارد که سپس برای تفسیر بیشتر به مغز منتقل می‌شود. یکی از جنبه‌های کلیدی این پردازش شامل تمایز اطلاعات بصری، به ویژه تشخیص لبه‌ها و تضادها در میدان بینایی است. یکی از مدل‌های محاسباتی مؤثر که این فرآیند بیولوژیکی را تقلید می‌کند، فیلتر تقاضت گاوسی (DoG) است.

فیلتر DoG از میدان‌های گیرنده سلوال‌های گانگلیونی شبکیه الهام گرفته شده است که برای تشخیص لبه و افزایش کنتراست در سیستم بینایی ضروری است. سلوال‌های گانگلیونی در شبکیه، نورون‌های تخصصی هستند که اطلاعات بصری را قبل از ارسال به مغز پردازش می‌کنند. این سلوال‌ها دارای میدان‌های گیرنده هستند که شامل یک ناحیه مرکزی است که توسط نور برانگیخته یا مهار می‌شود و یک ناحیه اطراف آن که واکنش مخالف را نشان می‌دهد. این مکانیسم به سلوال‌های گانگلیونی اجازه می‌دهد لبها و تعییرات شدت نور را تشخیص دهند و نقش مهمی در ادراک بصری ایفا کنند.

Difference of Gaussian^۱
Gabor^۲

فیلتر DoG به طور ریاضی مکانیسم سلول‌های گانگلیونی را با کم کردن یک تاری گاووسی باریکت (نماینده مرکز) شبیه‌سازی می‌کند. این تفرقی لبه‌ها و جزئیات ظریف ورودی بصری را افزایش می‌دهد، شبیه به پردازش انجام شده توسط سلول‌های گانگلیونی شبکیه. با تقلید از رفتار این سلول‌ها، فیلترهای DoG روشی قوی برای برجسته کردن مناطق با کنتراست بالا و سرکوب مناطق یکنواخت در یک تصویر ارائه می‌کنند. (شکل ۱.۱) در این بخش پژوهه، فیلترهای DoG را برای مدل‌سازی پردازش تصویری که در لایه



شکل ۱.۱: شمای کلی از سلول‌های گانگلیونی و ارتباط آن‌ها با فیلتر DoG.

اول مسیر بصری رخ می‌دهد، پیاده‌سازی کردیم. هدف اجرای ما تکرار عملکرد بیولوژیکی سلول‌های گانگلیونی شبکیه است و بینش‌هایی در مورد اینکه چگونه سیستم بینایی انسان به طور موثر اطلاعات بصری را شناسایی و پردازش می‌کند، ارائه می‌کند. از طریق این رویکرد محاسباتی، ما اثربخشی فیلترهای DoG را در بهبود ویژگی‌های تصویر بررسی می‌کنیم و زمینه را برای تحقیقات بیشتر در مورد مکانیسم‌های پردازش بصری پیچیده‌تر فراهم می‌کنیم.

۱.۲۰.۱ دیدگاه ریاضی

در علم تصویربرداری، تفاوت گاووسی‌ها (DoG) یک الگوریتم بهبود ویژگی است که شامل تفرقی یک نسخه تار گاووسی یک تصویر اصلی از نسخه دیگر، کمتر تار شده اصلی است. در مورد ساده تصاویر مقیاس خاکستری، تصاویر تار با انحراف تصاویر اصلی در مقیاس خاکستری با هسته^۳ های گاووسی با عرض متفاوت (انحرافات استاندارد) به دست می‌آیند. محو کردن یک تصویر با استفاده از هسته گاووسی فقط اطلاعات مکانی با فرکانس بالا را سرکوب می‌کند. با کم کردن یک تصویر از تصویر دیگر، اطلاعات فضایی که بین محدوده فرکانس‌هایی که در دو تصویر تار حفظ می‌شوند، حفظ می‌شود. بنابراین، DoG یک فیلتر میان‌گذر فضایی است که فرکانس‌های تصویر اصلی مقیاس خاکستری را که دور از مرکز هستند، کاهش می‌دهد.

را به عنوان تابع گاووسی شعاعی $\Phi_t(x) = \mathcal{N}(x|0, t)$ با میانگین ۰ و واریانس t ، یعنی، تابع گاووسی چندمتغیره $\Phi_t(x)$ با میانگین ۰ و کوواریانس tI در نظر بگیرید. به طور صریح‌تر، داریم

$$\Phi_t(x) = \frac{1}{(2\pi t)^{n/2}} e^{-\frac{|x|^2}{2t}}.$$

تفاوت گاووسی‌ها با واریانس‌های $t_1 < t_2$ تابع هسته

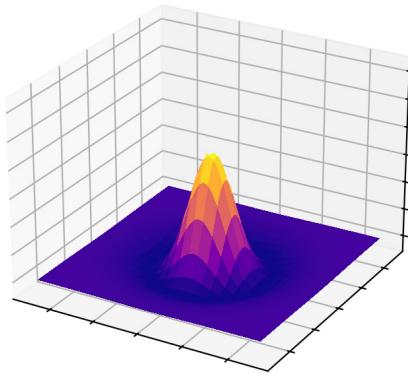
$$K_{t_1, t_2} = \Phi_{t_1} - \Phi_{t_2}$$

است که با تفرقی گاووسی با واریانس بالاتر از گاووسی با واریانس کمتر به دست می‌آید. تفاوت عملگر گاووسی همان عملگر کانولوشن مرتبط با این تابع هسته‌ای است. شکل کلی این فیلتر در شکل ۲.۱ نشان داده شده است.

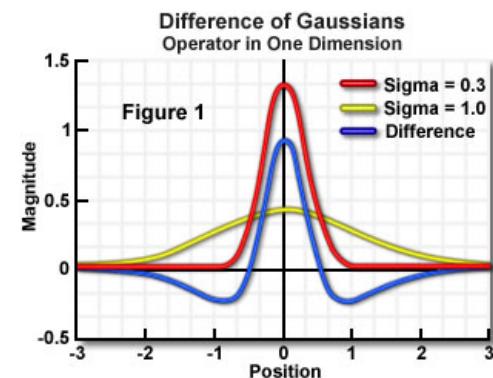
۲.۲۰.۱ تاثیر پارامترها

حال در این قسمت تاثیر هر یک از پارامترها در فیلترها را بررسی می‌کنیم. ما بر نقش دو پارامتر کلیدی تمرکز می‌کنیم: انحرافات استاندارد دو فیلتر گاووسی اعمال شده. تأثیر آن‌ها بر نتیجه فرآیند فیلتر کردن DoG از طریق مجموعه‌ای از آزمایش‌های طراحی شده بهصورت روش‌مند تحلیل می‌شود و نشان می‌دهد که چگونه تغییرات در این پارامترها بر حساسیت و ویژگی تشخیص لبه تأثیر می‌گذارد. (شکل ۳.۱)

^۳kernel

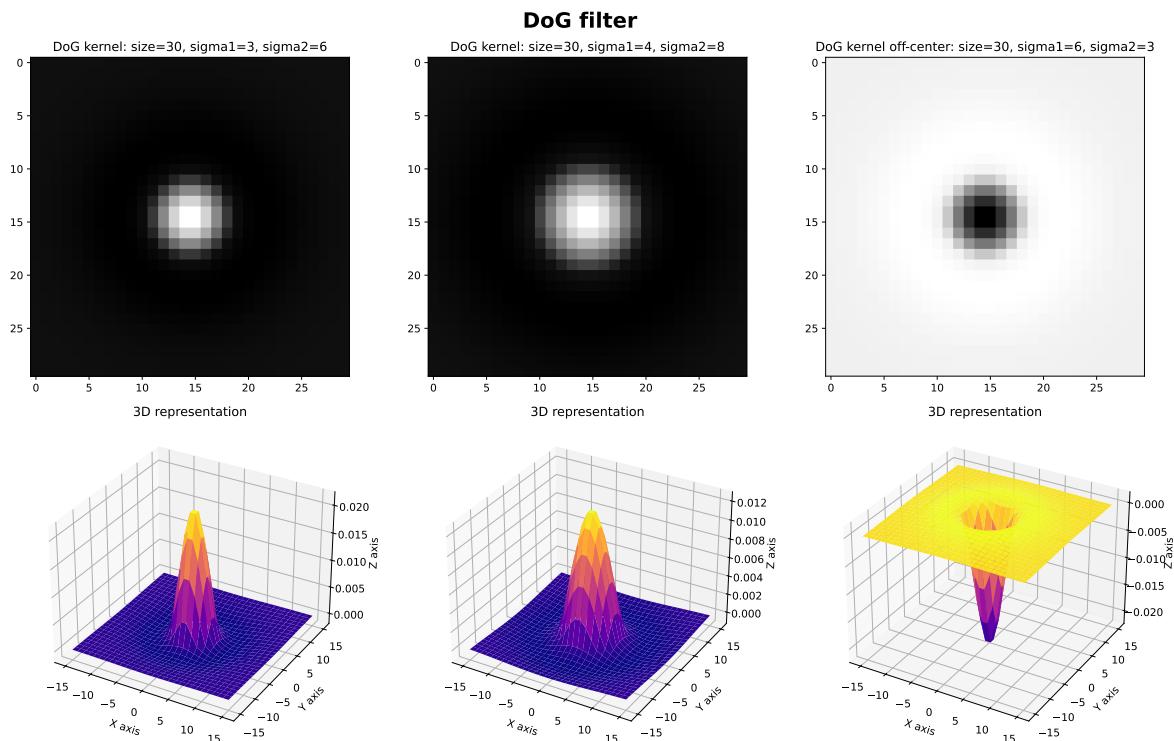


(ب) شکل ۳ بعدی تفاضل گاوی



(آ) شکل کلی نحوه انجام تفاضل گاوی

شکل ۲.۱: تفاضل گاوی (DoG)



شکل ۳.۱: مقایسه تاثیر پارامتر های فیلتر DoG. این شکل سه فیلتر DoG را با مقادیر سیگما متفاوت نشان می دهد تا تأثیر آنها بر قابلیت های تشخیص لبه را نشان دهد. شکل بالایی یک هسته با $\sigma_1 = 3$ و $\sigma_2 = 6$ را نشان می دهد که برای تشخیص جزئیات بسیار ایده آل است. شکل میانی با $\sigma_1 = 4$ و $\sigma_2 = 8$ پاسخ وسیع تری را برای لبه های برجسته نشان می دهد. شکل پایین دارای یک هسته خارج از مرکز با $\sigma_1 = 6$ و $\sigma_2 = 3$ است که حساسیت به ویژگی های جهت را افزایش می دهد. هر فیلتر به صورت سه بعدی نیز برای درک بهتر آمده است.

۳.۲.۱ خروجی تصویر پس از اعمال فیلتر DoG

حال در این بخش، یک فیلتر DoG را روی یک تصویر نمونه اعمال کرده و خروجی آن را نشان می دهیم. برای اینکار، یک تصویر نمونه که از مخزن دانشگاه واترلو^۴ انتخاب کرده و فیلتر DoG را با اندازه های مختلف و همچنین دو نسخه off-center و on-center را روی آن همگشت می کنیم.^۵

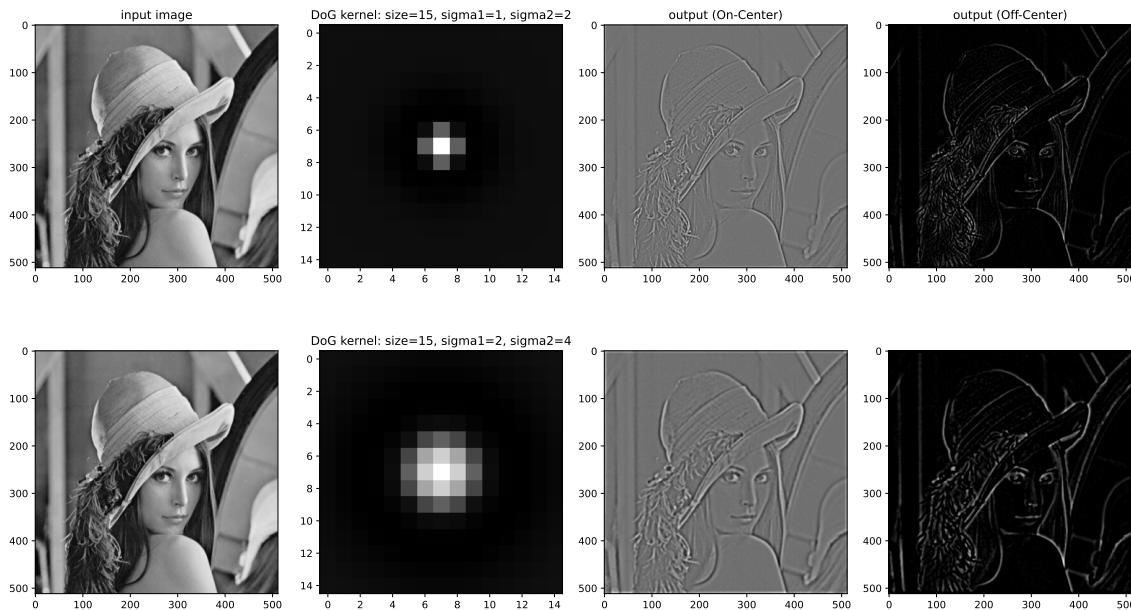
شکل ۴.۱ کاربرد فیلتر تفاضل گاوی ها (DoG) را بر روی یک تصویر نمونه نشان می دهد، که اثرات آن را با مقادیر مختلف سیگما و کنتراست نسخه های on-center و off-center نشان می دهد.

تصویر ورودی که در بالا سمت چپ نشان داده است، به عنوان محرك بصری اصلی برای فرآیندهای فیلتر بعدی عمل می کند. در مجاورت این تصویر، هسته DoG نشان داده شده است که با تفیریق دوتابع گاوی با انحرافات استاندارد مختلف (سیگما) ساخته شده است. این هسته برای شبیه سازی خواص میدان پذیرای سلول های گانگلیونی شبکیه است.

در ردیف وسط، خروجی فیلتر DoG با نسخه on-center در آرایه شده است. این نسخه بر نواحی تأکید دارد که بخش مرکزی میدان گیرنده توسط نور برانگیخته می شود و به طور مؤثر لبه ها و جزئیات ظریف درون تصویر را برجسته می کند. مقادیر مختلف سیگما برای نشان دادن اینکه چگونه گستردگی توابع گاوی بر تشخیص لبه ها تأثیر می گذارد نیز در ردیف پایین اعمال می شود، با سیگما های کوچکتر که جزئیات ریزتر را افزایش می دهند و سیگما های بزرگتر ساختارهای وسیع تری را جذب می کنند.

ستون اول از سمت راست خروجی DoG فیلتر off-center را نشان می دهد. در اینجا، فیلتر تنظیم شده است تا مناطقی را که بخش مرکزی میدان گیرنده توسط نور مهار می شود، بپردازد و در نتیجه تضاد تکمیلی با خروجی در مرکز ایجاد می کند. تغییر در مقادیر سیگما به طور مشابه بر سطح جزئیات و میزان تشخیص لبه تأثیر می گذارد و انعطاف پذیری فیلتر DoG را در مدل سازی جنبه های مختلف پردازش بصری نشان می دهد.

DoG filter



شکل ۴.۱: کاربرد تفاضل فیلتر گاوی (DoG) روی یک تصویر نمونه. شکل، فرآیند و اثرات اعمال فیلتر DoG بر روی یک تصویر ورودی را نشان می دهد. (ستون اول از سمت چپ) تصویر ورودی اصلی که برای فیلتر کردن استفاده می شود. (ستون دوم از سمت چپ) هسته DoG با تفیریق دوتابع گاوی با انحرافات استاندارد مختلف (سیگما) ایجاد شده است. (ستون سوم و سمت چپ) خروجی فیلتر DoG نسخه on-center برجسته کردن لبه ها و جزئیات دقیق. مقادیر مختلف سیگما تأثیر بر تشخیص لبه و افزایش جزئیات را نشان می دهد. (ستون چهارم از سمت چپ) خروجی فیلتر DoG با نسخه off-center، با تأکید بر مناطقی که مرکز توسط نور مهار می شود، و تضاد مکملی را با خروجی در مرکز نشان می دهد. تغییرات در مقادیر سیگما نشان داده شده است که انعطاف پذیری فیلتر DoG را در مدل سازی جنبه های مختلف پردازش بصری منعکس می کند. همانطور که مشاهده می کنیم، هر چه مقدار سیگما کوچکتر باشد، لبه های استخراج شده از تصویر نیز نازک تر است. با بزرگتر شدن این مقادیر در ستون دوم، تصویر حاصل نیز دارای خطوطی با ضخامت بیشتر می شود.

۳.۱ فیلتر گبور

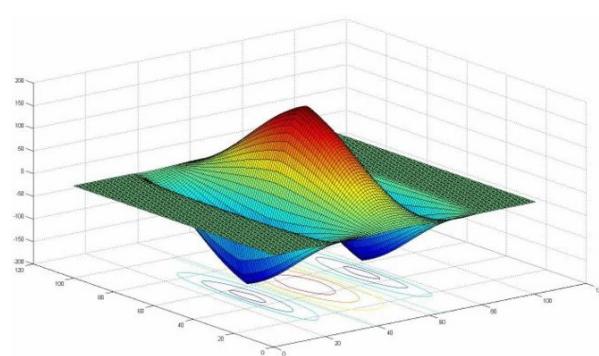
فیلترهای گبور ابزارهای محاسباتی هستند که به طور گسترده به دلیل توانایی آنها در شبیه سازی خواص میدان پذیری نورون ها در قشر بینایی اولیه (V1) ساخته شده است. این فیلترها که به نام دنیس گبور، که آنها را در سال ۱۹۴۶ معرفی کرد، نامگذاری شده‌اند، از آن زمان به بعد در درک چگونگی تفسیر اطلاعات بصری توسط مغز یکپارچه شده‌اند.

فیلترهای گبور با توانایی آنها در گرفتن مکان یابی فضایی، انتخاب جهت گیری و تنظیم فرکانس فضایی مشخص می‌شوند، ویژگی‌هایی که بسیار با الگوهای پاسخ سلول‌های ساده در V1 سازگار است. هر فیلتر گبور در اصل یک موج صفحه سینوسی است که توسط یک پوشش گاوسی مازوله شده است. (گویی فیلتر DoG در یکی از محورهای افقی خود کشیده شده است. شکل ۵.۱) این ترکیب به فیلتر اجازه می‌دهد تا به فرکانس‌ها و جهت‌گیری‌های فضایی خاص پاسخ دهد و آن را به ابزاری مؤثر برای تشخیص لبه، تحلیل بافت و استخراج ویژگی در تصاویر تبدیل می‌کند.

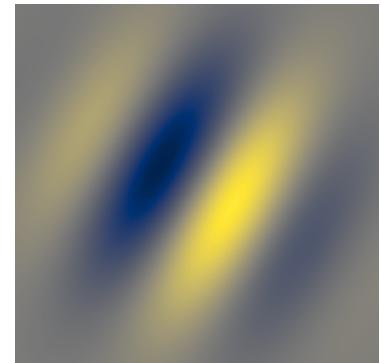
از نظر ریاضی، یک فیلتر گبور را می‌توان به عنوان یکتابع نمایی پیچیده ضرب در یکتابع گاوس توصیف کرد. مولفه سینوسی لبه‌ها و خطوط را در یکجهت و مقیاس خاص تشخیص می‌دهد، در حالی که مولفه گاوسی با محدود کردن پاسخ فیلتر به یک منطقه محلی از تصویر، محلی سازی فضایی را تضمین می‌کند. نتیجه مجموعه‌ای از فیلترها است که هر کدام با جهت‌گیری‌ها و فرکانس‌های فضایی متفاوت تنظیم شده‌اند و طیف متنوعی از میدان‌های دریافتی موجود در قشر بینایی را تقلید می‌کنند.

در این پژوهه فیلترهای گبور را برای بررسی نقش آنها در پردازش بصری اولیه پیاده سازی کردیم. با اعمال این فیلترها بر روی یک سری از تصاویر، ما بررسی کردیم که چگونه آنها ویژگی‌های بصری خاص را افزایش می‌دهند و به درک کلی محرك بصری کمک می‌کنند.

از طریق این کاوش، مهدف ما نشان دادن اثربخشی فیلترهای گبور در گرفتن اطلاعات بصری ضروری و بر جسته کردن اهمیت آنها در بینش بیولوژیکی و کاربردهای تکنولوژیکی است. بخش‌های بعدی به جزئیات فنی اجرای فیلتر گبور پرداخته می‌شود، نتایج اعمال این فیلترها را برای محرك‌های بصری مختلف ارائه می‌شود و مقایه‌ی آنها را برای درک ما از پردازش بصری مورد بحث قرار داده می‌شود.



(ب) شکل ۳ بعدی فیلتر گبور



(آ) شکل ۲ بعدی فیلتر گبور

شکل ۵.۱: فیلتر گبور

۱.۳.۱ دیدگاه ریاضی

فیلترهای گبور از نظر ریاضی در توابع پیچیده‌ای که امواج سینوسی را با پوشش‌های گاوسی ترکیب می‌کنند، پایه گذاری می‌شوند. این ساختار منحصر به فرد به آن‌ها اجازه می‌دهد هم فرکانس و هم اطلاعات مکانی را ضبط کنند، و آنها را برای مدل‌سازی پردازش بصری در مغز مناسب می‌سازد. در این بخش، فرمول ریاضی فیلترهای گبور و نحوه استفاده از آنها در وظایف پردازش تصویر را بررسی خواهیم کرد.

تابع گبور

یک فیلتر گبور توسط یکتابع نمایی پیچیده که توسط یکتابع گاوسی مدوله شده است، تعریف می‌شود. شکل کلی فیلتر گبور دو بعدی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$g(xy\lambda\theta\psi\sigma\gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right)$$

به طوری که:

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

در این معادله:

- λ (طول موج) فرکانس فضایی موج سینوسی را کنترل می کند.
- θ (جهت) جهت فیلتر را نشان می دهد.
- ψ (تغییر فاز) تغییر فاز تابع سینوسی را تعیین می کند.
- σ (انحراف معیار) پهنای گاوی را مشخص می کند.
- ω (نسبت ابعاد) بیضی بودن تابع گاوی را تعریف می کند.

بخش های حقیقی و موهومی

یک فیلتر گبور را می توان به بخش های حقیقی و موهومی خود، مطابق با اجزای کسینوس و سینوسی تابع سینوسی، جدا کرد:

$$g_{\text{real}}(x, y\lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$

قسمت موهومی:

$$g_{\text{imag}}(x, y\lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$

این اجزا امکان جداسازی پاسخ فیلتر را به فازهای زوج و فرد فراهم می کند و تجزیه و تحلیل جامع تری از ویژگی های تصویر ارائه می دهد. در نتیجه، فرمول ریاضی فیلترهای گبور شامل ترکیبی از توابع گاوی و سینوسی است که به آنها امکان می دهد هم اطلاعات مکانی و هم اطلاعات فرکانسی را ضبط کنند. با تنظیم پارامترها، این فیلترها را می توان برای تشخیص جهت گیری ها و مقیاس های مختلف تنظیم کرد و آنها را به ابزاری قدرتمند برای تجزیه و تحلیل تصویر و مدل سازی مکانیسم های پردازش بصری در مغز تبدیل کرد.

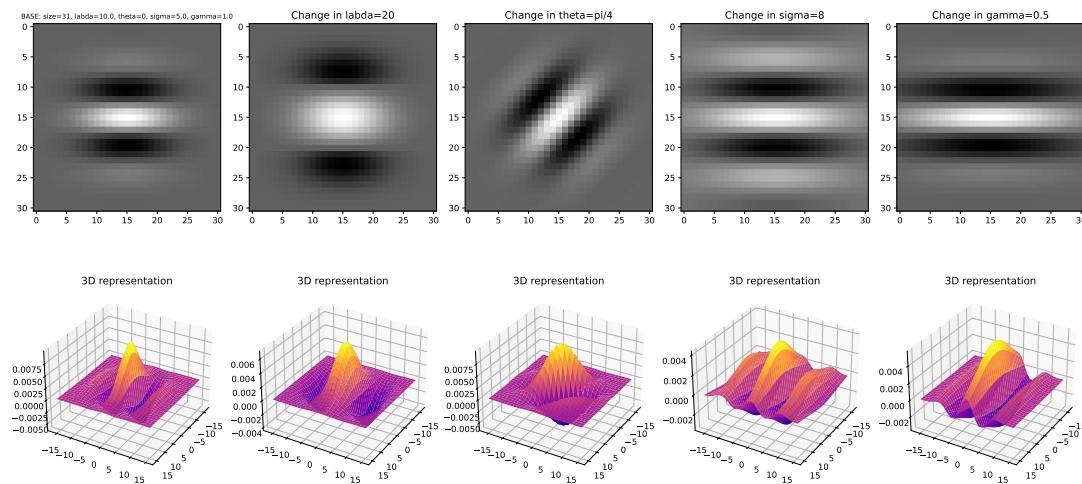
۲.۳.۱ تاثیر پارامتر ها

حال در این قسمت، تاثیر هر یک از پارامتر ها در فیلتر ها را بررسی می کنیم. وابستگی پارامتری این فیلتر و تأثیراتی که این پارامترها بر پاسخ فیلتر دارند را مشخص می کنیم. این پیاده سازی با تمرکز بر پارامترهای کلیدی مورد بحث قرار می گیرد: اندازه فیلتر، طول موج (λ)، جهت (θ)، انحراف استاندارد (σ)، نسبت ابعاد (γ)، و اندازه گام. هر پارامتر از طریق یک سری آزمایش های کنترل شده طراحی شده برای روشن کردن اثرات فردی آنها بر ویژگی های فیلتر حاصل بررسی می شود. نتایج بصری از این آزمایش ها برای نشان دادن اثرات ملموس تغییرات پارامترها، ارائه بینش هایی در مورد چگونگی تنظیم هر پارامتر برای بهینه سازی عملکرد فیلتر برای کاربردهای خاص ارائه شده است. (شکل ۶.۱)

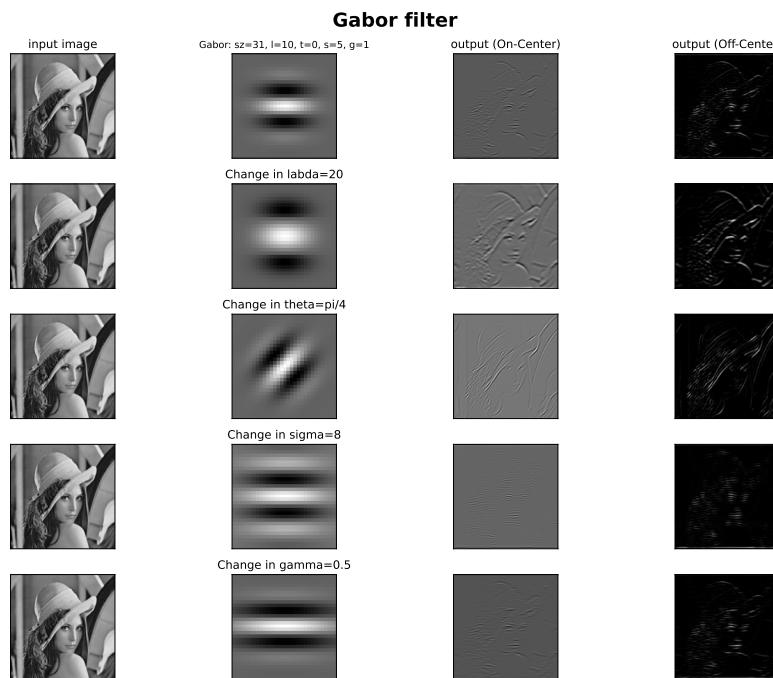
۳.۳.۱ خروجی تصویر پس از اعمال فیلتر گبور

در این بخش مشابه قسمت قبل یک فیلتر گبور را روی یک تصویر نمونه همگشت(convolve) می کنیم و خروجی آن را نمایش می دهیم. برای اینکار، تصویری که در بخش قبل به عنوان نمونه انتخاب کردیم را در اینجا نیز آورده و فیلتر گبور را با دو نسخه on-center و off-center روی آن اعمال می کنیم. شکل ۷.۱ تصویر ورودی، هسته گبور و تصاویر فیلتر شده حاصل برای کانولوشن نمایش داده می شود. مطابق قسمت قبل، شکل بالا سمت چپ، تصویر نمونه را نشان می دهد. سپس هسته گبور مورد استفاده برای کانولوشن نمایش داده می شود. این کرنل با پارامترهایی مانند طول موج، جهت گیری، فاصله فاز و نسبت ابعاد مشخص می شود که نحوه تعامل فیلتر با تصویر ورودی را مشخص می کند. نمایش بصری هسته گبور جهت گیری و ویژگی های فرکانس آن را برجسته می کند و نمای واضحی از عملکرد فیلتر ارائه می دهد. سپس شکل خروجی فیلتر گبور on-center اعمال شده روی تصویر ورودی را نشان می دهد. در این نسخه، فیلتر ویژگی های مرکزی تصویر را افزایش می دهد و مناطقی را بر جسته می کند که با جهت گیری و ویژگی های فرکانس فیلتر مطابقت دارند. نتیجه فیلتر در مرکز بر قسمت مرکزی میدان گیرنده تأکید می کند و آن را به ویژگی های بصری خاص همسو با پارامترهای فیلتر حساس می کند. در ادامه خروجی فیلتر گبور off-center ارائه می شود. این نسخه از فیلتر ویژگی های مرکزی را سرکوب می کند و بر نواحی اطراف تأکید می کند. نتیجه فیلتر off-center نشان می دهد که چگونه فیلتر به لبه ها و بافت های اطراف ناحیه مرکزی پاسخ می دهد و جنبه های مختلف ویژگی های تصویر را به تصویر می کشد. نتایج به وضوح نشان می دهد که چگونه می توان از فیلترهای گبور برای استخراج ویژگی های خاص از تصاویر، مانند لبه ها و بافت ها، بسته به پارامترهای انتخابی استفاده کرد. مقادیر مختلف سیگما بر وسعت فضایی و محلی سازی فیلتر تأثیر می گذارد، در حالی که نسخه های on-center و off-center ، دیدگاه های متمایزی را در مورد ویژگی های تصویر ارائه می کنند. با تغییر مقادیر سیگما و مقایسه خروجی های on-center و off-center ، می توانیم مشاهده کنیم که چگونه تنظیمات مختلف فیلتر گبور جنبه های مختلف تصویر را برجسته می کند.

Gabor filter



شکل ۶.۱: مقایسه تاثیر پارامتر های فیلتر گبور. در این شکل، تاثیر هر یک از پارامتر های اندازه فیلتر، طول موج (λ)، جهت (θ)، انحراف استاندارد (σ)، نسبت ابعاد (γ)، بررسی شده است. هر نمودار تغییرات فرکانس مکانی و ویژگی های جهتگیری فیلتر را نشان می دهد و مشخص می کند که چگونه مقدارهای پارامتر می تواند پاسخ فیلتر را به ویژگی های خاص در برنامه های پردازش تصویر تنظیم کند. نمایش های سه بعدی در ردیف پایین، نیز برای درک عمیق تر این تاثیرات آمده است.



شکل ۷.۱: کاربرد فیلتر های گبور با سیگما های مختلف و نسخه های On-Center/Off-Center. شکل، مراحل پردازش و نتایج اعمال فیلتر های گبور بر روی یک تصویر نمونه را نشان می دهد. (ستون اول از سمت چپ) تصویر ورودی اصلی. (ستون دوم از سمت چپ) هسته گبور مورد استفاده برای کاتولوشن، که با پارامتر های خاصی برای طول موج، جهتگیری، تغییر فاز و نسبت ابعاد مشخص می شود. (ستون سوم از سمت چپ) خروجی فیلتر گبور on-center که ویژگی های مرکزی همانگ با ویژگی های فیلتر را افزایش می دهد. (ستون چهارم از سمت چپ) خروجی فیلتر گبور off-center که ویژگی های مرکزی را سرکوب می کند و بر مناطق اطراف تأکید می کند. مقادیر مختلف سیگما استفاده شده در فیلترها بر وسعت فضایی و محلی سازی تاثیر می گذارد و توانایی فیلترها در برجسته کردن ویژگی های مختلف تصویر را نشان می دهد.

۴.۱ خروجی تصاویر فیلتر شده براساس ضربه(spike)

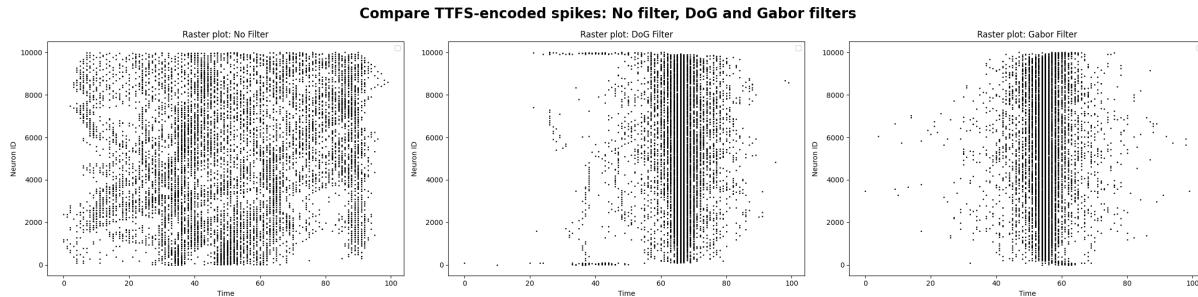
در این بخش، نتایج اعمال فیلتر تفاضل گاوسی (DoG) و گبور و کدگذاری ضربه‌ای را با استفاده از روش Time-to-First-Spike بر روی یک تصویر نمونه ارائه می‌کنیم. هدف نشان دادن تأثیر فیلترها بر افزایش ویژگی‌های بصری و اثربخشی آن در جهت بهبود پاسخ‌های عصبی ساختاریافته و کارآمدتر است. با مقایسه نمودارهای ضربه‌های عصبی تولید شده از تصاویر فیلتر نشده و فیلتر شده ما پیشرفت‌ها را در سازماندهی الگوی ضربه‌ها بر جسته می‌کنیم، و به اهمیت پیش‌پردازش الهام‌گرفته شده از بیولوژیکی پی می‌بریم.

شکل ۸.۱ کدگذاری عصبی یک تصویر نمونه پردازش شده با و بدون فیلتر تفاضل گاوسی (DoG) را با استفاده از روش Time-to-First-Spike نشان می‌دهد.

نمودار سمت چپ، پاسخ‌های عصبی به ورودی حسی را بدون اعمال فیلتر پیش‌پردازش نشان می‌دهد. در این نمودار، هر نقطه نشان دهنده یک ضربه از یک نورون است که با محورهای زمان (محور x) و نورون (محور y) ترسیم شده است. توزیع و چگالی ضربه‌ها پراکنده است، که نشان دهنده یک پاسخ عصبی ساختاری کمتر به ورودی بصری خام است. نورون‌ها در زمان‌های مختلف ضربه‌های می‌زنند و ماهیت پردازش نشده اطلاعات بصری را منعکس می‌کنند که منجر به یک الگوی گسترده و کمتر هماهنگ از فعالیت می‌شود.

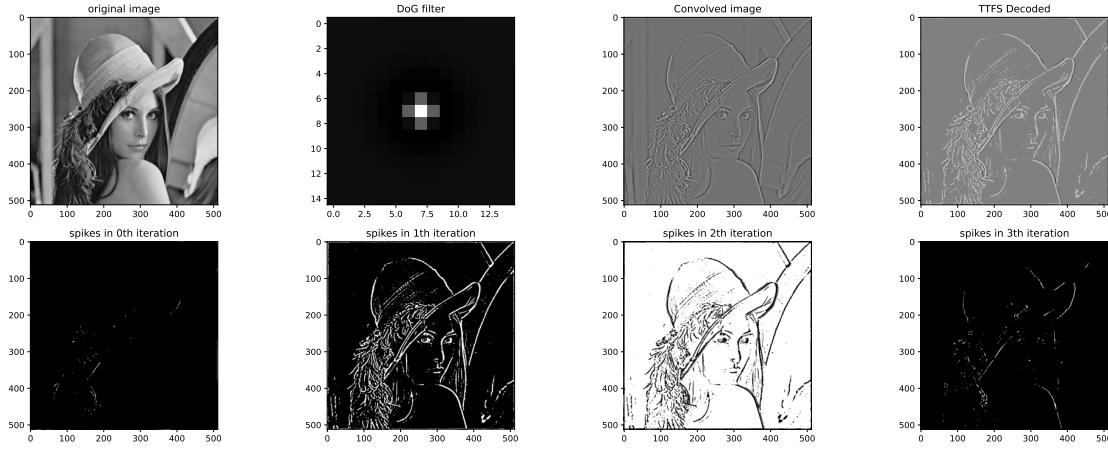
نمودار سمت راست، پاسخ‌های عصبی به همان ورودی حسی را پس از پردازش با فیلتر DoG نشان می‌دهد. این مرحله پیش‌پردازش لبه‌ها و کنتراست را در تصویر افزایش می‌دهد و در نتیجه پاسخ عصبی ساختاریافته تر و کارآمدتری ایجاد می‌کند. ضربه‌ها از نظر زمانی بیشتر در یک راستا قرار دارند و نشان می‌دهند که نورون‌ها به طور همزمان به ویژگی‌های بهبود یافته تصویر پاسخ می‌دهند. این همگام سازی نشان می‌دهد که فیلتر DoG به برجسته کردن ویژگی‌های بصری برجسته کمک می‌کند و آنها را برای سیستم کدگذاری عصبی بیشتر قابل تشخیص می‌کند. الگوی کلی ضربه‌ها سازماندهی‌تر است و نمایش عصبی منسجمی از تصویر پردازش شده را نشان می‌دهد.

مقایسه بین دو نمودار تأثیر فیلتر DoG بر کدگذاری عصبی را برجسته می‌کند. ورودی فیلتر نشده منجر به یک پاسخ عصبی پراکنده و کمتر سازمان‌دهی شده می‌شود، در حالی که ورودی فیلتر شده توسط DoG منجر به الگوی دقیق‌تر و ساختار یافته‌تر می‌شود. این نشان می‌دهد که فیلتر DoG به طور موثر ویژگی‌های مهم در ورودی بصری را افزایش می‌دهد و نمایش عصبی کارآمدتر و دقیق‌تر را تسهیل می‌کند. روش time-to-first-spike این پیشرفت‌ها را نشان می‌دهد و نشان می‌دهد که چگونه مراحل پیش‌پردازش مانند فیلتر DoG می‌تواند کدگذاری عصبی اطلاعات بصری را بهبود بخشد.

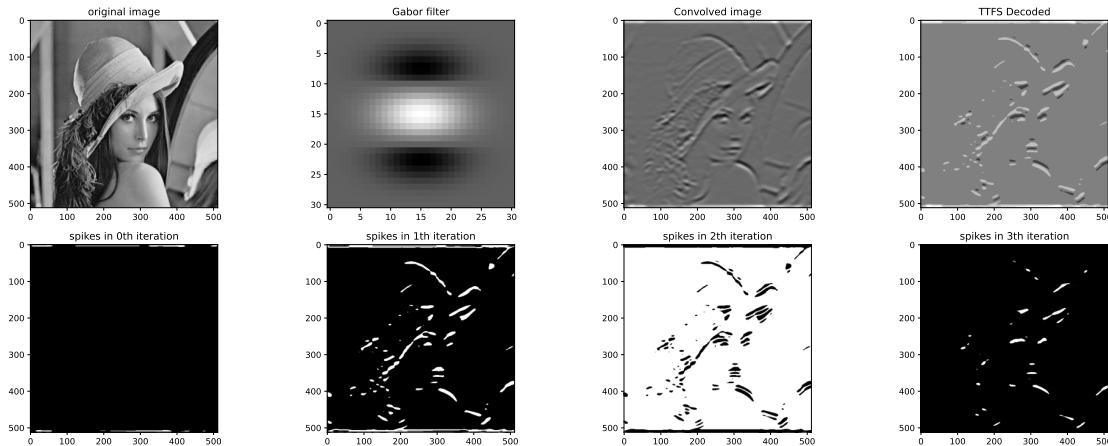


شکل ۸.۱: مقایسه نمودار رستر برای ۳ حالت بدون فیلتر، با فیلتر DoG و با فیلتر Gabor. نمودارهای رستر کدگذاری عصبی یک تصویر نمونه را با استفاده از روش Time-to-First-Spike (سمت چپ) پاسخ‌های عصبی بدون فیلتر (پیش‌پردازش، الگوی پراکنده و ساختار کمتری از ضربه‌ها را نشان می‌دهد). (وسط و راست) پاسخ‌های عصبی پس از اعمال فیلتر DoG و گبور نشان دادن یک الگوی سازمان‌یافته‌تر و هماهنگ‌تر زمانی از ضربه‌ها و برجسته کردن ویژگی‌های بهبود یافته تصویر. فیلترها با تأکید بر لبه‌ها و کنتراست‌ها در ورودی بصری، کارایی و دقت کدگذاری عصبی را بهبود می‌بخشد.

پس از کدگذاری عصبی تصویر نمونه، به سراغ کدگشایی (Decoding) برای بازسازی اطلاعات بصری از ضربه‌های کدگذاری شده می‌رویم. هدف این فرآیند نشان دادن پایداری بازنمایی عصبی و اثربخشی فیلتر DoG در حفظ ویژگی‌های بصری حیاتی در طول مراحل کدگذاری و کدگشایی است. شکل ۹.۱ مجموعه‌ای از تصاویر بازسازی شده از ضربه‌ها را در تکرارهای مختلف نشان می‌دهد.

Reconstructed images from DoG-filtered input spikes: TTFS Decoder


(ا) استفاده از فیلتر DoG

Reconstructed images from Gabor-filtered input spikes: TTFS Decoder


(ب) استفاده از فیلتر گابور

شکل ۹.۱: تصاویر بازسازی شده از ضربه های ورودی فیلتر شده با استفاده از دیکودر TTFS شکل، کدگشایی ضربه های عصبی کدگذاری شده با استفاده از روش Time-to-First-Spike را نشان می دهد. (تصویر اول از سمت چپ) تصویر ورودی اصلی. (تصویر دوم از سمت چپ) فیلتر مورد استفاده. (تصویر سوم از سمت چپ) تصویر با فیلتر DoG یا گبور همگشت شده (convolve) و لبه ها و کنتراست ها را افزایش می دهد. (تصویر چهارم از سمت چپ) تصویر بازسازی شده از ضربه ها توسط دیکودر. (ردیف دوم) بازسازی تصاویر از ضربه های عصبی با استفاده از دیکودر. در هر تکرار، تصویری که کد شده است بازسازی شده.

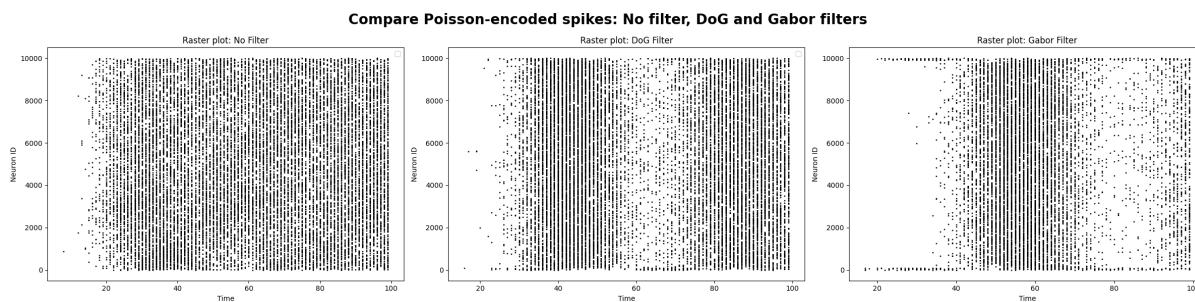
۵.۱ امتیازی

۱.۵.۱ خروجی تصاویر فیلتر شده براساس ضربه: انکودر پواسون

در این بخش، تجزیه و تحلیل خود را از کدگذاری و کدگشایی عصبی با اعمال یک انکودر (Encoder) پواسون^۶ در همان تصویر نمونه ادامه می‌دهیم. انکودر پواسون روشی است که به برای شبیه سازی ضربه های عصبی بر اساس سرعت ضربه زدن نورون ها استفاده می شود. برخلاف روش زمان تا اولین ضربه (TTFS) که اطلاعات را بر اساس زمان بندی اولین ضربه کدگذاری می‌شند انکودر پواسون طبق یک مدل احتمالی که در آن نرخ ضربه زدن با شدت محرك بینایی مطابقت دارد، ضربه ها را تولید می‌کند. با مقایسه نتایج از انکودر پواسون با نتایج بدست آمده با استفاده از روش TTFS، هدف ما بررسی روش های مختلف کدگذاری در حفظ اطلاعات بصری از پردازش عصبی است.

شکل ۱۰.۱ ضربه های کدگذاری شده یک تصویر نمونه را با استفاده از انکودر پواسون نشان می دهد و اثرات بدون فیلتر، فیلتر تفاوت گاویسی (DoG) و فیلتر گبور را با هم مقایسه می‌کند. هر نمودار رستر نشان دهنده ضربه های تولید شده توسط انکودر پواسون تحت شرایط فیلتر های مختلف است.

اولین نمودار رستر، ضربه های تولید شده از تصویر خام را بدون فیلتر پیش پردازش نشان می دهد. نمودار دوم پس از پردازش تصویر با فیلتر DoG ضربه ها را نشان می دهد و لبه ها و کنتراست ها را برجسته می کند. نمودار سوم، فعالیت نورون ها پس از اعمال فیلتر گبور را نشان می دهد که بر فرکانس ها و جهتگیری های فضایی خاص در تصویر تمرکز می کند. این مقایسه ها نشان می دهد که چگونه فیلتر های مختلف بر فعالیت نورون ها و کدگذاری عصبی حاصل از اطلاعات بصری تأثیر می گذارند.



شکل ۱۰.۱: مقایسه نمودار رستر برای ۳ حالت بدون فیلتر، با فیلتر DoG و با فیلتر گبور و انکودر پواسون. نمودارهای رستر، ضربه های تولید شده توسط انکودر پواسون برای یک تصویر نمونه را در سه شرایط نشان می دهند: (سمت چپ) فیلتری اعمال نشده است، که پاسخ عصبی خام را نشان می دهد. (وسط و راست) فیلتر DoG اعمال شده، لبه ها و کنتراست ها را در تصویر افزایش می دهد. همانند شکل ۸.۱ در اینجا نیز پس از اعمال فیلتر ها، یک الگوی ساختار یافته تراز ضربه ها مشاهده می کنیم. فیلتر ها با تأکید بر لبه ها و کنتراست ها در ورودی بصری، کارایی و دقت کدگذاری عصبی را بهبود می بخشد.

حال مشابه قبل، به دیکود کردن ضربه های حاصل از تصاویر فیلتر شده می پردازیم. شکل ۱۱.۱ نتایج کدگشایی ضربه های عصبی را نشان می دهد که با استفاده از دیکودر پواسون، پس از اعمال فیلتر DoG و گبور بر روی تصویر ورودی، کدگذاری شده اند. کدگشایی با استفاده از دیکودر پواسون انجام می شود، که اطلاعات بصری را از ضربه های تولید شده به صورت احتمالی بازسازی می کند. شکل تصویر اصلی، تصویر فیلتر شده توسط فیلتر ها و تصویر دیکود شده و بازسازی تصویر از ضربه ها در تکرارهای مختلف نشان می دهد. مشابه انکودر TTFS در اینجا نیز تصویر اصلی از فعالیت نورون ها بازسازی می شود. هر چند نسبت به حالت قبل شاهد شباهت کمتری به تصویر ورودی داده شده هستیم که بدليل ماهیت کدگذاری پواسون می باشد.

۲.۵.۱ فیلتر های DoG رنگی

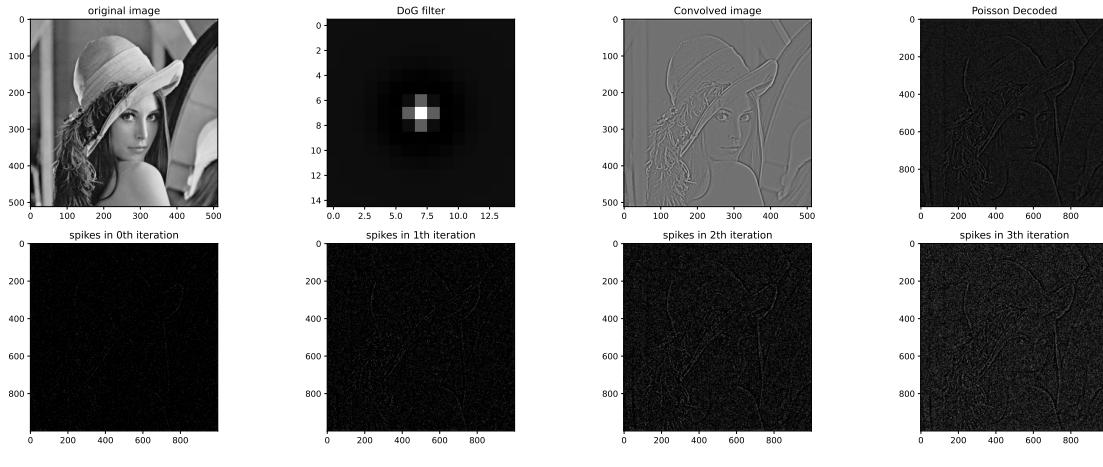
در این بخش، با الهام از معماری عملکردی سلول های گانگلیونی، به ویژه مسیرهای M^۷ و P^۸، فیلتر های DoG را در شبکه عصبی خود پیاده سازی کردیم. این رویکرد، ویژگی های میدان پذیرای مرکز احاطه سلول های گانگلیونی را مدل سازی می کند، که برای تقویت کنتراست و گرفتن الگوهای فضایی در محرك های بصری بسیار مهم هستند.

فیلتر های DoG رنگی

همانطور که در بخش قبل نیز توضیح دادیم، فیلتر تفاضل گاویسی مدلی است که پاسخ عصبی سلول های گانگلیونی در شبکه را تقریب می زند. این مدل شامل تفیریق یک نسخه تار از یک تصویر از یک نسخه دیگر با تاری کمتر از همان تصویر است، در نتیجه مناطقی از کنتراست فضایی را بر جسته می کند که مربوط به میدان های گیرنده سلول های گانگلیونی است.

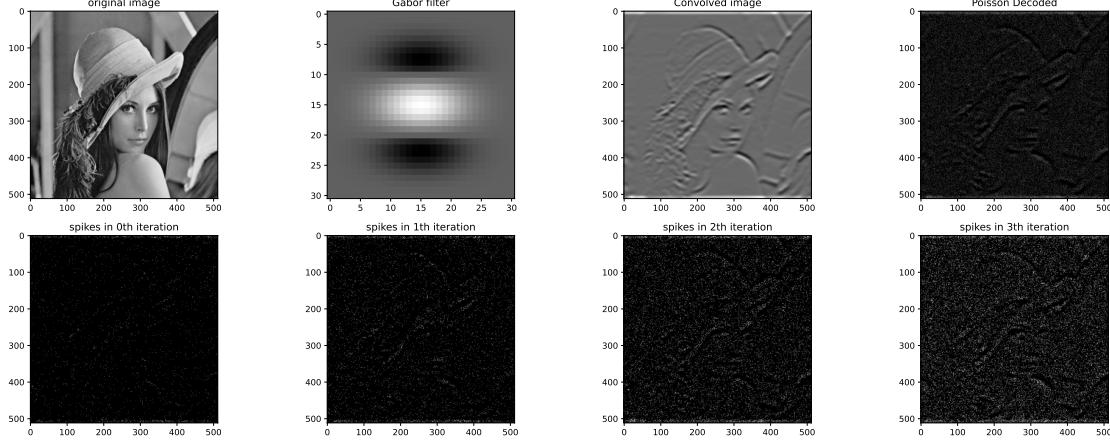
Poisson^۶
magnocellular^۷
parvocellular^۸

Reconstructed images from filtered input spikes: Poisson Decoder



(ا) استفاده از فیلتر \tilde{D}

Reconstructed images from Gabor-filtered input spikes: Poisson Decoder



(ب) استفاده از فیلتر گبور

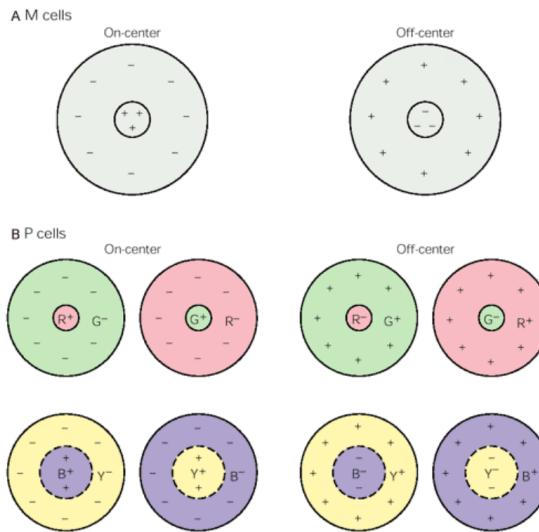
شکل ۱۱.۱: تصاویر بازسازی شده از ضربه های ورودی فیلتر شده با استفاده از دیکودر پواسون. شکل، کدگشایی ضربه های عصبی کدگذاری شده با استفاده از روش پواسون را نشان می دهد. (تصویر اول از سمت چپ) تصویر ورودی اصلی. (تصویر دوم از سمت چپ) فیلتر مورد استفاده. (تصویر سوم از سمت چپ) تصویر با فیلتر DoG یا گبور همگشت شده (convolve) یا گبور همگشت شده (Gabor). (تصویر چهارم از سمت چپ) تصویر بازسازی شده از ضربه ها توسط دیکودر. (ردیف دوم) بازسازی تصاویر از ضربه های عصبی با استفاده از دیکودر. در هر تکرار، تصویری که کد شده است بازسازی شده.

سلول های M : این سلول ها به تغییرات شدت نور حساس هستند و با استفاده از فیلترهای استاندارد DoG مقیاس خاکستری مدل سازی می شوند. میدان های گیرنده سلول های M را می توان به دو نوع طبقه بندی کرد:

- **سلول های on-center:** وقتی در معرض نور قرار می گیرند، دارای یک مرکز پاسخ دهنده مثبت و یک محیط اطراف با پاسخ منفی هستند که از پاسخ جلوگیری می کند و تشخیص اجسام روشن در پس زمینه های تاریک را افزایش می دهد.
- **سلول های off-center:** دارای یک مرکز پاسخ منفی و یک محیط اطراف با پاسخ مثبت هستند که تشخیص اجسام تاریک را در پس زمینه های روشن افزایش می دهد.

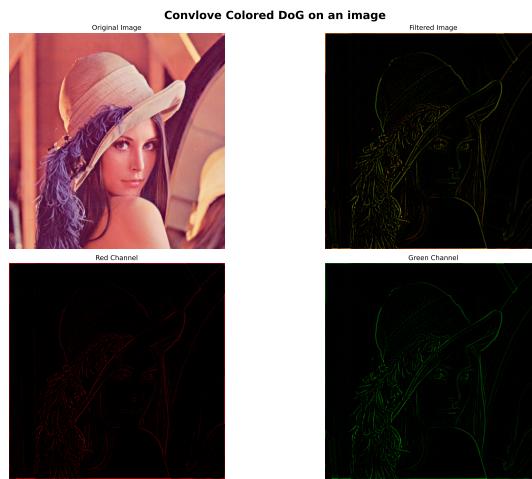
سلول های P این سلول ها نه تنها به شدت نور، بلکه به تضاد رنگ نیز حساس هستند. آنها با استفاده از فیلترهای DoG RGB نشان داده می شوند که مخالفت رنگی آنها را منعکس می کند:

- **سلول های on-center:** این سلول ها شامل سلول هایی می شوند که به یک رنگ در مرکز پاسخ مثبت و به رنگ دیگری در اطراف پاسخ منفی می دهند (به عنوان مثال، $R+G$ - برای قرمز در مرکز، سبز خارج از مرکز).
- **سلول های off-center:** این سلول ها پاسخی مخالف دارند، با مرکز منفی و اطراف مثبت برای رنگ های مکمل (مانند $G+R-$)



شکل ۱۲.۱: میدان گیرنده سلول های گانگلیونی. این نمودار میدان های پذیرنده سلول های گانگلیونی M و P را نشان می دهد. عکس A سلول های M را با پیکربندی استاندارد روی مرکز و خارج از مرکز حساس به شدت نور نشان می دهد. عکس B سلول های P را با میدان های دریافتی مخالف رنگ برای تضادهای قرمز-سیب و آبی-زرد به تصویر می کشد که پاسخ های مرکز و خارج از مرکز آنها را به محرك های رنگی معنعكس می کند.

در این قسمت ما از عملیات کانولوشن با استفاده از فیلتر DoG بر روی یک تصویر به منظور بررسی تاثیر آن در برجسته سازی و بهبود ویژگی های بصری خاص که قابلیت های پردازشی سلول های گانگلیون P در شبکیه انسان را شبیه سازی می کند، استفاده کردیم. (شکل ۱۳.۱) این فیلتر DoG رنگی، که برای تشخیص تضادهای رنگی و جزئیات مکانی طراحی شده است، به طور جداگانه بر روی کانال های قرمز و سیب تصویر اعمال شد. فرایند شامل تقویت نواحی که رنگ های مشخص در آنها غالب بود و سکوب سایر نواحی می شد، که این امر تضاد کروماتیک مشاهده شده در سلول های P را تکرار می کند. نتایج این کانولوشن نشان می دهد که چگونه برخی رنگ ها بیشتر برجسته می شوند، در حالی که برخی دیگر عقب تر می روند، و به طور مؤثر نشان می دهد که چگونه پردازش مشابه گانگلیون می تواند در سیستم های بصری مصنوعی برای اولویت بندی و تفکیک اطلاعات بصری بر اساس پویایی رنگ ها استفاده شود.



شکل ۱۳.۱: کاربرد کانولوشن فیلتر DoG رنگی روی یک تصویر. عکس سمت چپ تصویر اصلی را نشان می دهد، در حالی که عکس سمت راست یا پایین نتایج را پس از اعمال فیلتر رنگی تقاضت گاووسی (DoG) روی کanal های قرمز و سیب نشان می دهد. همانطور که از شکل نیز پیدا است، فیلتر توانسته است به خوبی بین روی تصویر اعمال شود. این نشان دهنده ظرفیت فیلتر برای افزایش و متمایز کردن ویژگی های خاص رنگ، تقلید از مخالفت رنگی سلول های گانگلیونی P در لایه های اولیه بینایی است.

بخش ۲

روش‌های ارتباطی بین لایه‌های مختلف در شبکه‌های عصبی ضربه‌ای

۱.۲ مقدمه

در این بخش از پژوهه، هدف ما ساخت و پیاده‌سازی یک شبکه عصبی ضربه‌ای است که بتواند ویژگی‌های تکراری از تصاویر ورودی را پردازش، تحلیل و پیدا کند. شبکه‌های عصبی ضربه‌ای (SNN) نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که الهام‌گرفته از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی و نحوه عملکرد نورون‌های عصبی سنتی، نورون‌ها در SNN به جای تولید سیگنال‌های پیوسته، سیگنال‌های گستته و ضربه‌ای تولید می‌کنند که به آن‌ها امکان می‌دهد تا اطلاعات را به شیوه‌ای کارآمدتر و با مصرف انرژی کمتر پردازش کنند.

در این پژوهه، شبکه عصبی ضربه‌ای ما از فیلترهای DoG (Difference of Gaussian) برای کدگذاری اولیه تصاویر استفاده می‌کند. فیلترهای DoG به دلیل توانایی بالا در استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر، به عنوان ابزارهای اصلی در مراحل پیش‌پردازش انتخاب شده‌اند. در مرحله بعد، لایه‌های دیگری مانند Max-Pooling برای کاهش ابعاد و لایه‌های یادگیری بدون ناظر برای استخراج ویژگی‌های پیچیده‌تر به شبکه اضافه خواهند شد.

شبکه عصبی ضربه‌ای طراحی شده در این پژوهه با الهام از ساختارها و مکانیسم‌های معرفی شده در چارچوب CoNeX ساخته شده است. یک چارچوب محاسباتی برای مدل‌سازی و شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی ضربه‌ای با الهام از سیستم‌های عصبی بیولوژیکی است و ابزارهای مختلفی را برای پیاده‌سازی و ارزیابی این نوع شبکه‌ها فراهم می‌کند.

در این شبکه عصبی ضربه‌ای، تصاویر ورودی ابتدا توسط فیلترهای DoG پردازش و کدگذاری می‌شوند. سپس، لایه‌های دیگری مانند Max-Pooling و لایه‌های یادگیری بدون ناظر به شبکه اضافه می‌شوند تا ویژگی‌های پیچیده‌تری از تصاویر استخراج شود. این شبکه عصبی ضربه‌ای سپس با استفاده از مجموعه‌ای از تصاویر طبیعی آموزش داده شده و نتایج حاصله تحلیل و بررسی می‌شود.

هدف نهایی از این بخش، بررسی تأثیر پارامترهای مختلف فیلترها و لایه‌ها بر عملکرد شبکه و بهبود دقت در تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر است. با انجام این مرحله، دانشجویان با مفاهیم و تکنیک‌های مختلف در طراحی و پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی ضربه‌ای آشنا شده و توانایی‌های عملی خود را در این زمینه بهبود می‌بخشند.

۲.۱ معماری شبکه

معماری شبکه عصبی ضربه‌ای (Spiking Network) که در این پژوهه پیاده‌سازی شده است، شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و سیناپس‌های متصل‌کننده این دو لایه می‌باشد. این معماری با هدف پردازش و تحلیل تصاویر ورودی به صورت موثر و کارآمد طراحی شده است. در ادامه، به توضیح جزئیات هر یک از اجزای این معماری می‌پردازیم.

لایه ورودی

لایه ورودی اولین بخش شبکه است که تصاویر را دریافت کرده و آنها را به ضربه‌های نورونی تبدیل می‌کند. فرآیند در این لایه شامل چند مرحله است:

- تبدیل تصاویر به مقیاس خاکستری: در ابتدا، تصاویر رنگی به تصاویر خاکستری تبدیل می‌شوند تا پردازش ساده‌تر و سریع‌تر انجام شود.
- اعمال فیلتر DoG: این فیلتر به منظور استخراج ویژگی‌های کلیدی از تصاویر به کار می‌رود. فیلتر DoG تفاوت بین دوتابع گوسی با مقیاس‌های مختلف را محاسبه می‌کند و به تشخیص لبه‌ها و جزئیات مهم کمک می‌کند.
- نرمال‌سازی و تغییر اندازه: تصاویر نرمال‌سازی شده و به ابعاد مناسب برای پردازش در شبکه تغییر اندازه داده می‌شوند.

- مدل نورونی تجمعی و آتش نشستی: این مدل برای شبیه‌سازی رفتار نورون‌های بیولوژیکی استفاده می‌شود. نورون‌ها در این مدل با دریافت ورودی‌ها، بار الکتریکی را جمع‌آوری کرده و پس از رسیدن به یک آستانه مشخص، تخلیه می‌شوند و ضربه تولید می‌کنند.

- کدگذاری ضربه‌های نورونی: در نهایت، تصاویر به ضربه‌های نورونی تبدیل می‌شوند. این کدگذاری به شکل Time-to-First-Spike انجام می‌شود که در آن شدت پیکسل‌ها به زمان تأخیر ضربه‌ها تبدیل می‌شود.

لایه خروجی

لایه خروجی شامل گروهی از نورون‌ها است که مسئول پردازش و تحلیل نهایی ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر هستند. ویژگی‌های اصلی این لایه عبارتند از:

- مدل نورونی تجمعی و آتش نشستی: دقیقاً همان مدلیست که در لایه اول استفاده شده است.
- مکانیسم (k-Winners-Take-All): این مکانیسم برای محدود کردن تعداد نورون‌های فعال در هر لحظه استفاده می‌شود و به افزایش کارایی و دقت شبکه کمک می‌کند.
- Homeostasis و Spike Trace: این ویژگی‌ها برای تنظیم فعالیت نورون‌ها و حفظ تعادل شبکه استفاده می‌شوند، به طوری که شبکه به طور پایدار عمل کند و از بیش‌فعالی یا کم‌فعالی نورون‌ها جلوگیری شود.

سیناپس‌ها

سیناپس‌ها اتصالاتی هستند که اطلاعات را بین لایه‌های ورودی و خروجی انتقال می‌دهند. در این شبکه، سیناپس‌ها از کانولوشن برای انتقال سیگنال‌ها و یادگیری استفاده می‌کنند. رفتارهای کلیدی سیناپس‌ها عبارتند از:

- نرمال‌سازی وزن‌ها^۱: این فرآیند به تنظیم وزن‌های سیناپس‌ها کمک می‌کند تا سیگنال‌ها به طور مناسب و بهینه انتقال یابند.
- Conv2dSTDP: این مکانیزم یادگیری بر پایه زمان‌بندی ضربه‌ها عمل می‌کند. اگر یک نورون پس از دیگری ضربه بزند، وزن سیناپسی بین آن‌ها تقویت یا تضعیف می‌شود. این مدل یادگیری را در پروژه‌های قبل به طور مفصل بررسی کردیم. در این شبکه، به صورت کانولوشنی اعمال می‌شود که امکان یادگیری ویژگی‌های پیچیده را فراهم می‌کند.
- مهار جانبی (Lateral Inhibition): این ویژگی به تنظیم فعالیت نورون‌ها در لایه خروجی کمک می‌کند، به طوری که فعالیت یک نورون می‌تواند فعالیت نورون‌های مجاور را مهار کند و از فعال شدن هم‌زمان بیش از حد نورون‌ها جلوگیری کند.

۳.۲ آموزش شبکه

در این پژوهه از مجموعه داده‌های Yale Faces برای آموزش و ارزیابی شبکه عصبی ضربه‌ای استفاده شده است. مجموعه داده‌های Yale Faces یکی از مجموعه داده‌ای شناخته شده و پرکاربرد در زمینه شناسایی و تشخیص چهره است. این مجموعه داده شامل تصاویر چهره افراد مختلف با حالات و شرایط نوری متفاوت می‌باشد. در شکل ۱۰.۲ چند نمونه از این دیتاست آورده شده است.

مشخصات مجموعه داده Yale Faces

- تعداد تصاویر: مجموعه داده Yale Faces شامل ۱۶۵ تصویر از ۱۵ فرد مختلف است. هر فرد در ۱۱ حالت مختلف چهره عکاسی شده است که شامل حالت‌های مختلف نوری و حالات چهره (مانند لبخند زدن، چشم‌های بسته، و غیره) می‌شود.
- ابعاد تصاویر: تمامی تصاویر در این مجموعه داده به صورت سیاه و سفید با ابعاد 100×100 انتخاب شده‌اند.
- حالات چهره: تمامی حالات چهره انتخاب شده، عادی و بدون حالت انتخاب شده‌اند.

Weight Normalization:^۱

Sample images from the dataset



شکل ۱.۲: چند نمونه تصویر از دیتابست اصلی

۱.۳.۲ پیش‌پردازش داده‌ها

برای آماده‌سازی داده‌ها برای ورود به شبکه عصبی ضربه‌ای، مجموعه داده Yale Faces تحت چند مرحله پیش‌پردازش قرار گرفته است:

- تبدیل به مقیاس خاکستری: تصاویر رنگی موجود در مجموعه داده به تصاویر خاکستری تبدیل شده‌اند. این کار به منظور کاهش پیچیدگی و حجم محاسباتی پردازش تصاویر انجام شده است.
- اعمال فیلتر DoG: به منظور استخراج ویژگی‌های کلیدی از تصاویر، فیلتر DoG بر روی تصاویر اعمال شده است. این فیلتر به شناسایی لبها و جزئیات مهم در تصاویر کمک می‌کند.
- نرمال‌سازی و تغییر اندازه: تصاویر نرمال‌سازی شده و به ابعاد مناسبی برای پردازش در شبکه (مانند 128×128 پیکسل) تغییر اندازه داده شده‌اند. این کار باعث می‌شود که تمامی تصاویر ورودی دارای ابعاد یکنواختی باشند و پردازش بهینه‌تر انجام شود.
- کدگذاری ضربه‌های نورونی: تصاویر نرمال‌سازی شده و تغییر اندازه داده به ضربه‌های نورونی تبدیل شده‌اند. این کدگذاری به شکل Time-to-First-Spike انجام شده است که در آن شدت پیکسل‌ها به زمان تأخیر ضربه‌ها تبدیل می‌شود.

این مجموعه داده با توجه به تنوع حالات چهره و شرایط نوری مختلف، یک چالش مناسب برای ارزیابی و بهبود عملکرد شبکه عصبی ضربه‌ای فراهم می‌کند. استفاده از این داده‌ها به ما امکان می‌دهد تا کارایی و دقیقی شبکه را در شرایط مختلف بررسی کنیم و به بهبود معماری و روش‌های یادگیری شبکه پردازیم.

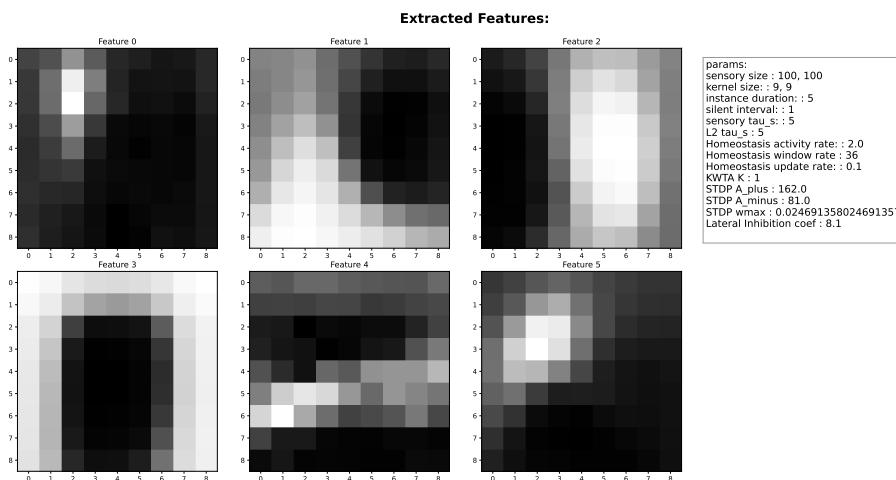
۲.۳.۲ آموزش شبکه

در این بخش از گزارش، به تحلیل و بررسی عملکرد شبکه عصبی ضربه‌ای (SNN) مان که پیاده‌سازی شده است، می‌پردازیم. هدف از انجام این آزمایش‌ها، بررسی دقیق و کارایی شبکه در پردازش و تشخیص ویژگی‌های تکراری تصاویر مجموعه داده است. همچنین، تحلیل عمیق‌تری از نحوه استخراج ویژگی‌ها توسط لایه کانولوشن و تأثیر پارامترهای مختلف بر عملکرد شبکه انجام می‌دهیم. ابتدا به تحلیل و بررسی نتایج حاصل از اولین آزمایش انجام شده توسط شبکه‌مان می‌پردازیم. هدف این آزمایش بررسی عملکرد شبکه در استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر ورودی با استفاده از لایه کانولوشن و تحلیل صفحه‌های ویژگی (Feature Maps) به دست آمده است. پارامترهای تنظیم شده برای این آزمایش شامل تعداد فیلترها، اندازه فیلترها، نرخ فعالیت و پارامترهای یادگیری است که به صورت زیر تعریف شده‌اند:

- | | |
|--|------------------------------|
| • $\tau_{\text{نورون}} = 3$ | پارامترهای لایه ورودی: |
| • طول کرنل: ۱۱ | • تعداد مراحل شبیه‌سازی: ۹۹۰ |
| • عرض کرنل: ۱۱ | • پنجه زمانی ورودی: ۱۰ |
| • $v_{\text{rest}} = 5$ | • طول لایه اول: ۱۰۰ |
| • تعداد صفحه‌های ویژگی: ۹ | • عرض لایه اول: ۱۰۰ |
| • طول لایه خروجی: تفاضل طول لایه ورودی و کرنل به علاوه ۱ | • طول لایه اول: ۱۰۰ |
| • مقاومت نورون: ۱۰ | • عرض لایه اول: ۴ |
| • عرض لایه خروجی: تفاضل عرض لایه ورودی و کرنل به علاوه ۱ | • تعداد کانال‌های ورودی: ۱ |
| • $\tau_{\text{trace}} = 3$ | • آستانه ضربه زدن نورون: ۱۵ |

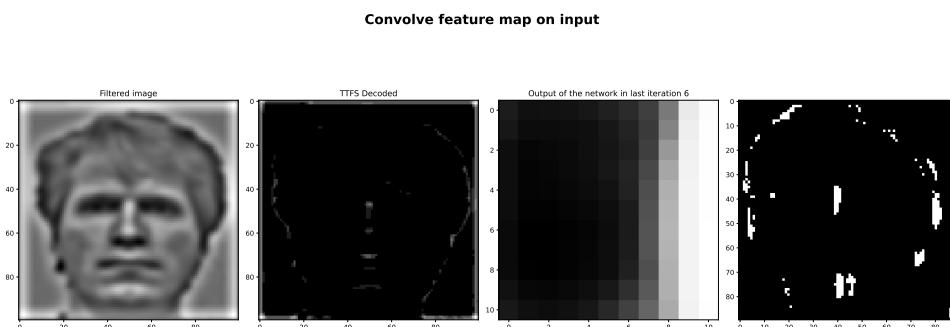
- | | | |
|--|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> • مقدار A_+: ۲ • مقدار A_-: ۱ • مقدار ضریب وزن ها: ۱۰۰ | <ul style="list-style-type: none"> • اندازه پنجره فعالیت: ۱۰ • نرخ بروزرسانی فعالیت: ۱ • ضریب وزن ها: ۳۰۰ | <p>پارامتر های ساز و کارها:</p> <ul style="list-style-type: none"> • k در kwta: ۱ • نرخ فعالیت: ۲۰۰ |
|--|--|---|

مطابق شکل ۲.۲ صفحه های ویژگی به دست آمده از لایه کانولوشن، نشان دهنده الگوهای مختلفی است که فیلترهای کانولوشنی استخراج کرده اند. در این آزمایش، از ۹ فیلتر کانولوشن با ابعاد 9×9 استفاده شده است. هر یک از صفحه های ویژگی به صورت یک ماتریس نمایش داده شده است که نشان دهنده وزن یادگرفته شده سیناپس بین نورون ها در پاسخ به تصویر ورودی است. در تصاویر صفحه های ویژگی ارائه شده، می توان مشاهده کرد که هر فیلتر به ویژگی های مختلفی از تصویر حساس است. برخی از فیلترها به لبه های افقی و برخی به نواحی باشد نور مختلف حساسیت نشان داده اند. این نشان می دهد که فیلترهای کانولوشن توانسته اند ویژگی های مهمی را از تصاویر ورودی استخراج کنند.



شکل ۲.۲: آزمایش اول: ویژگی های استخراج شده. در آزمایش اول با یک سری پارامتر اولیه شروع می کنیم و رفته رفته پارامترها را بهبود می دهیم. مطابق شکل هر تصویر نشان دهنده الگوهایی است که یک فیلتر خاص از تصویر ورودی استخراج کرده است. این صفحه ها نشان می دهند که فیلترها به لبه ها و نواحی باشد نور مختلف حساسیت دارند و ویژگی هایی متنوعی از تصاویر ورودی را شناسایی می کنند. هر چند که بعضی ویژگی ها به خوبی استخراج شده اند، ولی هنوز شاهد ویژگی هایی هستیم که می توانند بهتر شوند.

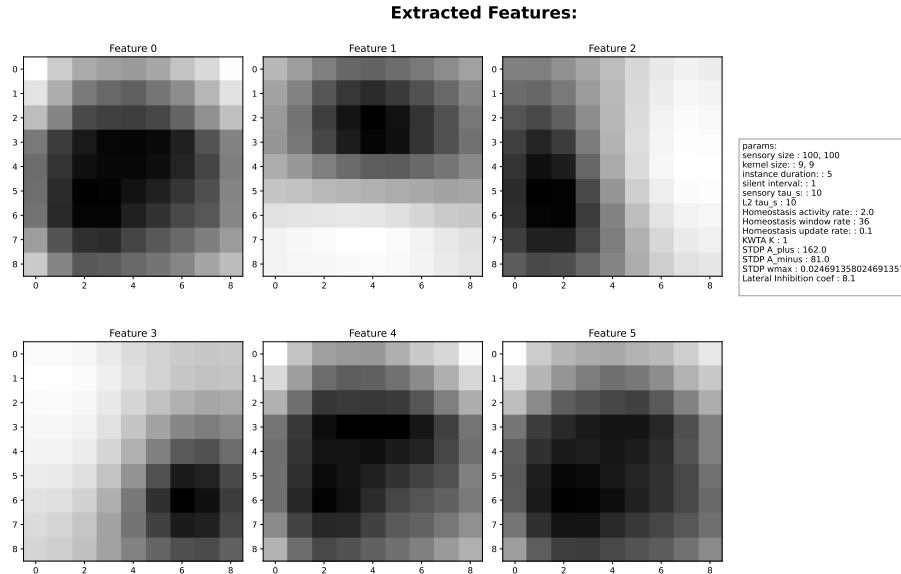
حال ویژگی های استخراج شده را، روی یک تصویر ورودی همگشت می کنیم تا نتیجه استخراج ویژگی ها را مشاهده کنیم. به عنوان مثال، در شکل ۳.۲ مشاهده می کنیم که ویژگی شماره ۶ توانسته است لبه ها را به خوبی تشخیص دهد.



شکل ۳.۲: همگشت ویژگی های استخراج شده روی یک نمونه تصویر ورودی. این تصویر حاصل عملیات کانولوشن یکی از فیلترهای شبکه بر روی تصویر ورودی در آخرین تکرار آموزش است. نواحی سفید نشان دهنده نورون های فعال شده هستند که نشان می دهد فیلتر کانولوشنی توانسته ویژگی های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کند. این خروجی نشان دهنده کارایی فیلترهای کانولوشنی در شناسایی و پردازش الگوهای موجود در تصویر است.

برای بررسی دقیق‌تر و بهبود بیشتر عملکرد شبکه، به آزمایش دوم با پارامترهای جدید می‌پردازیم. در این آزمایش، پارامترهایی نظیر نرخ فعالیت، و تنظیمات کرنل‌ها تغییر یافته‌اند تا تاثیر این تغییرات بر عملکرد کلی شبکه مورد ارزیابی قرار گیرد.

همانطور که در شکل ۴.۲ مشاهده می‌کنید، با افزایش τ_s ، و همچنین پارامترهای A_+ و A_- شاهد بهبود هایی در صفحه‌های ویژگی بیدا شده هستیم. هرچند هنوز نیز می‌توان انتظار بهبود بیشتری نیز داشت. به عنوان مثال، چهار ویژگی از صفحات ویژگی مشابه یکدیگر هستند و یک جیز را یادگرفته‌اند.



شکل ۴.۲: صفحه‌های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم با پارامترهای بهبود یافته: تنظیم پارامتر τ_s . در آزمایش دوم، مقدار τ_s را بیشتر کرده و مطابق شکل ملاحظه می‌کنیم که ویژگی‌های بهتری استخراج شده است. افزایش مقدار τ_s به ۱۰، زمان پایداری سیگنال‌ها را افزایش می‌دهد که منجر به استخراج بهتر ویژگی‌های زمانی می‌شود.

مطابق شکل ۵.۲ می‌توان مشاهده کرد که نورون‌های مختلف در عمق‌های مختلف شبکه به ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی واکنش نشان داده‌اند. نواحی سفید نشان‌دهنده نورون‌های فعال شده هستند که نشان می‌دهد فیلتر کانولوشنی تووانسته ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کند. فیلترهای کانولوشنی تووانسته‌اند ویژگی‌های متضلعی از تصاویر ورودی را استخراج کنند که نشان‌دهنده قدرت شبکه در تشخیص الگوهای مختلف است. برخی از صفحه‌های ویژگی و خروجی‌های نهایی واضح‌تر دارند و نشان‌دهنده این است که ممکن است برخی از فیلترها نیاز به تنظیمات بیشتری داشته باشند.

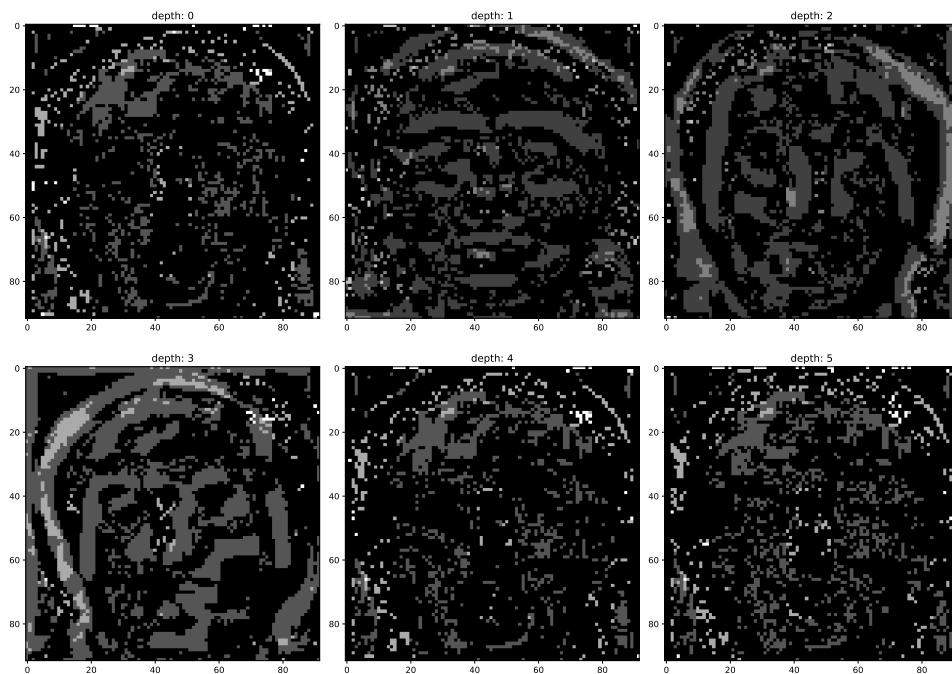
در آخر، به بررسی پارامترهای A_{plus} و A_{minus} می‌پردازیم. این دو پارامتر از مهم ترین پارامترهای شبکه هستند چرا که مستقیماً روی یادگیری شبکه تاثیر دارند. مطابق شکل ۶.۲ مشاهده می‌کنیم که تنظیم درست این پارامترها می‌تواند ویژگی‌های استخراج شده را به شدت بهبود دهد به طوری که تنوع ویژگی‌های پیدا شده افزایش یافته است.

در شکل ۷.۲ می‌توان مشاهده کرد که نورون‌های مختلف در عمق‌های مختلف شبکه به ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی واکنش نشان داده‌اند. نواحی سفید نشان‌دهنده نورون‌های فعال شده هستند که نشان می‌دهد فیلتر کانولوشنی تووانسته ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کند. در یکی از تصاویر، صورت به خوبی تشخیص داده شده است که نشان‌دهنده قابل توجه دقت و کارایی شبکه است. در شکل ۸.۲ نیز نتیجه همگشت یکی از فیلترهای آزمایش سوم بر روی یک نمونه تصویر ورودی آمده است. مطابق شکل ملاحظه می‌کنیم که نسبت به آزمایش قبل نتیجه بهتر است.

حال به بررسی تأثیر کاهش اندازه کرنل‌های کانولوشن بر عملکرد شبکه می‌پردازیم. اندازه کرنل‌ها نقش مهمی در فرآیند استخراج ویژگی‌های مختلف از تصاویر ورودی دارند. کاهش اندازه کرنل ممکن است به شبکه کمک کند تا جزئیات دقیق‌تری از تصاویر را استخراج کند و در عین حال پیچیدگی محاسباتی را کاهش دهد. هدف از این آزمایش، بررسی تأثیر تغییرات در اندازه کرنل بر وضوح و تنوع صفحه‌های ویژگی و کارایی کلی شبکه در شناسایی و طبقه‌بندی الگوهای موجود در تصاویر ورودی است. با انجام این آزمایش، به دنبال یافتن اندازه بهینه کرنل برای بهبود دقت و کارایی شبکه هستیم.

تصاویر صفحه‌های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم شبکه، نشان‌دهنده الگوهای مختلفی است که فیلترها از تصویر ورودی استخراج کرده‌اند. در این آزمایش از ۹ فیلتر کانولوشن با ابعاد 5×5 استفاده شده است. هر یک از صفحه‌های ویژگی به صورت ماتریسی نمایش داده شده‌اند که شدت فعالیت نورون‌ها را در پاسخ به ویژگی‌های مختلف تصویر ورودی نشان می‌دهد. مطابق شکل ۹.۲ صفحه‌های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم شبکه با اندازه کرنل کاهش یافته به 5×5 آمده است. هر تصویر نشان‌دهنده الگوهایی است که یک فیلتر خاص از تصویر ورودی استخراج کرده است. این نقشه‌ها نشان می‌دهند که فیلترها به لبه‌ها و نواحی با شدت نور مختلف حساسیت دارند و

Output of the network in last time window



شکل ۵.۲: خروجی شبکه در آخرین پنجره زمانی برای هر یک از فیلترهای کانولوشن: تنظیم پارامتر τ_s . مطابق شکل ملاحظه می‌کنیم که شبکه توانسته است تعداد خوبی از ویژگی‌های تصاویر را بگیرد به طوری که بعضی از ویژگی‌های چهره مانند فرم کلی در خروجی‌ها مشهود است. نواحی سفید نشان‌دهنده نورون‌های فعال شده هستند که نشان می‌دهند فیلترهای کانولوشنی توانسته‌اند ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کنند. این خروجی‌ها نشان‌دهنده کارایی فیلترهای کانولوشنی در شناسایی و پردازش الگوهای موجود در تصویر هستند. با افزایش τ_s ، شبکه توانسته است الگوهای بهتری و متنوع‌تری را از تصاویر استخراج کند که بهبود قابل توجهی در دقت شناسایی ویژگی‌های کلی را نشان می‌دهد.

ویژگی‌های متنوع‌تری از تصاویر ورودی را شناسایی می‌کنند.

مطابق شکل ۱۰.۲ خروجی شبکه در آخرین پنجره زمانی برای هر یک از عمق‌های مختلف فیلترهای کانولوشن با اندازه کرنل کاهش یافته 5^*5 آمده است. نواحی سفید نشان‌دهنده نورون‌های فعال شده هستند که نشان می‌دهند فیلترهای کانولوشنی توانسته‌اند ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کنند.

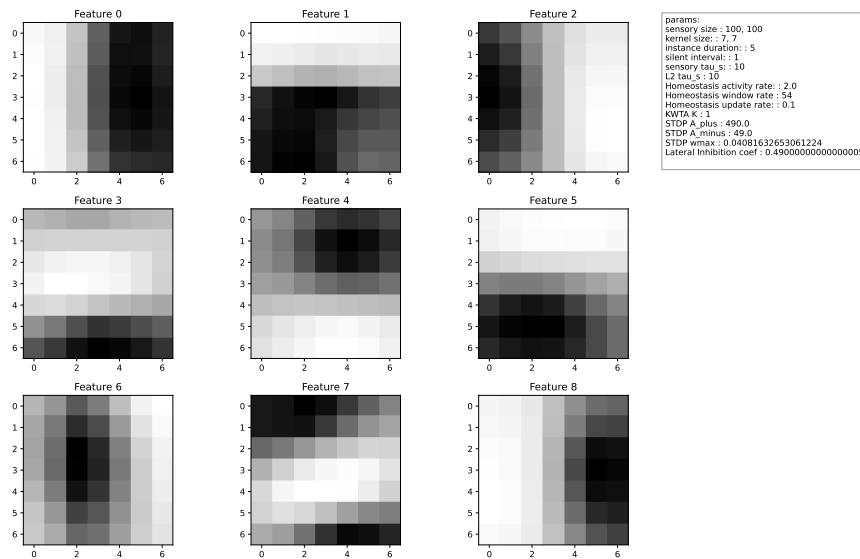
در شکل ۱۱.۲ نیز عملیات همگشت روی یک نمونه تصویر ورودی انجام شده است. مطابق شکل ملاحظه می‌کنیم که کرنل کوچک تر و با پارامترهای بهبود یافته به خوبی توانسته است ویژگی‌هایی را از ورودی استخراج کند.

حال به بررسی تأثیر افزایش اندازه کرنل‌های کانولوشن بر عملکرد شبکه می‌پردازیم. افزایش اندازه کرنل‌ها ممکن است به شبکه کمک کند تا ویژگی‌های بیشتری را از نواحی بزرگ‌تری از تصاویر استخراج کند، که می‌تواند منجر به بهبود دقت در شناسایی الگوهای پیچیده‌تر شود. هدف از این آزمایش، بررسی تغییرات در وضوح و تنوع صفحات ویژگی و کارایی کلی شبکه در شناسایی و طبقبندی الگوهای موجود در تصاویر ورودی با افزایش اندازه کرنل‌ها است. با انجام این آزمایش، به دنبال یافتن اندازه بهینه کرنل برای بهبود دقت و کارایی شبکه هستیم.

مطابق شکل ۱۲.۲ مشاهده می‌کنیم که با افزایش اندازه صفحه‌های ویژگی، ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر ورودی نیز نسبتاً بزرگ‌تر شده اند. هر چند برخی وزن‌ها به طور کامل موفق به یادگیری نشده‌اند، ولی نتیجه کلی مطلوب است.

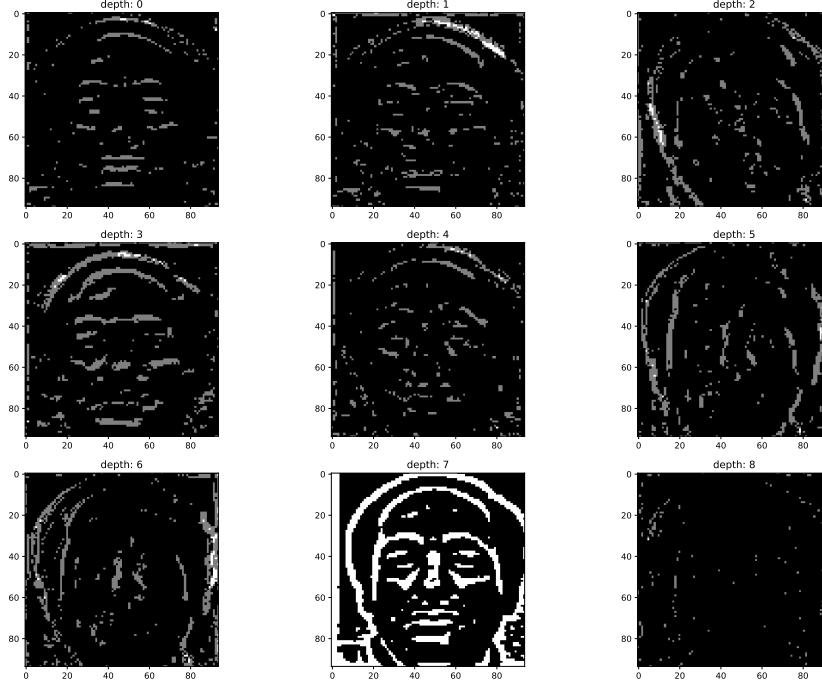
در شکل ۱۳.۲ نیز خروجی این تصاویر در لایه آخر که حاصل کانولوشن لایه اول در صفحات ویژگی‌هاست آمده است.

Extracted Features:



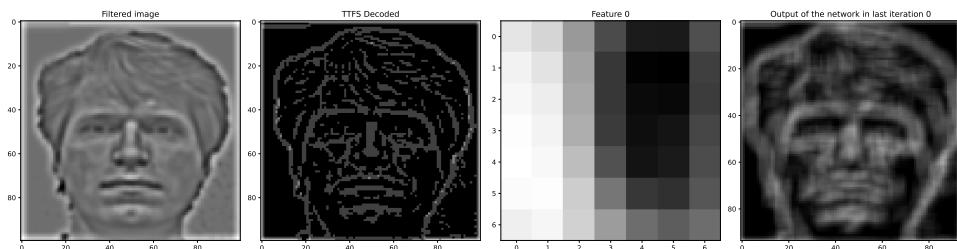
شکل ۶.۲: صفحه های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم با پارامترهای بهبود یافته: تنظیم پارامتر های یادگیری. هر تصویر نشان دهنده الگوهایی است که یک فیلتر خاص از تصویر ورودی استخراج کرده است. مشاهده می کنیم که تنظیم درست پارامتر های یادگیری (A_{plus} و A_{minus}) توانسته است به خوبی ویژگی های مختلف را استخراج کند. این صفحه ها نشان می دهند که فیلترها به لبه ها و نواحی با شدت نور مختلف حساسیت دارند و ویژگی های متنوع تری از تصاویر ورودی را شناسایی می کنند. پارامترهای استفاده شده در این آزمایش در قسمت بالا سمت راست تصویر آورده شده اند.

Output of the network in last time window



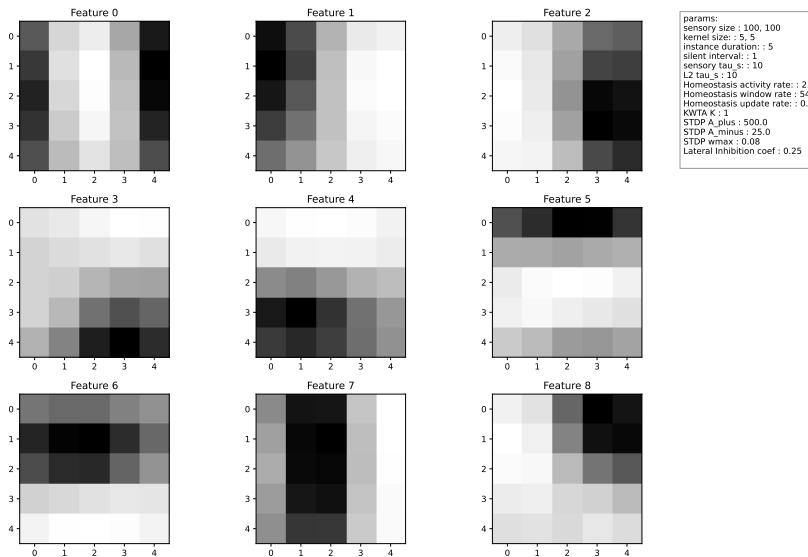
شکل ۷.۲: خروجی شبکه در آخرین پنجره زمانی برای هر یک از فیلترهای کانولوشن: تنظیم پارامتر های یادگیری. مطابق شکل ملاحظه می کنیم که شبکه توانسته است تعداد بیشتری از ویژگی های تصاویر را یاد بگیرد به طوری که بعضی از ویژگی های چهره مانند فرم کلی یا خطوط عمودی و افقی صورت و همچنین جای چشم ها در خروجی ها مشهود است. نواحی سفید نشان دهنده نورون های فعال شده هستند که نشان می دهد فیلتر کانولوشنی توانسته ویژگی های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کند. در یکی از تصاویر، صورت به خوبی تشخیص داده شده است که نشان دهنده بهبود قابل توجه دقت و کارایی شبکه است.

Convolve feature map on input



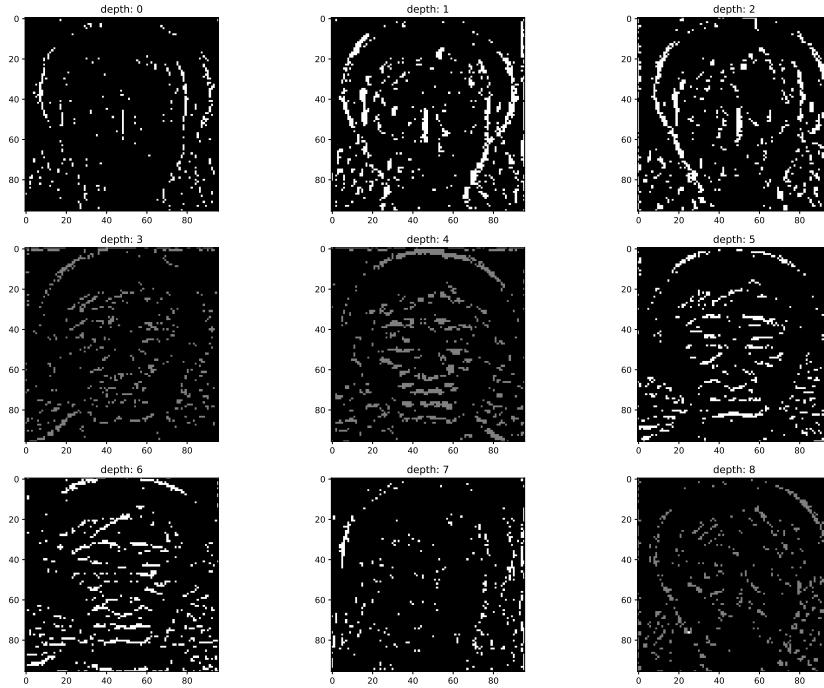
شکل ۹.۲: ویژگی های استخراج شده روی یک نمونه تصویر؛ تنظیم پارامتر های یادگیری. مطابق شکل ملاحظه می کنیم که در این آزمایش با تنظیم پارامتر های گفته شده، ویژگی های استخراج شده نیز بهبود یافته و تصویر همگشت شده از یک نمونه تصویر دارای دقت بیشتری است.

Extracted Features:



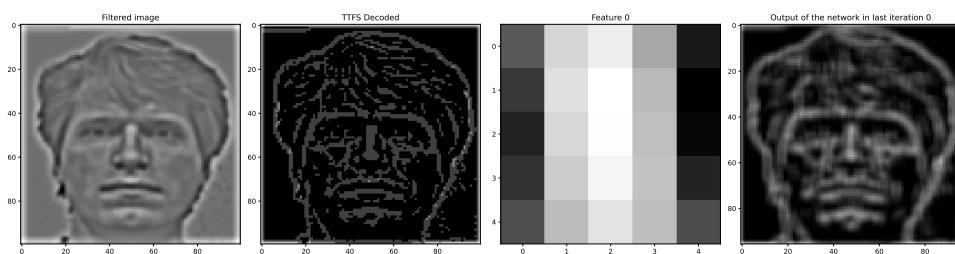
شکل ۹.۲: صفحه های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم با پارامتر های بهبود یافته: کاهش ابعاد صفحات ویژگی در تصاویر صفحه های ویژگی، می توان مشاهده کرد که هر فیلتر به ویژگی های مختلفی از تصویر حساس است. برخی از فیلترها به لبه های عمودی، برخی به لبه های افقی و برخی به نواحی با شدت نور مختلف حساسیت نشان داده اند. این نشان می دهد که فیلترهای کانولوشن با اندازه کوچک تر نیز توانسته اند ویژگی های مهمی را از تصاویر ورودی استخراج کنند. با این حال، وضوح برخی از صفحه های ویژگی نسبت به آزمایش های قبلی کاهش یافته است که ممکن است به دلیل اندازه کوچک تر کنل باشد.

Output of the network in last time window

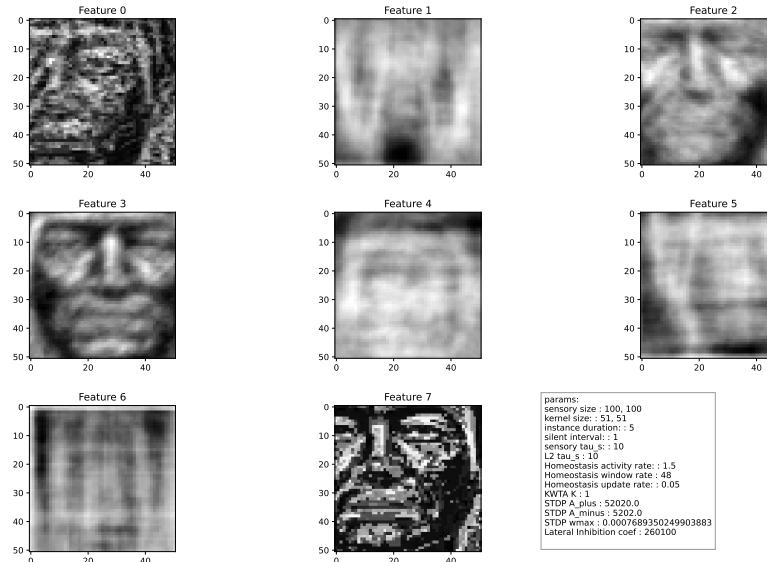


شکل ۱۰.۲: خروجی شبکه در آخرین پنجره زمانی برای هر یک از فیلترهای کانولوشن: کاهش ابعاد صفحات ویژگی. در این تصاویر می‌توان مشاهده کرد که نورون‌های مختلف در عمق‌های مختلف شبکه به ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی واکنش نشان داده‌اند. مانند لبه‌های عمودی، افقی) نواحی سفید نشان‌دهنده نورون‌های فعال شده هستند که نشان می‌دهد فیلتر کانولوشنی توانسته ویژگی‌های خاصی از تصویر ورودی را شناسایی و استخراج کند. با این حال، وضوح و تعداد نورون‌های فعال شده در برخی از عمق‌ها نسبت به آزمایش‌های قبلی کمتر است.

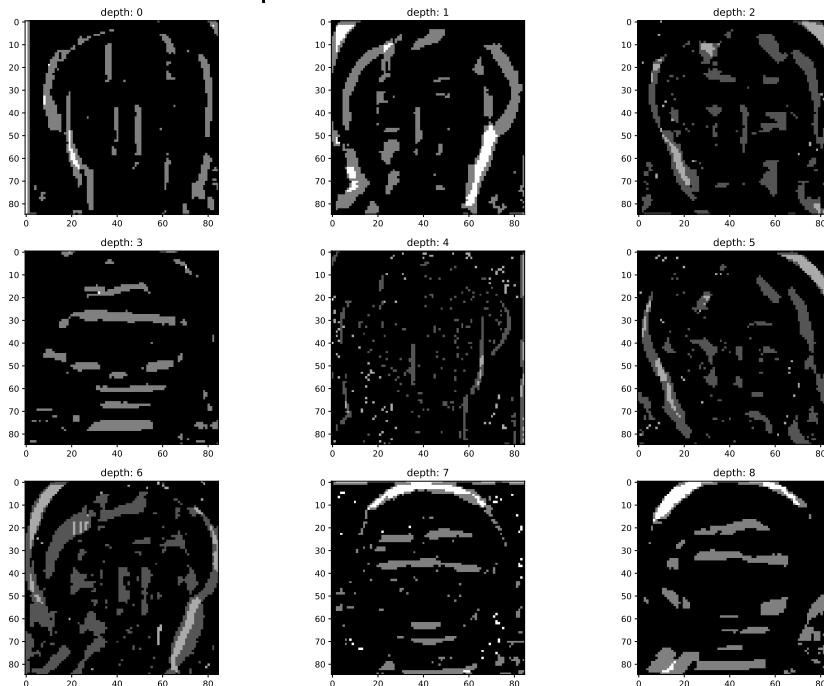
Convolve feature map on input



شکل ۱۱.۲: ویژگی‌های استخراج شده روی یک نمونه تصویر: کاهش ابعاد صفحات ویژگی. مطابق شکل ملاحظه می‌کنیم که در این آزمایش با تنظیم پارامترهای گفته شده، ویژگی‌های استخراج شده نیز بهبود یافته و تصویر همگشت شده از یک نمونه تصویر دارای دقت خوبی است.

Extracted Features:


شکل ۱۲.۲: صفحه های ویژگی به دست آمده از فیلترهای کانولوشن در لایه دوم با پارامترهای بهبود یافته: افزایش ابعاد صفحات ویژگی. در تصاویر صفحه های ویژگی، می توان مشاهده کرد که هر فیلتر ویژگی های مختلف بزرگتر از تصویر را یادگرفته است. افزایش اندازه کرنل منجر به شناسایی الگوهای بزرگ تر و پیچیده تر شده است. بعضی از صفحه های ویژگی وضوح بالاتری دارند و الگوهای بیشتری را نشان می دهند که این نشان دهنده توانایی بالای شبکه در شناسایی جزئیات پیچیده تر تصاویر است. هر چند بعضی از صفحات نیز موفق به یادگیری کامل الگو ها نشده اند. نکته مهمی که هنگام افزایش اندازه صفحات ویژگی باید توجه داشت، این موضوع است که پارامتر ساز و کار مهار جانبی نیز باید تغییر کند. این فرایند برای حفظ تعادل فعالیت نورون ها و جلوگیری از فعل شدن بیش از حد آنها مهم است. با افزایش اندازه کرنل، تعداد نورون های فعل شده افزایش می باید، بنابراین برای جلوگیری از فعلیت بیش از حد و حفظ تعادل، پارامتر مهار جانبی نیز باید تغییر کند.

Output of the network in last time window


شکل ۱۳.۲: خروجی شبکه در آخرین پنجره زمانی برای هر یک از فیلترهای کانولوشن: افزایش ابعاد صفحات ویژگی. از آنجا که ابعاد کرنل بزرگ شده است، در این تصاویر می توان مشاهده کرد که نورون های مختلف در عمق های مختلف شبکه به ویژگی های کلی تری از تصویر ورودی واکنش نشان داده اند، مانند فرم کلی صورت، محل قرار گیری چشم ها، موی سر یا بینی و اجزای دیگر صورت.

نتیجه گیری

در این پژوهش، ما به بررسی و شیوه‌سازی پردازش اولیه تصاویر در سیستم بینایی انسان پرداختیم. با استفاده از فیلترهای تفاضل گاوسی (DoG) و گبور، موفق به شبیه‌سازی مکانیسم‌های پردازش اولیه در شبکه و قشر بینایی اولیه شدیم. این فیلترها توانستند ویژگی‌های بصری مهمی مانند لبه‌ها و کنتراست‌ها را برجسته کرده و به شناسایی و تفسیر بهتر این ویژگی‌ها کمک کنند.

استفاده از فیلترهای DoG و گبور نشان داد که چگونه می‌توان از مدل‌های محاسباتی برای تقلید از عملکرد بیولوژیکی سیستم بینایی استفاده کرد. نتایج حاصل از این شبیه‌سازی‌ها نشان داد که پیش‌پردازش تصاویر با این فیلترها می‌تواند به بهبود فرآیندهای کدگذاری عصبی و پردازش اطلاعات بصری منجر شود.

همچنین در این پژوهه به اهمیت نحوه کدگذاری عصبی ضربه‌ای در پردازش اطلاعات بصری اشاره کردیم و نشان دادیم که چگونه این روش می‌تواند با استفاده از فیلترهای مناسب، کارایی و دقت پردازش‌های نورونی را افزایش دهد.

در مجموع، این پژوهه به درک بهتر از مکانیسم‌های پردازش اولیه در سیستم بینایی کمک کرد و نشان داد که چگونه می‌توان از مدل‌های محاسباتی برای مطالعه و تحلیل فرآیندهای پیچیده بیولوژیکی استفاده کرد.

کتابنامه

- [۱] Computational Neuroscience Course, School of computer science, University of Tehran
- [۲] PymoNNtorchPytorch-adapted version of PymoNNto
- [۳] Neuronal Dynamics, Wulfram Gerstner, Werner M. Kistler, Richard Naud and Liam Paninski
- [۴] Lateral inhibition. Wikipedia [Link]
- [۵] Unsupervised Learning of Phase-Change-Based Neuromorphic Systems. Wozniak, Stanislaw Andrzej