سید محمد طاها طباطبایی – تمرین سری پنجم

9812762838

چکیده:

در تمرین اول، هرم گوسی و لاپلاسی را ساختیم و نتیجه حاصل رویت شد. تمرین دوم، تاثیر خاصیت جدایی‌پذیری، که همان قابلیت بازسازی سیگنال دوبعدی با استفاده از فیلتر های یک‌بعدی است و خاصیت آبشاری که همان کوچکتر شدن متوالی رزولوشن تصاویر هرم بعد از اعمال فیلتر بلر کننده که باعث می‌شود کیفیت تصویر تغییر نکند است. بخش سوم، به بررسی این نکته می‌پردازد که در ازای بار محاسباتی بیشتر برای ایجاد هرم، چه مزیت و کاربردی برای ما ایجاد می‌شود. بخش چهارم، مقایسه استفاده از فیلتر میانگین گیر به جای گوسی، و نحوه تاثیر آن در تصاویر حاصل از هرم است. تمرین پنجم، به پیاده‌سازی و بررسی تبدیل ویولت می‌پردازد که در جهات مختلف، یک فیلتر بالاگذر بر تصویر اعمال می‌کند. در تمرین ششم نیز، متد ویولت و هرم گوسی با یکدیگر مقایسه شدند تا بررسی شود نتیجه حاصل از کدام روش بهتر است و آیا مزیتی در استفاده از هرم گوسی به جای ویولت وجود دارد.

توضیحات فنی:

5.1.1

در سلول اول، هرم گوسی و در سلول بعدی، با کمک هرم گوسی ساخته شده، هرم لاپلاسی را تشکیل دادیم. برای ساخت هرم گوسی از تابع gasussina\_pyramid استفاده کردم. در این تابع، یک فیلتر گوسی باینامینال با عرض 5 با ضرایب به شکلی که در کد مشخص است، ساخته می‌شود و با کمک تابع convolve2d ، در تصویر که در هر مرحله ابتدا پدینگ نیز به آن اضافه شده، کانوالو می‌شود. در نهایت تصویر حاصل با برداشتن سطر و ستون های آن به صورت یکی در میان(گام 2 حرکت در اندیس دهی) به لیست مربوط به نگهداری هرم، افزوده می‌شود.

تابع Laplacian\_pyramid برای ساخت هرم لاپلاسی، از روی هرم گوسی داده شده به ورودی استفاده می‌شود. در این تابع، ابتدا آخرین تصویر در هرم گوسی، به عنوان اولین تصویر هرم لاپلاسی قرار داده می‌شود، تا از روی آن بقیه تصاویر هرم لاپلاسی ساخته شود. در حلقه، هر باز، با شروع از اندیس انتهایی، یک تصویر از هرم گوسی به ابعاد سطح پایین تر خود می‌رسد، سپس از تفاصل تصویر گوسی به‌دست آمده و تصویر اندیس قبلی گوسی، برای ساخت تصویر لاپلاسی جدید استفاده می‌کنیم.

5.1.2

خاصیت جدایی‌پذیری از این جهت مفید است که با کمک این ویژگی، می‌توان تصاویر(سیگنال های دو بعدی) را که نیازمند فیلترهای دوبعدی برای پردازش هستند، به کمک این ویژگی که فیلتر دو بعدی قابلیت جداسازی به فیلتر های یک بعدی دارد، با کمک فیلتر های یک بعدی پیاده‌سازی و پردازش کرد.

خاصیت آبشاری بودن هرم، به ما کمک می‌کند تا به جای اعمال یک مرتبه یک فیلتر گوسین با سایز بالا که سرعت پردازشی کمتری دارد، با فیلتر هایی با ابعاد کوچکتر که سرعت اجرای بیشتری دارند، تصویر را به رزولوشن های پایین تر ببریم و با کوچک تر شدن عکس، پردازش ها سرعت بیشتری پیدا می‌کنند.

برای بهبود سرعت، این ایده مطرح می‌شود که به جای استفاده از ϭ ثابت، از ϭ متغییر در هر گام یا پس از چند گام، استفاده کنیم. ایده ای مشابه با عملکرد الگوریتم SIFT که در آن، پس از چند گام اعمال فیلتر گاوسی،

5.1.3

What is the maximum number of levels you can have in an approximation pyramid representation?

حداکثر تعداد سطوح ممکن، به شکل زیر محاسبه می‌شود:

\* سطح صفر را تصویر با طول اصلی و سطح j را، تصویر با طول 1×1 فرض می‌کنیم.(برای مثال پیاده‌سازی شده در کد، 9 سطح داریم، که تصویر با اندیس 8، دارای ابعاد 1×1 است. اگر تصویر اولیه را در شمارش محسوب نکنیم، j سطح خواهیم داشت نه j+1.

اگر به تصاویر ساخته شده در خروجی کد توجه کنیم، می‌بینیم که در تصویر با اندیس 9، دیگر تفاوتی نسبت به مرحله قبل که تصویر با اندیس 8 و ابعاد 1×1 است ندارد، یعنی هرم بیشتر از این تقسیم نمی‌شود.

What is the total number of pixels in the pyramid?

تعداد کل پیکسل ها، برابر مجموع پیکسل های هر سطح است. فرض کنیم در سطح k، یک تصویر با ابعاد داریم، آنگاه:

که در سطح صفر، برابر ابعاد تصویر اصلی، و در سطح آخر برابر 1 است.

How does this number compare with the original number of pixels in the image? Since this number is larger than the original pixel number, what are some of the benefits of using the approximation pyramid? (give some examples)

* لبه‌یابی
  + در سطوح بالاتر تخمینی از لبه های جسم به دست می‌آوریم، و در سطوح پایین‌تر، فقط در ناحیه اطراف که تخمین زده ایم، به لبه‌یابی می‌پردازیم.
* یافتن یک تمپلیت در تصویر
  + ابتدا تصویر و تمپلیت را به سطوح بالا می‌بریم. در لول بالاتر با یک ترشولد مناسب، یک تخمین از محل های وجود تمپلیت به‌دست می‌آوریم. سپس به سطح پایین‌تر برمی‌گردیم و محدوده تخمین را دقیق‌تر می‌کنیم. تا جایی ادامه می‌دهیم که بتوانیم تمپلیت را در تصویر پیدا کنیم.

Repeat the step for the prediction residual pyramid

با توجه به اینکه ابعاد هرم prediction residual مشابه هرم approximation است، محاسبات انجام شده برای این هرم نیز صادق است.

5.1.4

برای پیاده سازی این بخش، دو تابع pyramid\_reconstruct و approximation\_pyramid را تعریف کردیم. تابع approximation، مشابه محاسبه هرم گوسی، اما با کرنل فیلتر میانگین گیر، روی تصویر اصلی اعمال می‌شود. در این تابع، متد مورد استفاده برای کاهش ابعاد تصویر نیز، طبق خواسته صورت سوال، replication یا همان nearest neighbor است.

5.1.5

در این بخش، تبدیل ویولت و معکوس آن توسط توابع لایبرری pythonWavlet محاسبه شد. در ادامه، معیار های MSE و PSNR برای تصویر حاصل از این روش محاسبه و با تصویر حاصل از تمرین قبلی خواسته شده، مقایسه شد. نتایج مقایسه، مطابق جدول زیر است. دلیل اینکه در روش ویولت، تصویر خروجی و تصویر اصلی دقیقا یکسان نیست، این است که در این روش، از فیلتر های بالاگذری استفاده می‌کنیم که مقداری از جزئیات تصویر را در هر مرحله نادیده می‌گیرد.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Gaussian** | **Wavelet** |
| **MSE** | 0.000000 | 0.001003 |
| **PSNR** | infinite | 78.116645 |

5.1.6

در این تمرین، مطابق فرمول داده شده، یک تابع به نام coefficientQuantizer پیاده‌سازی شده است، که مطابق فرمول، ضرایب را گسسته‌سازی می‌کند. سپس از ضرایب حاصل از خروجی این تابع، برای ساخت تصویر در تبدیل معکوس ویولت استفاده می‌شود. علاوه بر خواسته صورت سوال که خواسته شده بود، برای ضریب گسسته‌سازی =2 تصویر را بازسازی کنیم، برای مقایسه بهتر، ضریب 50 و 255 نیز تست شد. نتایج حاصل به شکل زیر است.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **ℽ = 2** | **ℽ = 50** | **ℽ = 255** |
| MSE | 0.962563 | 255.461372 | 4909.622864 |
| PSNR | 48.296513 | 24.057551 | 11.220322 |

بررسی مقادیر، نشان می‌دهد که هر چقدر ضرایب را با شدت بیشتری گسسته‌سازی کنیم، عکس بازسازی شده تفاوت بیشتری با عکس اولیه پیدا می‌کند. طبیعتا برای مقدار ضریب 255، تصویر حاصل سیاه و سفید شد. به نظر می‌رسد، در ازای سرعت بیشتر ویولت در محاسبات، اما دقت آن از هرم گوسی پایین تر است.