

فصل 17

کاربردهای فازی در رفع نویز

17-1: مقدمه

نویز عبارت از هرگونه نوسان و تغییر غیرعمدی است که روی سیگنالهای مورد اندازه‌گیری ایجاد می‌شود. هر کمیتی می‌تواند نویز بگیرد که علت آن، ممکن است تغییرات (غیرعمدی) در کمیت‌های دیگر نیز باشد.

نویز در همه جا حضور دارد و به نوعی اجتناب‌ناپذیر است. هنگام اندازه‌گیری هر نوع سیگنال، حتماً نوعی نویز روی آن ایجاد می‌شود. بنابراین، در هر آزمایش فیزیکی به دقت زیادی نیاز داریم تا بتوانیم با پیش‌بینی نویز محیط، تاثیر آن را کاهش دهیم.

باید دقت داشت که کیفیت یک سیگنال، با توجه به مقدار مطلق انرژی سیگنال تعیین نمی‌شود بلکه از نسبت سیگنال به نویز¹ به دست می‌آید. شاید این گونه تصور شود که افزایش قدرت یک سیگنال، باعث بهبود کیفیت آن خواهد شد. اما قدرت نویز هم با افزایش سیگنال، افزایش می‌یابد و نهایتاً نسبت S/N ثابت باقی می‌ماند. بنابراین باید از روشهای موثری برای حذف یا کاهش نویز (بدون تضعیف سیگنال اصلی) استفاده کرد.

نویز را می‌توان یکی از عوامل اصلی خرابی سیگنال تصاویر ارسالی دانست. زیرا زمانی که تصویر را به کمک کابل یا ماهواره انتقال می‌دهیم، نویز می‌تواند باعث بروز خطا در سیگنال خروجی شود. خطاهای پیش‌آمده در تصویر خروجی، بسته به نوع توزیع در تصویر ورودی و نوع تجهیزات، به شکلهای مختلفی رخ می‌دهد که با کاربرد الگوریتمهای مناسب می‌توان این نویزها را از بین برد یا کاهش داد.

به دلیل اینکه نویز یکی از مهمترین عوامل اعوجاج و خرابی تصاویر می‌باشد، حذف یا کاهش آن دارای اهمیتی شایان‌توجه در بازیابی و پردازش تصاویر است. با توجه به این اهمیت، روشهای فازی در رفع نویز را در قالب یک فصل مستقل بررسی می‌کنیم.

¹ Signal to Noise Ratio (SNR)

17-2: نویزهای موجود در تصاویر

در این قسمت، ماهیت و ویژگیهای چهار نوع از انواع نویزهای شایع موجود در تصاویر را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

17-2-1: نویز فلفل نمکی^۱

به نقاط یا پیکسلهای تاریک در زمینه روشن، اصطلاحاً نویز نمکی گفته می‌شود. در نقطه مقابل، نویز فلفلی به نقاط یا پیکسلهای روشن در زمینه تاریک اشاره دارد. ترکیب این دو با هم که به صورت نقاط سیاه و سفید در تصویر نشان داده می‌شود، نویز فلفل نمکی نام دارد. این نویز باعث به وجود آمدن تغییرات ناگهانی در سیگنال تصویر می‌شود. شکل 17-1 نشان‌دهنده تصویری مخدوش شده توسط این نوع از نویز است.



شکل 17-1: تصویر دارای نویز فلفل نمکی

17-2-2: نویز گوسی^۲

نویز گوسی نوعی نویز سفید است که دارای توزیع نرمال می‌باشد. منظور از نویز سفید، نویزی است که به علت عدم تنظیم مناسب کانالها در تصاویر تلویزیون مشاهده می‌شود. اگر درایه‌های ماتریس I بیانگر مقادیر پیکسلهای تصویر باشند و درایه‌های ماتریس N مقادیر مربوط به نویز را نشان دهند، می‌توانیم تصویر نویزدار را به صورت $I+N$ مدل کنیم.

¹ Salt and pepper (impulse)

² Gaussian

مقادیر مختلف برای میانگین و واریانس در توزیع نرمال، درجات مختلفی از نویز گوسی را ایجاد می‌کند. شکل 17-2 تصویری دارای نویز گوسی را نمایش می‌دهد.



شکل 17-2: تصویر دارای نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس 0.04

17-2-3: نویز خال‌دار¹

در تصاویر دارای نویز گوسی، مقدار نویز با مقدار پیکسل تصویر اصلی جمع می‌شود. در حالی‌که در تصاویر دارای نویز خال‌دار، مقدار نویز به صورت حاصل‌ضرب یک مقدار ثابت در مقدار پیکسل‌های تصویر، نمود پیدا می‌کند. به همین دلیل این نویز را نویز ضرب‌شونده نیز می‌نامند. این نویز غالباً در تصاویر رادارها به وجود می‌آید.

می‌توان نویز خال‌دار را به صورت $I(1+N)$ نمایش داد که I ماتریس تصویر اصلی و N ماتریس نویز نرمال (میانگین صفر) می‌باشد. شکل 17-3 بیانگر تصویری با نویز خال‌دار است.

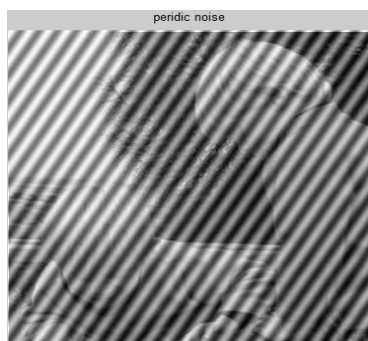


شکل 17-3: تصویر دارای نویز خال‌دار

¹ Speckle

17-2-4 نویز تناوبی

نویز تناوبی، عامل ناخواسته‌ای است که با ایجاد ساختارهای تکرارشونده موجبات خرابی تصویر را فراهم می‌آورد. این نویز که معمولاً شبیه هاشورزدگی می‌باشد، توسط واسطه‌های الکتریکی، الکترونیکی و الکترومکانیکی در حین برداشت یا انتقال تصاویر ایجاد می‌شود. نویز تناوبی در دو گروه سراسری و محلی طبقه‌بندی می‌شود. در تصاویر حاوی نویز تناوبی سراسری، یک الگوی تکراری تأثیرات ثابتی را در سراسر تصویر برجای می‌گذارد. نویز تناوبی محلی نیز، تکرارشونده بوده ولی دامنه، فاز یا فرکانس آن در نواحی مختلف تصویر یکسان نمی‌باشد. تصویر مخدوش با نویز تناوبی در شکل 17-4 نشان داده شده است.



شکل 17-4: تصویر دارای نویز تناوبی

17-3: کاهش و حذف نویز

در این قسمت به مرور راههای کلاسیک (غیرفازی) رفع نویز می‌پردازیم.

17-3-1: رفع نویز فلفل نمکی

چون نویز فلفل نمکی باعث تغییرات ناگهانی در سیگنال تصویر می‌شود، پس دارای فرکانس بالایی می‌باشد. بنابراین انتظار داریم با استفاده از فیلتر پایین‌گذر از اثر آن کاسته شود. با استفاده از یک فیلتر میانگین که مقدار هر پیکسل را با میانگین مقادیر قرارگرفته

در زیر ماسک نظیر آن جایگزین می‌نماید، می‌توان این نویز را برطرف نمود. اما با مشکل مهم فیلترهای میانگین یعنی blur شدن تصاویر، روبرو خواهیم بود. می‌توان از فیلتر میانه¹ استفاده کرد. این فیلتر، مقدار هر پیکسل را با میانه مقادیر موجود در زیر ماسک نظیر آن جایگزین می‌نماید. منظور از میانه، داده میانی در لیست مرتب‌شده مقادیر پیکسلها می‌باشد. مثالی از عملکرد این فیلتر در زیر دیده می‌شود:

50	65	52
63	255	58
61	60	57

 \Rightarrow

52	57	58	<u>60</u>	61	63	65	255
58							

ایده فیلتر میانه این است که پیکسل مخدوش‌شده توسط نویز نمک فلفلی، باید مقدار اکسترمم (ماکزیمم یا مینیمم) را میان مقادیر ماسک داشته باشد که باعث می‌شود تا در ابتدا یا انتهای لیست مرتب‌شده قرار بگیرد. به دلیل انتخاب مقدار میانه عناصر به عنوان مقدار جدید پیکسل، مقدار مخدوش‌شده شانسی برای انتخاب شدن ندارد. شکل 5-17 بهبود ایجادشده در تصویر نویزی را با استفاده از فیلتر میانگین و فیلتر میانه نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل نیز دیده می‌شود، فیلتر میانه دارای عملکرد بهتری نسبت به فیلتر میانگین در رفع نویز نمک فلفلی می‌باشد.



شکل 5-17: اثر نویز فلفل نمکی روی تصویر (راست) و رفع آن با فیلتر میانگین (وسط) و فیلتر میانه (چپ)

¹ Median

نیاز به مرتب‌شدن داده‌ها در فیلتر میانه، باعث کندی عملکرد این فیلتر می‌شود. برای رفع این مشکل، الگوریتم زیر پیشنهاد شده است:

1. مقدار حد آستانه D را انتخاب کنید.
2. میانگین مقادیر تصویر را به دست آورید.
3. اگر اختلاف مقدار پیکسل مورد بررسی و مقدار میانگین از حد آستانه بیشتر شد آن را به عنوان پیکسل آسیب‌دیده در نظر بگیرید.
4. مقدار پیکسل‌های مشکوک به خرابی را با مقدار میانگین جایگزین نمایید.

17-3-2: رفع نویز گوسی

در بسیاری از مواقع نویز گوسی شامل مواردی می‌باشد که دارای چندین کپی از یک تصویر هستیم. فرض کنید که 100 کپی از یک صحنه داشته باشیم و فرض کنید کپی i را به صورت زیر نمایش دهیم:

$$M + N_i$$

که M ماتریس تصویر اصلی و N_i ماتریس نویز تصادفی با توزیع نرمال دارای میانگین صفر می‌باشد. برای به‌دست آوردن تصویر اصلی کافی است تا میانگین این 100 تصویر را استفاده کنیم. میانگین مورد نظر به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$M' = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (M + N_i) = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} M + \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} N_i = M + \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} N_i$$

از آنجایی که میانگین مقادیر نویز گوسی صفر می‌باشد، انتظار داریم جمله دوم برای ماتریس، صفر شود تا با میانگین گرفتن از کپی‌ها، تصویر اصلی حاصل شود. پس با استفاده از فیلتر میانگین مقدار نویز به سمت صفر میل می‌کند. اما همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، عیب فیلتر میانگین این است که باعث ایجاد ابهام در تصاویر می‌شود.

فرض کنید M تصویر اصلی و R تصویر بازیابی شده باشد، می‌خواهیم بررسی کنیم که تصویر بازیابی‌شده تا چه حدی تصویر اصلی را تقریب می‌زند. فاصله اقلیدسی یک معیار متداول برای بررسی این امر می‌باشد. واضح است که M و R باید دارای ابعاد یکسان باشند.

اگر ابعاد ماتریس این دو تصویر برابر با n و m باشد می‌توان میزان شباهت تصویر R به تصویر M را به صورت زیر به دست آورد:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (M_{i,j} - R_{i,j})^2$$

با مینیمم کردن این مجموع مطمئن خواهیم بود که روش استفاده شده به خوبی عمل می‌نماید. دسته فیلترهایی که براساس مینیمم سازی مجموع مربعات تفاضل عمل می‌کنند، فیلترهای وینر¹ نامیده می‌شوند.

در اینجا به نوع خاصی از فیلترهای وینر که برای کاهش نویز گوسی طراحی شده است پرداخته می‌شود. این فیلتر یک فیلتر مکانی غیرخطی است که در آن ماسکی بر روی یک تصویر نویزی لغزانده می‌شود و ضمن لغزاندن این ماسک، تصویر خروجی به دست می‌آید که مقادیر پیکسلهای آن براساس مقادیر پیکسلهای زیر ماسک می‌باشد. تصویر نویزی را می‌توان به صورت $M + N$ نمایش داد که M تصویر اصلی و N نویز دارای توزیع نرمال با میانگین صفر می‌باشد.

فرض کنید میانگین ماسک را با m_f و واریانس آن را با σ_f^2 نشان دهیم، همچنین σ_g^2 واریانس نویز موجود روی کل تصویر و g مقدار فعلی پیکسل را در تصویر نویزی نشان دهد. مقدار خروجی می‌تواند به صورت زیر محاسبه شود:

$$m_f + \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2} (g - m_f)$$

17-4: کاربرد فازی در کاهش یا حذف نویز

روشهای فازی به عنوان الگوریتمهایی هوشمند با انعطاف پذیری بالا برای حل مسائل مختلف به کار می‌روند و در مقام مقایسه با روشهای کلاسیک از نظر سرعت و دقت عملکرد، به نتایج قابل قبولی دست یافته‌اند. مطالعات زیادی در مورد سیستمهای مختلف فازی برای

¹ Wiener

وضوح تصاویر وجود دارد که به طور کلی سعی در کاهش نویز و صاف کردن تصاویر با حفظ برخی جزئیات لازم مثل لبه‌های آن دارند. در ادامه، چند روش فازی برای برطرف نمودن اثر نویز در تصاویر مورد بررسی قرار می‌گیرد.

17-4-1: الگوریتم FIDRM

روش FIDRM تیزی لبه‌ها را حفظ می‌کند و اثرات ناخواسته در کنتراست تصویر را به طرز قابل قبولی (نسبت به سایر روشها) کاهش می‌دهد.

این روش به عنوان یک تکنیک فیلترکردن غیرخطی دارای دو مرحله است:

1. تشخیص فازی نویز ضربه‌ای (به کمک گرادیان فازی)

2. کاهش نویز با حفظ لبه‌های تصویر

تحقیقات نشان می‌دهد که برای یک بیننده، وجود نویز در لبه‌های تصویر حساسیت کمتری را نسبت به وجود نویز در نواحی سیگنال ثابت ایجاد می‌کند. یعنی مشاهده‌گرهای انسانی، تصاویری تیز با نویز اندک را به تصاویر محو بدون نویز ترجیح می‌دهند. بنابراین برای جلوگیری از کاهش جزئیات تصویر، منطقی است که همسایگی کوچکی از جزئیات را طی فیلترکردن حفظ کنیم. در این الگوریتم از فیلتر میانگین وزن‌دهی شده¹ برای تشخیص همسایگی‌های جزئیات استفاده می‌شود.

الگوریتم FIDRM برای کاهش اثرات نویز فلفل‌نمکی (ضربه‌ای) طراحی شده است، اما می‌توان از آن برای کاهش اثرات دیگر نویزها نیز استفاده کرد. این روش هیچ تغییری روی پیکسل‌های غیرنویزی اعمال نمی‌کند، به سادگی پیاده‌سازی می‌شود و سرعت بالایی دارد.

17-4-1: گرادیان فازی

اولین مرحله، تشخیص وجود نویز ضربه‌ای در پیکسل‌ها به کمک گرادیان فازی می‌باشد. هشت همسایه هر پیکسل در چهار جهت اصلی (شمال، جنوب، شرق، غرب) و چهار جهت

¹ Weighted Mean Filter (WMF)

فرعی (شمال شرقی، شمال غربی، جنوب شرقی، جنوب غربی) قرار دارند. اگر A به عنوان تصویر ورودی باشد، گرادیان $\nabla_{(k,l)} A(i, j)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\nabla_{(k,l)} A(i, j) = A(i+k, j+l) - A(i, j)$$

(i, j) مرکز گرادیان می‌باشد و مقادیر زوج (k, l) از $\{1, 0, -1\}$ انتخاب می‌شود تا با یکی از هشت جهت بیان شده متناظر باشد. هشت مقدار گرادیان (براساس جهت پیکسل‌های مجاور) مقادیر اصلی گرادیان¹ نامیده می‌شوند.

برای بررسی تاثیرپذیری پیکسل مرکزی از نویز، مقدار گرادیان متناظر با (i, j) را مورد استفاده قرار می‌دهیم. اگر مقدار گرادیان متناظر با پیکسل مرکزی عدد بزرگی باشد، نشانه این است که پیکسل مرکزی دچار نویز ضربه‌ای شده است.

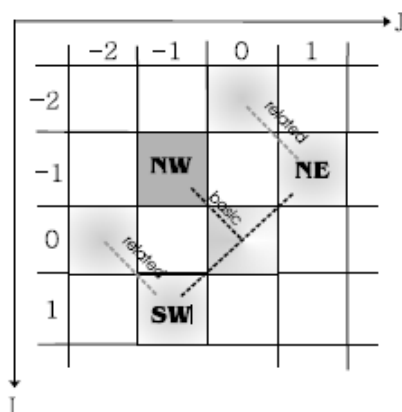
وجود لبه در تصویر نیز منجر به مقادیر بزرگ گرادیان (مشابه تاثیر نویز) می‌شود. برای پیش‌گیری از محاسبه لبه به عنوان نویز، علاوه بر استفاده از مقدار گرادیان اصلی، از دو مقدار گرادیان وابسته² نیز (به ازای هر جهت) استفاده می‌شود.

گرادیان وابسته به این طریق به دست می‌آید: اگر خطی را از یکی از پیکسل‌های مجاور (مقدار گرادیان اصلی) به پیکسل مرکزی رسم کنیم، دو مقدار از هشت مقدار گرادیان اصلی که خط کشیده شده از آنها بر خط رسم شده اولیه عمود و هم‌جهت باشد، دو مقدار گرادیان وابسته متناظر با آن پیکسل خواهند بود.

مطابق شکل 6-17، دو مقدار گرادیان وابسته برای مقدار گرادیان اصلی در جهت شمال غربی (NW) که به صورت $\nabla_{(-1,-1)} A(i, j)$ بیان می‌گردد، مشخص شده‌اند. این دو مقدار در جهت NE و SW می‌باشند که با $\nabla_{(-1,+1)} A(i, j)$ و $\nabla_{(+1,-1)} A(i, j)$ بیان می‌شوند. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، دو مقدار گرادیان وابسته متناظر با هر جهت فقط برای تفکیک میان پیکسل‌های نویزی و پیکسل‌های لبه مورد استفاده قرار می‌گیرند.

¹ Basic gradient value

² Related gradient value



شکل 17-6: گرادیان اصلی به همراه مقادیر گرادیان وابسته در جهت شمال غربی (NW)

در جدول 17-1 ستون اول، هشت جهت ممکن (بیان شده با R) و ستون دوم هشت مقدار گرادیان اصلی هر جهت را نشان می‌دهد. در ستون سوم، گرادیانهای وابسته متناظر با ستون دوم به نمایش درآمده‌اند.

جدول 17-1: مقادیر گرادیان وابسته برای هشت جهت با توجه به مقادیر گرادیان اصلی

R	گرادیان اصلی	گرادیان وابسته
NW	$\nabla_{NW} A(i,j)$	$_{NW} A(i+1,j-1),_{NW} A(i-1,j+1)$
N	$\nabla_N A(i,j)$	$_N A(i,j-1),_N A(i,j+1)$
NE	$\nabla_{NE} A(i,j)$	$_{NE} A(i-1,j-1),_{NE} A(i+1,j+1)$
E	$\nabla_E A(i,j)$	$_E A(i-1,j),_E A(i+1,j)$
SE	$\nabla_{SE} A(i,j)$	$_{SE} A(i-1,j+1),_{SE} A(i+1,j-1)$
S	$\nabla_S A(i,j)$	$_S A(i,j-1),_S A(i,j+1)$
SW	$\nabla_{SW} A(i,j)$	$_{SW} A(i-1,j-1),_{SW} A(i+1,j+1)$
W	$\nabla_W A(i,j)$	$_W A(i-1,j),_W A(i+1,j)$

17-4-1-2: قانون فازی برای گرادیان

مقدار گرادیان فازی $\nabla_R^F A(i, j)$ در جهت R (یکی از هشت جهت) با قانون فازی زیر

به دست می‌آید:

If $|\nabla_R A(i, j)|$ is large AND $|\nabla_{R'} A(i, j)|$ is small

OR

If $|\nabla_R A(i, j)|$ is large AND $|\nabla_{R''} A(i, j)|$ is small

OR

$(\nabla_R A(i, j)$ is big positive AND $\nabla_{R'} A(i, j)$ is big negative AND

$\nabla_{R''} A(i, j)$ is big negative)

OR

$(\nabla_R A(i, j)$ is big negative AND $\nabla_{R'} A(i, j)$ is big positive AND

$\nabla_{R''} A(i, j)$ is big positive)

THEN

$\nabla_R^F A(i, j)$ is big positive

$\nabla_R A(i, j)$ بیانگر مقدار گرادیان اصلی در جهت R و $|\nabla_R A(i, j)|$ قدرمطلق آن

است. $\nabla_{R'} A(i, j)$ و $\nabla_{R''} A(i, j)$ دو مقدار گرادیان وابسته در جهت R می‌باشند. مقادیر

این پارامترها براساس ملاحظات زیر (برای یک جهت خاص R) تعیین می‌شود:

1. پیکسلهایی که عدد گرادیان آنها در بازه $[0, 40]$ واقع شده است به پیکسلهای

غیرنویزی و غیرلبه شبیه‌اند. این پیکسلها در دسته پیکسلهای غیرنویزی قرار

می‌گیرند و دارای درجه عضویت صفر در مجموعه فازی نویز ضربه‌ای هستند.

2. پیکسلهایی که عدد گرادیان آنها در بازه $[40, 125]$ واقع شده است، بیشتر به

پیکسلهای نویزی و لبه‌ای شبیه‌اند. چنین پیکسلهایی دارای درجه عضویت بین

صفر و یک در مجموعه فازی نویز ضربه‌ای هستند.

3. پیکسلهایی که عدد گرادیان آنها در بازه $[125, 255]$ واقع شده است، بیشتر به

پیکسلهای نویزی شبیه‌اند. چنین پیکسلهایی در دسته پیکسلهای نویزی قرار

می‌گیرند و دارای درجه عضویت یک در مجموعه فازی نویز ضربه‌ای هستند.

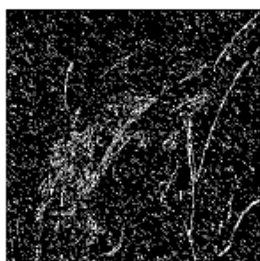
نتایج موارد فوق برای گرادیان در جهت $R=NW$ در شکل 17-7 دیده می‌شود.



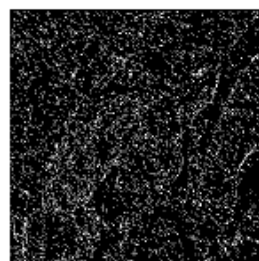
(الف)



(ب)



(پ)



(ت)

شکل 17-7: الف: تصویر دارای نویز ضربه‌ای، ب: $|\nabla_{NW} A(i, j)| \in [0, 40]$

پ: $|\nabla_{NW} A(i, j)| \in [40, 125]$ ت: $|\nabla_{NW} A(i, j)| \in [125, 255]$

17-4-2: فیلتر فازی

با توجه به وزنهای اختصاص یافته به هر یک از همسایه‌های نقطه موردنظر، مقدار جدید نقطه از نرمال‌سازی مجموع مقادیر وزندهی شده همسایه‌ها و مجموع وزن‌ها، با توجه به رابطه زیر حاصل می‌گردد:

$$y(i, j) = \frac{\sum_{(r,s) \in A} F[x(i+r, j+s)] x(i+r, j+s)}{\sum_{(r,s) \in A} F[x(i+r, j+s)]}$$

در این رابطه x مقدار اولیه نقطه و y مقدار همان نقطه پس از اعمال فیلتر را نشان می‌دهد. تابع F برای وزندهی فیلتر فازی به صورتهای مختلفی تعریف می‌شود که در ادامه چند تابع عضویت مختلف برای وزندهی فیلتر را بیان می‌کنیم.

17-4-2-1: فیلتر گوسی به مرکزیت میانه (GMED)

در این روش، از میانه همه نقاط مؤثر در پنجره فیلتر به عنوان معیاری برای تغییر وزن

استفاده می‌شود. تابع $F[x(i+r, j+s)]$ مطابق زیر می‌باشد:

$$e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{x(i+r, j+s) - x_{med}}{\sigma} \right]^2}$$

17-4-2-2: فیلتر مثلثی به مرکزیت میانه (TMED)

در این فیلتر، وزن همسایه‌ها را به شکل مثلثی و برحسب فاصله از میانه تغییر می‌دهیم.

تابع $F[x(i+r, j+s)]$ مطابق زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} 1 - \frac{|x(i+r, j+s) - x_{med}(i, j)|}{x_{mm}(i, j)} & \text{for } |x(i+r, j+s) - x_{med}(i, j)| \leq x_{mm}(i, j) \\ 1 & \text{for } x_{mm}(i, j) = 0 \end{cases}$$

$$x_{mm}(i, j) = \max[x_{\max}(i, j) - x_{med}(i, j), x_{med}(i, j) - x_{\min}(i, j)]$$

17-4-2-3: فیلتر مثلثی غیر همسان به مرکزیت میانه (ATMED)

این فیلتر، برحسب میزان فاصله اکسترممها از میانه، می‌تواند شبیه‌های متفاوتی را در دو

ضلع مثلث (در دوسوی میانه) اختیار کند. تابع $F[x(i+r, j+s)]$ مطابق زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} 1 - \frac{|x_{med}(i, j) - x(i+r, j+s)|}{[x_{med} - x_{\min}]} & \text{for } x_{\min}(i, j) \leq x(i+r, j+s) \leq x_{med}(i, j) \\ 1 - \frac{|x(i+r, j+s) - x_{med}(i, j)|}{[x_{\max} - x_{med}]} & \text{for } x_{med}(i, j) \leq x(i+r, j+s) \leq x_{\max}(i, j) \\ 1 & x_{\max} \text{ OR } x_{\min} == x_{med} \end{cases}$$

17-4-2-4: فیلتر گوسی به مرکزیت میانگین (GMAV)

در این نمونه ، وزندهی به شکل زنگی بوده و برحسب فاصله از میانگین تغییر می کند. انتظار این است که این گونه فیلترها نسبت به رفع نویز گوسی عملکرد بهتری داشته باشند.

$$e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{x(i+r, j+s)-x_{mav}(i, j)}{\sigma}\right]^2}$$

17-4-2-5: فیلتر مثلثی به مرکزیت میانگین (TMAV)

این فیلتر یک وزندهی مثلثی متقارن دارد که معیار تغییر وزن در آن، فاصله از میانگین است. تابع $F[x(i+r, j+s)]$ مطابق زیر می باشد:

$$\begin{cases} 1 - \frac{|x(i+r, j+s) - x_{mav}(i, j)|}{[x_{mv}(i, j)]} & \text{for } |x(i+r, j+s) - x_{mav}(i, j)| \leq x_{mv}(i, j) \\ 1 & \text{for } x_{mv}(i, j) = 0 \end{cases}$$

$$x_{mv}(i, j) = \max[x_{\max}(i, j) - x_{mav}(i, j), x_{mav}(i, j) - x_{\min}(i, j)]$$

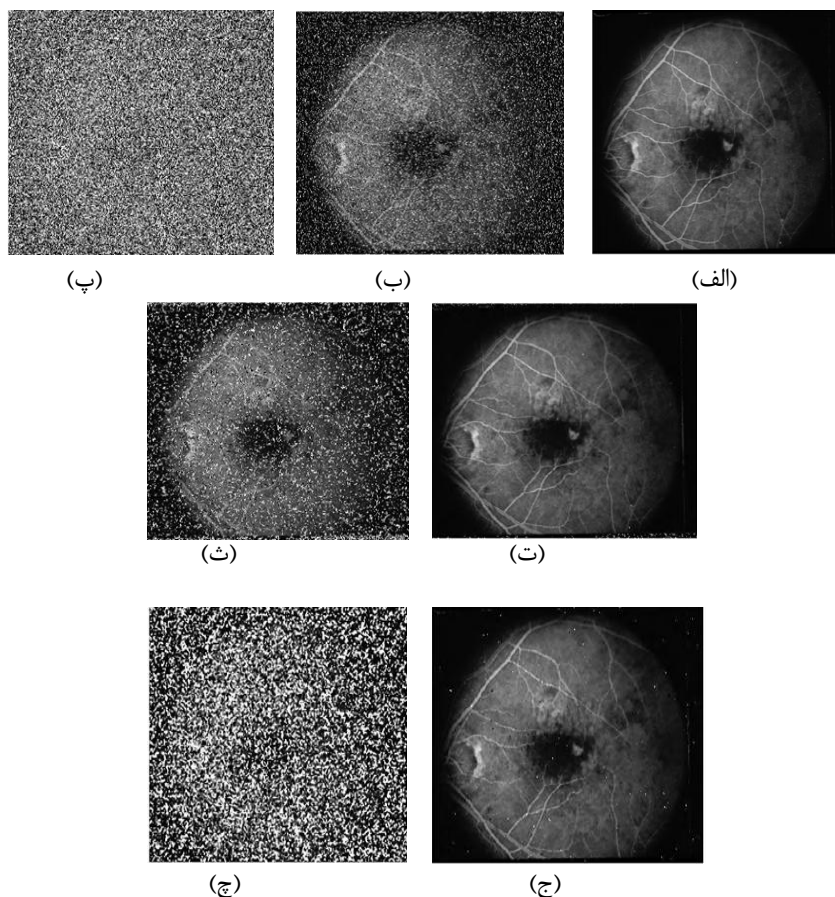
17-4-2-6: فیلتر مثلثی غیرهمسان به مرکزیت میانگین (ATMAV)

در این حالت علاوه بر میانگین، فاصله اکسترممها از میانگین نیز بر چگونگی تغییر و شیب اضلاع مثلث مؤثر است. تابع $F[x(i+r, j+s)]$ مطابق زیر می باشد:

$$\begin{cases} 1 - \frac{|x_{mav}(i, j) - x(i+r, j+s)|}{[x_{mav} - x_{\min}]} & \text{for } x_{\min}(i, j) \leq x(i+r, j+s) \leq x_{mav}(i, j) \\ 1 - \frac{|x(i+r, j+s) - x_{mav}(i, j)|}{[x_{\max} - x_{mav}]} & \text{for } x_{mav}(i, j) \leq x(i+r, j+s) \leq x_{\max}(i, j) \\ 1 & x_{\max} \text{ or } x_{\min} = x_{mav} \end{cases}$$

17-4-3: نتایج حاصل

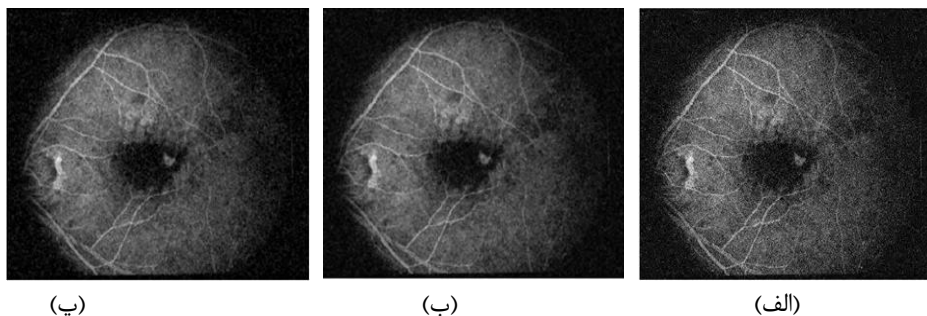
فیلترهای فازی مطرح‌شده (به دلیل نحوه استفاده و حذف اثر نقاط نویزی محتمل) هم از گسترش اثر نویزها جلوگیری می‌کنند و هم با پیش‌گیری از فیلتر شدن نقاطی که در مورد غیرنویزی بودن آنها اطمینان حاصل شده است، مانع از تأثیرات منفی فیلتر بر لبه‌های تصویر خواهند شد. در شکل 17-8 عملکرد فیلتر فازی در رفع نویز ضربه‌ای (20٪ و 85٪) مورد بررسی قرار گرفته و با عملکرد فیلتر میانه مقایسه شده است.



شکل 17-8: الف: تصویر اصلی، ب: اعمال نویز ضربه‌ای به 20٪ نقاط تصویر، پ: اعمال نویز ضربه‌ای به 85٪ نقاط تصویر، ت: عملکرد فیلتر فازی برای نویز 20٪، ث: عملکرد فیلتر میانه برای نویز 20٪، ج: عملکرد فیلتر فازی برای نویز 85٪، چ: عملکرد فیلتر میانه برای نویز 85٪

مشاهده می‌شود که فیلتر فازی، عملکرد بسیار بهتری در رفع نویز ضربه‌ای از خود نشان داده است. در حالت کلی، فیلترهای ارائه شده در قسمت قبل، در حذف نویز ضربه‌ای نسبت به نویزهای دیگر (مثلاً نویز گوسی) بهتر عمل می‌کنند که این خاصیت به دلیل شرایط پیش‌بینی شده برای تشخیص نویز ضربه‌ای است.

در شکل 9-17 عملکرد فیلتر فازی برای تصویر با نویز گوسی با واریانس 0.01 در مقایسه با عملکرد فیلتر میانه دیده می‌شود. همان‌طور که مشخص است، هم فیلتر میانه و هم فیلترهای فازی مبتنی بر میانگین‌گیری در برابر نویز گوسی عملکرد خوبی دارند، زیرا در واقع با میانگین‌گیری، تغییرات ناشی از این نویز نرم شده و اثر آن تا حدودی برطرف می‌شود.



شکل 9-17: الف: نویز گوسی با واریانس 0.01، ب: اعمال فیلتر فازی، پ: اعمال فیلتر میانه