



بسمه تعالی
دانشگاه صنعتی شریف
دانشکده مهندسی برق

پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی - بهار ۱۴۰۲-۱۴۰۳

تمرین سری سوم
موحد تحویل: ۱۴۰۳/۰۲/۲۴

نحوه تحویل:

گزارش پروژه خود را در قالب یک فایل pdf. تحویل دهید، گزارش باید شامل تمامی خروجی‌ها و نتایج نهایی، پاسخ سوالات، و توضیح مختصری از فرآیند حل مسئله هر قسمت باشد.

کد کامل تمرین آپلود شود، لازم است بخش‌های مختلف در section های جدا نوشته شده باشد و کد منظم و دارای کامنت گذاری باشد. کد باید به صورت کامل اجرا شود و در صورت وجود خطا، ممکن است کل امتیاز بخش را از دست بدهید.

مجموعه تمامی فایل‌ها (گزارش، کد به همراه توابع) را در غالب یک فایل فشرده (rar/.zip). به فرمت: HW#_std number_full name در سامانه CW آپلود شود.

در انجام تمرین استفاده از اینترنت و مشورت مجاز می‌باشد اما کپی کردن تمرین حتی یک قسمت مجاز نمی‌باشد و در صورت مشاهده نمره کل تمرین صفر در نظر گرفته خواهد شد. لازم است اسم افرادی که با آن‌ها مشورت صورت گرفته و مراجع اینترنتی استفاده شده در گزارش ذکر شوند.

سیاست تاخیر:

در هر تمرین تا سقف ۷ روز و در مجموع می‌توانید تا ۲۱ روز تاخیر در کل داشته باشید. به ازای هر روز تاخیر اضافه، ۱۰٪ از نمره تمرین کم خواهد شد. شما می‌توانید سوالات خود را در تالار پرسش و پاسخ در CW و یا از طریق ایمیل یا تلگرام از TA های مربوطه پرسید:

سجاد محمدی @SajjadMohammadi3 (ایمیل: Sajjad1379mohammadi@gmail.com)

محمد کلباسی @M_Cal (ایمیل: m.kalbasi.1999@gmail.com)

امیرعلی رضایی @AmirAli_RezaE (ایمیل: amirali.rezaee2020@gmail.com)

علیرضا فیاضی @alirezafay

بخش تئوری

۱. Dictionary Learning (طراح: سجاد محمدی)

در رویکرد Dictionary Learning، نشان دهید جواب مسئله زیر:

$$\min_x \{ \lambda \|X - Y\|_2^2 + \sum_{i,j} \|D\alpha_{i,j} - R_{i,j}X\|_2^2 \}$$

به صورت زیر می باشد:

$$\hat{X} = \left(\lambda I + \sum_{i,j} R_{i,j}^T R_{i,j} \right)^{-1} \left(\lambda Y + \sum_{i,j} R_{i,j} D \hat{\alpha}_{i,j} \right)$$

همچنین توضیح مختصری درباره نحوه ساختار ماتریسی و کارکرد ماتریس $R_{i,j}$ بیان نمایید.

۲. FCM (طراح: سجاد محمدی)

در مسایل classification در بحث FCM تابع هزینه به صورت زیر تعریف می شود:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N u_{ij}^2 \|x_i - w_j\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \lambda_i \left(\sum_{j=1}^K u_{ij} - 1 \right)$$

نشان دهید u و W به صورت زیر بدست می آیند:

$$u_{ij} = \frac{\frac{1}{\|x_i - w_j\|_2^2}}{\sum_{l=1}^K \frac{1}{\|x_i - w_l\|_2^2}} \quad W_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^2 x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^2}$$

۳. Deep Learning on Image Denoising (طراح: امیرعلی رضایی)

در مورد روش های مرتبط با دی نویز کردن به کمک یادگیری عمیق تحقیق نمایید. برای این کار می توانید از [Deep Learning on Image Denoising: An Overview](#) کمک بگیرید. در گزارش تحویلی باید حداقل سه روش به صورت جامع توضیح داده شده باشند. در ادامه شیوه کاری دو روش DnCNN و FFDNet را توضیح داده و تفاوت های آن ها را بیان کنید.

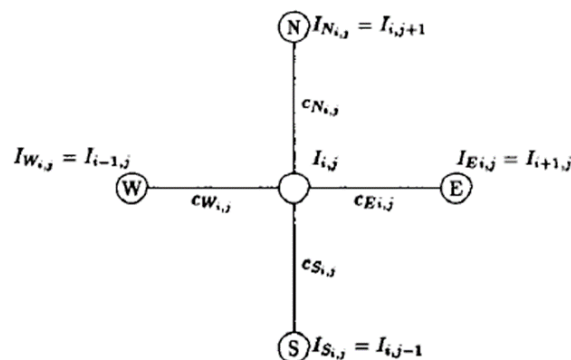
بخش عملی

۱. Denoising with ADF (طراح: سجاد محمدی)

در این سوال به پیاده سازی ی فیلتر حذف کننده نویز به کمک روش anisotropic diffusion filtering می پردازیم. روابط لازم برای انجام این تمرین در سوال آمده است. ابتدا تصویر anisotropic_image را بخوانید و به آن مقداری نویز اضافه کنید :



سپس مشتق های بالا، پایین، چپ و راست تصویر را محاسبه کنید :



روش هایی برای محاسبه conduction coefficients بیان کرده و از آنها برای تابع خود استفاده کنید :

$$\begin{aligned}
 I_{i,j}^{t+1} &= I_{i,j}^t + \lambda [c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I \\
 &\quad + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I]_{i,j}^t \\
 &= I_{i,j}^t (1 - \lambda (c_N + c_S + c_E + c_W)_{i,j}^t) \\
 &\quad + \lambda (c_N \cdot I_N + c_S \cdot I_S + c_E \cdot I_E + c_W \cdot I_W)_{i,j}^t \\
 &\leq I_{M_{i,j}}^t (1 - \lambda (c_N + c_S + c_E + c_W)_{i,j}^t) \\
 &\quad + \lambda I_{M_{i,j}}^t (c_N + c_S + c_E + c_W)_{i,j}^t \\
 &= I_{M_{i,j}}^t
 \end{aligned}$$

سپس در تکرار های مختلف، ثابت های مختلف و روش های متفاوت که یافته اید عملکرد تابع را بر روی تصویری که ساخته اید امتحان کنید و نتایج آنرا در گزارش خود بیاورید. بهترین نتیجه خود را ضمن گزارش پارامتر ها با نام anisotropic_best ذخیره نمایید.

۲. Denoising with Diffusion filter (طراح: امیرعلی رضایی)

در ابتدا تصویر image2 را خوانده و به نویز گاوسی آغشته نمایید.

(الف) به کمک کد های داده شده مربوط به فیلتر Anisotropic و Isotropic تصویر نویزی را رفع نویز کنید و پارامترها و نحوه ی عملکرد دو تابع را بیان کنید.

(ب) می دانیم structural similarity index و Naturalness Image Quality Evaluator دو معیار برای ارزیابی کیفیت تصویر می باشد، این معیارها را توضیح دهید و نتایج را به کمک این معیارها تحلیل کنید.

(ج) در مورد تفاوت این فیلتر با فیلترهای گاوسی و ... بحث کنید.

۳. Adaptive Median Filter (طراح: محمد کلباسی)

در این سوال قصد داریم با استفاده از Adaptive median filter نویز فلغل نمکی را از تصویر حذف کنیم.

برای تصویر $X \in \mathbb{N}^{M \times N}$ پیکسل i, j را به صورت $x_{i,j}$ نشان می دهیم، پنجره به اندازه $(2w+1) * (2w+1)$ حول این پیکسل را به صورت $S_{i,j}(w)$ می نامیم، مقادیر مینیمم،

ماکسیمم و median این پنجره را نیز به صورت $S_{i,j}^{max}(w)$, $S_{i,j}^{min}(w)$ و $S_{i,j}^{med}(w)$ نشان می‌دهیم.

حال الگوریتم زیر برای حذف نویز فلفل نمکی پیشنهاد می‌شود:

برای هر پیکسل (i, j) در تصویر نویزی γ و تصویر بازسازی شده z گام‌های زیر را انجام دهید

$$w = 1, h = 1, w_{max} = 39(1)$$

(۲) مقادیر $S_{i,j}^{max}(w)$, $S_{i,j}^{min}(w)$ و $S_{i,j}^{med}(w)$ را محاسبه کنید.

(۳) اگر $S_{i,j}^{min}(w) < S_{i,j}^{med}(w) < S_{i,j}^{max}(w)$ به گام ۵ بروید، در غیر اینصورت $w = w + h$

(۴) اگر $w \leq w_{max}$ به گام ۲ بروید، در غیر اینصورت $z_{i,j} = S_{i,j}^{med}(w_{max})$ و الگوریتم را متوقف کنید.

(۵) اگر $S_{i,j}^{min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{max}(w)$ ، در اینصورت $z_{i,j} = y_{i,j}$ در غیر اینصورت

$z_{i,j} = S_{i,j}^{med}(w)$ و الگوریتم را متوقف کنید.

حال موارد زیر را انجام دهید:

الف) تصویر retina را لود کرده و به آن نویز فلفل نمکی اضافه کنید، با الگوریتم داده شده تصویر را فیلتر کرده و نتیجه را مقایسه کنید.

ب) در تصویر زیر، فرض کنید الگوریتم را بر روی پیکسل مرکزی به پنجره 3×3 اعمال می‌کنیم، در خروجی چه مقداری ظاهر می‌شود؟ بر این اساس تحلیل کنید در چه مواقعی الگوریتم ارائه شده می‌تواند دچار مشکل شود.

0	68	255	0	0	70	255
0	255	255	255	255	255	0
0	255	68	67	67	255	0
255	0	255	66	78	255	70
255	0	255	255	255	255	255
0	255	0	255	0	0	0
0	78	0	0	255	255	255

برای اصلاح مشکلات الگوریتم AMF، روش Adaptive weighted mean filter پیشنهاد شده

است، در این الگوریتم مقدار $S_{i,j}^{mean}(w)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S_{i,j}^{mean}(w) = \begin{cases} \frac{\sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} a_{k,l} * y_{k,l}}{\sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} a_{k,l}}, & \sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} a_{k,l} \neq 0 \\ -1, & otherwise \end{cases}$$

که در آن مقدار $a_{k,l}$ برابر است با:

$$a_{k,l} = \begin{cases} 1, & S_{i,j}^{min}(w) < y_{k,l} < S_{i,j}^{max}(w) \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

الگوریتم فیلتر کردن به صورت زیر است:

برای هر پیکسل (i, j) در تصویر نویزی \mathcal{Y} و تصویر بازسازی شده \mathcal{Z} گام‌های زیر را انجام دهید

$$w = 1, h = 1, w_{max} = 39 \quad (1)$$

(۲) مقادیر $S_{i,j}^{min}(w)$, $S_{i,j}^{max}(w)$, $S_{i,j}^{mean}(w)$ و $S_{i,j}^{min}(w+h)$ و $S_{i,j}^{max}(w+h)$ را محاسبه کنید.

(۳) اگر $S_{i,j}^{min}(w+h) = S_{i,j}^{min}(w)$ و $S_{i,j}^{max}(w+h) = S_{i,j}^{max}(w)$ و $S_{i,j}^{mean}(w) \neq -1$ در

اینصورت به گام ۵ بروید در غیر اینصورت $w = w+h$

(۴) اگر $w \leq w_{max}$ به گام ۲ بروید، در غیر اینصورت $z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w_{max})$ و الگوریتم را

متوقف کنید.

(۵) اگر $S_{i,j}^{min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{max}(w)$ ، در اینصورت $z_{i,j} = y_{i,j}$ در غیر اینصورت

$z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w)$ و الگوریتم را متوقف کنید.

(ج) توضیح دهید الگوریتم جدید ارائه شده چگونه مشکل AMF را حل میکند.

(د) حال برای SNR های مختلف، الگوریتم جدید را بر روی تصویر پیاده سازی کنید و مقادیر

PSNR و MSE تصاویر بازسازی شده نسب به تصویر اصلی را حساب کرده و با الگوریتم AMF

مقایسه کنید.

۴. Low Rank Matrix Approximation (طراح: علیرضا فیاضی)

در این تمرین قصد داریم تا روش WNNM برای حذف نویز را پیاده سازی کنیم. مقاله‌ی

weighted nuclear norm هم در ضمیمه‌ی این تمرین آورده شده است که می‌توانید از آن استفاده

کنید.

۱. ابتدا در مورد low rank matrix recovery در مورد حذف نویز توضیح دهید، و بیان کنید که

مقادیر ویژه‌های تصاویر طبیعی و نویز به چه صورت هستند.

۲. دو شیوه‌ی اصلی برای تخمین ماتریس low-rank از داده‌ی نویزی از دیدگاه آستانه‌گذاری

چیست؟ در مورد فواید هر روش گفته شده، ۳ مورد را نام برده و توضیح دهید.

۳. در مورد روش WNNM در حذف نویز توضیح داده و تفاوت اصلی WNNM با روش اولیه‌ی

low rank matrix approximation را بیان کنید.

۴. ابتدا تصویر Low Matrix Approximation question را لود کنید. سپس به این تصویر

نویز نرمال (0,1) اضافه کنید. سپس با توجه به مراحل مختلف توضیح داده‌شده در مقاله، این الگوریتم را

پیاده‌سازی کنید. برای سادگی کار می‌توانید از مقادیر فیکس تعیین‌شده برای پارامترهای مجهول در مقاله

استفاده کنید. برای محاسبه‌ی پیچ‌های مشابه نیز از فاصله‌ی اقلیدسی استفاده کنید.