

حذف نویز ضربه‌ای تصویر به کمک یک روش عصبی فازی خودانطباق و خودسازمانده

علی رضائی

دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف
rezaee@ce.sharif.edu

منصور جم‌زاد

دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف
jamzad@sharif.edu

چکیده. بهبود کیفیت تصاویر نویزی، در کاربردها و تحقیقات جزء چالش‌های بسیار ضروری محسوب می‌شود. فیلترهای غیرخطی که بر پایه مدل‌های فازی عمل می‌کنند، به صورت کاملاً مؤثری کارایی خود را در حذف نویز تصویر بدون تخریب اطلاعات مفید آن نشان داده‌اند. استفاده از استنتاج فازی دارای مشکلاتی از جمله بدست آوردن پایگاه قانون مناسب و بهینه می‌باشد. استفاده از شبکه‌های عصبی فازی، و قابلیت یادگیری آنها، نقطه ضعف‌های این روش را به خوبی می‌پوشاند، در حالی که قدرت آن را نیز کم نمی‌کند.

در این مقاله از یک شبکه عصبی فازی^۱ خودانطباق^۲ و خودسازمانده^۳، برای حذف نویز ضربه‌ای^۴ تصاویر استفاده شده‌است. این شبکه عصبی فازی که در واقع یک مدل‌کننده فازی می‌باشد، بدون نیاز به اطلاعات اولیه، به کمک یک تصویر آموزشی، مشخصات بهینه سیستم استنتاج را بدست می‌آورد. روش پیشنهادی بر روی تعدادی از تصاویر استاندارد اعمال شده و نتایج آن با نتایج حاصل از فیلتر میانه مقایسه شده است. در همه موارد روش پیشنهادی نسبت به فیلتر میانه از خطای MSE بسیار کمتری برخوردار است.

کلمات کلیدی: بهبود تصاویر، نویز ضربه‌ای، فیلتر غیرخطی، منطق فازی، شبکه‌های عصبی فازی، خود انطباق، خود-سازمانده، فیلتر میانه

۱- مقدمه

داده‌های تصویری نقش رو به گسترشی در صنعت ایفا می‌کنند. تصاویر شامل اطلاعات مهم و جذابی، با کاربرد در

¹ Neuro-Fuzzy

² Self Adaptive

³ Self Organize

⁴ Impulsive

زمینه های گوناگون تحقیقاتی و کاربردی مانند: فضاوردی، سنجش از دور، بیولوژی، علوم پزشکی، فیزیک و... می باشد. در همه کاربردها بهبود تکنیک های حذف نویز تصاویر از اهمیت خاصی برخوردار هستند. فیلتر کردن تصاویر کار ساده ای نیست و بایستی در حین حذف نویز تصویر، از جزئیات اصلی آن محافظت شود. در واقع باید روال حذف نویز بین پیکسل های نویز و جزئیات اصلی تصویر تفاوت قائل شود.

استدلال فازی که در قالب یک شبکه عصبی گنجانده شده است [۱]، برای مدل کردن عدم قطعیتی که هنگام حذف نویز و نگهداری جزئیات تصویر به وجود می آید، بسیار مناسب هستند [۲،۳]، و از طرف دیگر مزیت اصلی شبکه های عصبی قابلیت یادگیری آن از نمونه ها می باشد [۴،۵].

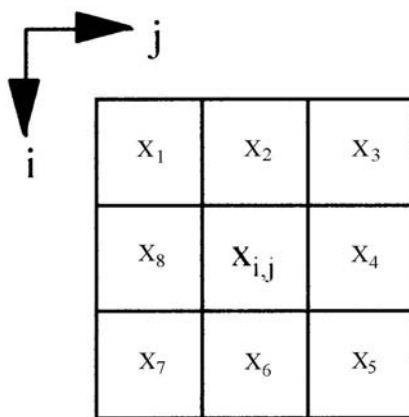
در این مقاله یک روش جدید، برای حذف نویز ضربه ای ارائه شده است. این روش که بر پایه شبکه عصبی فازی می باشد، ابتدا بایستی آموزش ببیند. آموزش شبکه فقط با تعداد محدودی تصویر انجام می شود، و از آن پس بر روی هر تصویری بخوبی جواب می دهد. این روش در دو مرحله و بطور همزمان، ابتدا پیکسلها را به دو دسته نویزی و غیر نویزی تقسیم می کند، و سپس پیکسلهای کاندید نویز را اصلاح می کند.

برای اثبات بهینه بودن روش پیشنهادی، نتایج حاصله با چند روش معتبر و متداول حذف نویز ضربه ای مقایسه شدند که حاصل نتایج این ادعا را تایید می کند.

در ادامه، در بخش دوم، به توضیح ساختار کلی فیلتر حذف نویز پرداخته می شود. در بخش سوم شبکه عصبی فازی خود انطباق و خود سازمانده، بکار رفته در فیلتر توضیح داده خواهد شد. نتایج عملی و مقایسه با سایر فیلترها نیز در بخش چهار خواهد آمد.

۲- ساختار کلی فیلتر غیر خطی

فرض می کنیم که با یک تصویر دیجیتال با L سطح خاکستری کار می کنیم. پارامتر X_{ij} میزان روشنایی پیکسل واقع در مختصات $[i,j]$ از تصویر ورودی است. و فرض می کنیم $\{ X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8 \}$ مجموعه روشنایی پیکسلهای همسایگی 3×3 پیکسل $[i,j]$ باشد، بطوریکه $(0 \leq X_k \leq L-1)$. همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است.



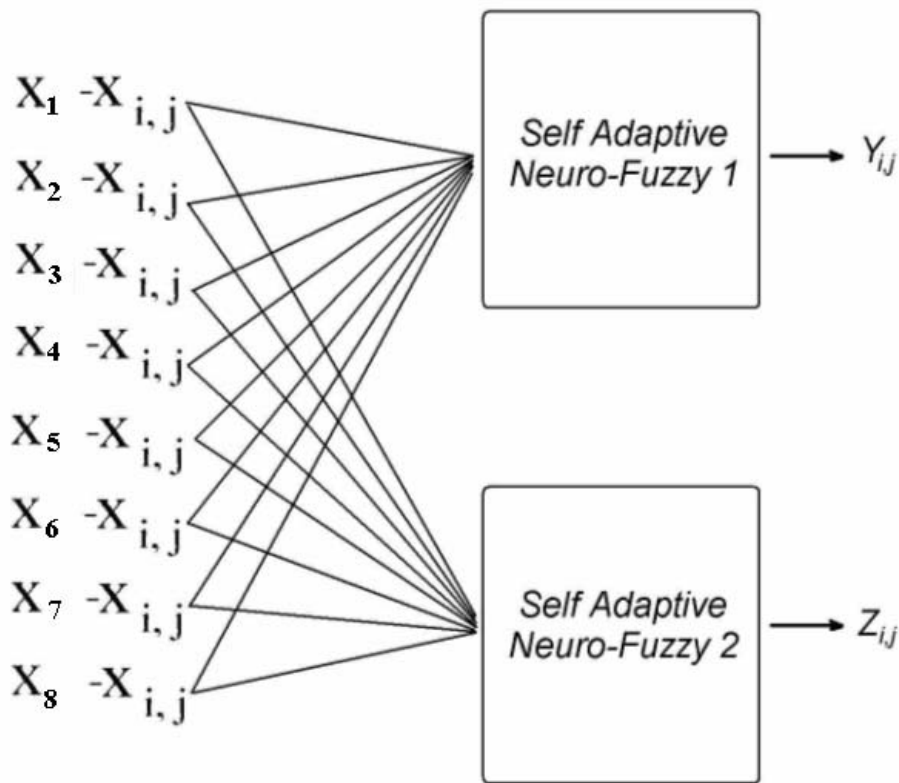
شکل ۱- نمونه ای از یک همسایگی 3×3 حول پیکسل X_{ij}

شبکه ای که برای حذف نویز از آن استفاده می کنیم، یک حالت خاص از شبکه عصبی خود سازمانده و خود انطباق [۳و۲] است که دارای هشت ورودی و دو خروجی می باشد. که این دو خروجی مستقل از هم بوده و می توانیم بگوییم دو شبکه مجزا داریم. نمونه ای از این شبکه عصبی در شکل ۲ نشان داده شده است.

اگر فرض کنیم در لحظه جاری، قصد اصلاح پیکسل واقع در محل $[i,j]$ ، یعنی X_{ij} را داشته باشیم، و Y_{ij} مقدار پیکسل بعد از اصلاح باشد، هشت ورودی شبکه، شامل تفاضل روشنایی هشت پیکسل همسایه X_{ij} با روشنایی پیکسل X_{ij} می باشند. یعنی $\Delta X_k = X_k - X_{ij}$ ورودی های شبکه خواهند بود.

خروجی شماره یک، که خروجی اصلی می باشد، برای تصحیح روشنایی پیکسل بکار می رود، و با فرض اینکه این خروجی را با ΔY_{ij} نشان دهیم، داریم $Y_{ij} = X_{ij} + \Delta Y_{ij}$.

نویز ضربه ای دارای این خاصیت است که پیکسلهای نویزی بسیار تیره و یا بسیار روشن می باشند، در نتیجه اگر بتوان ابتدا پیکسلهایی را بعنوان نویز کاندید کرده، و سپس عمل اصلاح را فقط بر روی این پیکسلها اعمال نمود، جزئیات صحیح تصویر تا حد قابل قبولی حفظ می شوند. پیکسلهای نویزی دارای اختلاف زیادی با همسایه های خود می باشند، پس به نوعی وابسته به همسایه ها می باشند، و اصل محلی بودن برای این کار نیز صادق است. لذا می توان از شبکه عصبی فازی، با ورودی های مشابه، یک خروجی دیگر گرفت تا ابتدا تشخیص دهد که کدام پیکسلها ممکن است نویز باشند، و سپس در صورت تشخیص نویز، بر روی آن اصلاح صورت گیرد. خروجی شماره دو، که آنرا Z_{ij} می نامیم، پیکسلهای نویزی و غیر نویزی را از هم تمیز می دهد. در شکل ۳ ساختار کلی شبکه، بکار رفته در این مقاله را مشاهده می کنید.



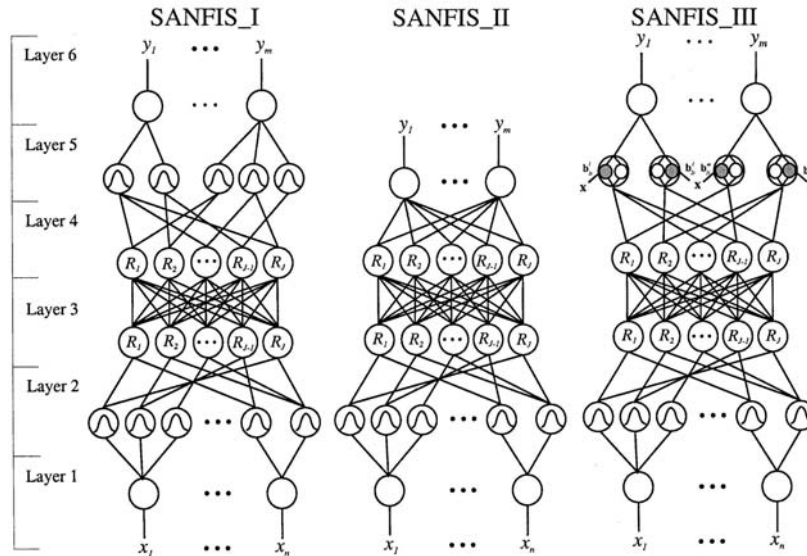
شکل ۲- توپولوژی فیلتر غیرخطی ارائه شده

۳- شبکه عصبی فازی خود انطباق و خودسازمانده

در این مقاله از یک ساختار عصبی فازی با قابلیت خود انطباق و خود سازمانده، برای رفع نویز تصویر استفاده شده است. در این سیستم عصبی فازی خود انطباق، ابتدا یک ساختار اولیه در نظر گرفته می شود، سپس در مرحله آموزش بطور پویا، ساختار اصلی شبکه شکل می گیرد. مرحله آموزش، شامل یک الگوریتم کلاسترینگ MCA^۱ [۲] می باشد، که در یک پیمایش و بطور همزمان، مشخصات کلاسترهای فازی را تخمین می زند. وزن های مربوط به اتصالات شبکه عصبی، همان مشخصات کلاسترها می باشد. در ادامه، ابتدا ساختار شبکه، و سپس الگوریتم آموزش توضیح داده می شود.

۳-۱- ساختار شبکه

ساختار پایه یک سیستم فازی، شامل چهار جزء اصلی است: یک پایگاه دانش^۲ که شامل مجموعه قوانین فازی می باشد، یک پایگاه داده^۳ که توابع عضویت مربوط به قوانین فازی را تعریف می کند، یک مکانیسم استنتاج فازی^۴ که پروسه استنتاج را برای بدست آوردن خروجی انجام می دهد، و ماژولهای فازی سازی^۵ و دی فازی سازی^۶، که مقادیر غیر فازی را به فازی و بالعکس تبدیل می کنند. در پایگاه دانش، قسمت مقدم^۷ قوانین فازی، فضای ورودی را به تعدادی مجموعه فازی تبدیل



شکل ۳- ساختار کلی شبکه عصبی فازی خود انطباق و خودسازمانده [۲]

- 1 Mapping-Constrained Agglomerative
- 2 Knowledge Base
- 3 Data Base
- 4 Fuzzy Inference Mechanism
- 5 Fuzzification
- 6 Defuzzification
- 7 Antecedents

می کند. در حالیکه قسمت مؤخر^۱ قوانین، بصورت توابع عضویت فازی یکی از سه نوع: مدل ممدانی، مقادیر singleton، و یا تابعی از ترکیب خطی متغیرهای ورودی (مدل TSK) می باشد.

در اینجا، برای هر متغیر ورودی تابع عضویت گاوسی، یک فازی ساز singleton، یک موتور استنتاج product، و یک دی فازی ساز centroid، و همچنین از مدل ممدانی استفاده شده است. ثابت شده است که در شرایط فوق خروجی سیستم فازی برابر یک تابع بر پایه فازی (FBF)^۲ می باشد [۶]، که بسط آن بصورت زیر است:

$$y_k(x) = \sum_{j=1}^J p_j(x) f_k^j \quad (۱)$$

بطوریکه $p_j(x)$ و f_k^j بصورت زیر تعریف می شوند.

$$p_j(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^J \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)} \quad (۲)$$

$$f_k^j = \begin{cases} B_k^j \\ \theta_k^j \\ b_{0k}^j + b_{1k}^j x_1 + \dots + b_{nk}^j x_n \end{cases} \quad (۳)$$

بطوریکه μ ، تابع عضویت گاوسی، بصورت زیر تعریف می شود.

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - m_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right] \quad (۴)$$

بطوریکه m ، σ میانگین و انحراف معیار تابع گاوسی می باشند.

شکل ۳ نمایش گرافیکی توپولوژی شبکه شش لایه [۲ و ۳] می باشد. عملکرد لایه های مختلف بصورت زیر می باشد:
 لایه یک: نودهای این لایه فقط مقادیر ورودی را مستقیم به لایه بعد منتقل می کنند، بنابراین تابع نود i ام بصورت زیر می باشد.

$$f_i^{(1)} = x_i \quad (۵)$$

لایه دو: نودهای این لایه نشان دهنده تابع عضویت گاوسی می باشد. توابع این نودها بصورت زیر تعریف می شوند.

$$f_{ij}^{(2)} = \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{f_i^{(1)} - m_i^j}{\sigma_i^j}\right)^2\right] \quad (۶)$$

بطوریکه m ، σ بترتیب، میانگین و انحراف از معیار تابع عضویت گاوسی مربوط به زامین قسمت از i امین ورودی x_i می باشد. وزن لینک بصورت $[m, \sigma]$ نمایش داده می شود.

لایه سه: نودهای این لایه مقدم قوانین فازی را تشکیل می دهند. هر نود برابر یک کلاستر فضای ورودی است. لینک های نودهای قانون، عمل انطباق قوانین فازی را انجام می دهند. بنابراین، نودهای قانون برای محاسبه firing strength یک عمل and

¹ Consequent

² Fuzzy Base Functions (FBF)

فازی را انجام می دهند. لذا توابع ورودی و خروجی زامین نود قانون بصورت زیر می باشد.

$$f_j^{(3)} = \prod_{i=1}^n f_{ij}^{(2)} \quad (7)$$

لایه چهار: نودهای این لایه firing strength ورودی از لایه سه را نرمالایز می کنند. لینک بین این لایه و لایه سه کاملاً متصل می باشد، و تعداد نودهای این لایه برابر با تعداد نودهای لایه سه است. توابع این نودها بصورت زیر تعریف می شوند.

$$f_j^{(4)} = \frac{f_j^{(3)}}{\sum_{j=1}^J f_j^{(3)}} \quad (8)$$

بطوریکه $f_j^{(3)}$ ، زامین FBF تعریف شده می باشد.

لایه پنج: این لایه مربوط به مؤخر قوانین می باشد. نودهای این لایه یک عملیات or فازی برای جمع کردن firing strength های متناظر از قوانین آتش شده، و فرستادن اطلاعات $[m_k^i, \sigma_k^i]$ مجموعه های فازی متناظر به لایه بعد انجام می دهند. بنابراین توابع I امین نود و k امین خروجی بصورت زیر تعریف می شود.

$$f_{kl}^{(5)} = \sum_j f_j^{(4)} \quad (9)$$

بطوریکه $j \in J$.

لایه شش: نودهای خروجی حاصل همه نودهای لایه پنج را جمع آوری و همانند یک دی فازی کننده centroid عمل می کنند. m_k^i, σ_k^i (که از لایه پنج آمده اند) را بعنوان میانگین و انحراف معیار مربوط به I امین واژه زبانی از k امین متغیر خروجی قرار می دهیم، بنابراین وزن لینکهای بین دو لایه آخر $[m_k^i, \sigma_k^i]$ می باشد. و توابع این لایه نیز بصورت زیر است.

$$f_k^{(6)} = \frac{\sum_{l=1}^{L(k)} (m_k^l \sigma_k^l) f_{kl}^{(5)}}{\sum_{l=1}^{L(k)} \sigma_k^l f_{kl}^{(5)}} \quad (10)$$

بطوریکه $L(k)$ تعداد مجموعه های k امین متغیر خروجی است.

۳-۲- الگوریتم یادگیری شبکه

الگوریتم یادگیری شبکه شامل یک الگوریتم کلاسترینگ [۲] می باشد، که به کمک داده های آموزشی، یک ساختار داخلی مناسب و به صرفه را، با حساسیت به این که تعداد کلاسترها (قوانین فازی) برابر یا نزدیک به تعداد صحیح کلاسترها باشد، مشخص می کند.

در طی آموزش شبکه، وزن لینکهای شبکه که بیانگر میانگین و واریانس کلاسترهای فازی می باشند، بطور خودکار تنظیم می شوند. این روش دارای الگوریتمی یک مرحله ای است، بدین معنی که برای آموزش شبکه کافی است فقط یک بار هر داده آموزشی به شبکه اعمال شود، لذا الگوریتم بسیار سریع عمل می کند.

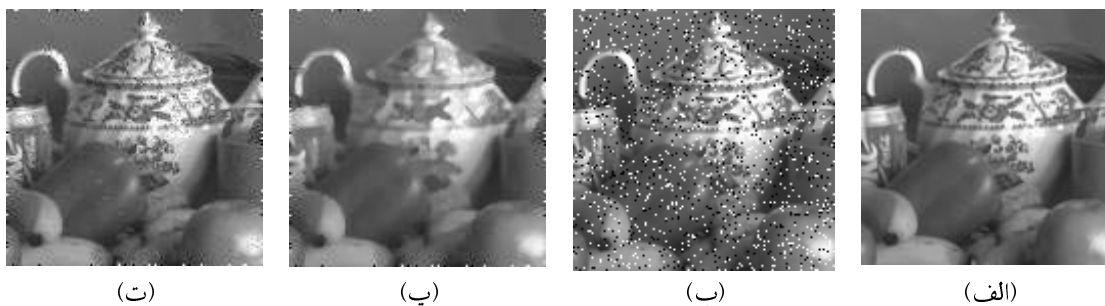
در پایان مرحله آموزش، شبکه عصبی فازی، ساختار مناسب برای حل مساله را بدست آورده و آماده اجرا خواهد بود.

۴- نتایج عملی

روش پیشنهادی روی تصاویری که نویز ضربه‌ای با سه احتمال متفاوت ۵٪، ۱۰٪ و ۳۰٪ داشته‌اند، آزمایش شده است. ابتدا روی تصویر Lena با نویز ۱۰٪ عمل آموزش را انجام داده و سپس روی تصاویر دیگر شبکه اعمال شده است. مناسب‌ترین معیار برای سنجش خوبی الگوریتم‌های بهبود کیفیت تصویر، معیارهای subjective می‌باشد، ولی از آنجا که محاسبه این‌گونه معیارها کار مشکلی است، بنابراین، برای مقایسه روش‌ها در این مقاله از معیار MSE که یک معیار objective است، استفاده شده است. در جدول ۱ مقایسه میانگین خطای MSE روش پیشنهادی، و روش میانه نشان داده شده است. بعلاوه نتایج حاصل از انجام آزمایشهای جداگانه روی تصویر teapot را در شکل‌های ۴، ۵ و ۶ می‌توان مشاهده کرد.

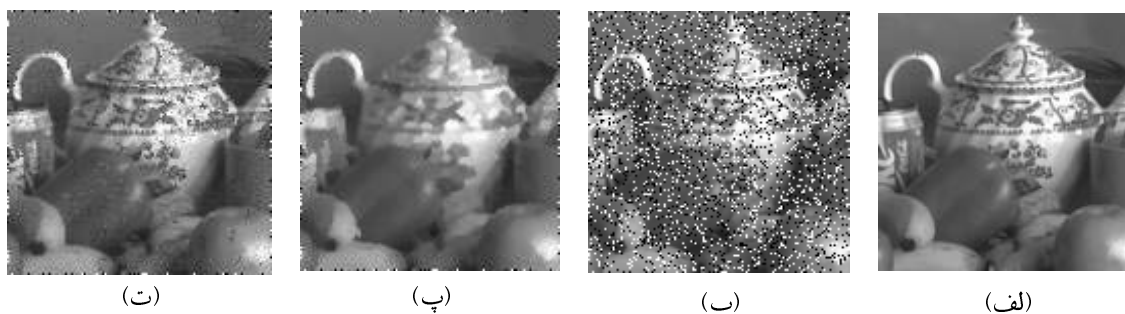
جدول ۱- مقایسه خطای MSE

فیلتر پیشنهادی	فیلتر میانه	
۱۲۱/۸	۲۶۲/۲	نویز ضربه‌ای، ۵٪
۲۸۰/۴	۳۸۹/۷	نویز ضربه‌ای، ۱۰٪
۱۲۲۸/۹	۱۵۶۲/۷	نویز ضربه‌ای، ۳۰٪



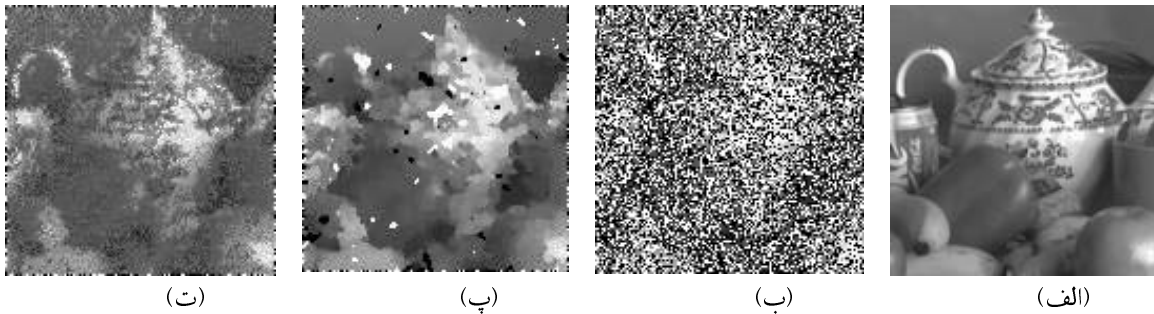
شکل ۴- (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر با نویز ضربه‌ای، و احتمال ۵٪ (پ) حاصل فیلتر میانه، $MSE = 224.2$

(ت) الگوریتم پیشنهادی، $MSE = 125.78$



شکل ۵- (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر با نویز ضربه‌ای، و احتمال ۱۰٪ (پ) حاصل فیلتر میانه، $MSE = 315.1$

(ت) الگوریتم پیشنهادی، $MSE = 268.0$



شکل ۶- (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر با نویز ضربه‌ای، و احتمال ۳۰٪ (پ) حاصل فیلتر میانه، $MSE = 1259.7$
 (ت) الگوریتم پیشنهادی، $MSE = 854.40$

۵- نتیجه گیری

فیلترهای فازی در حذف نویز بسیار مؤثر هستند و در حفظ جزئیات اصلی خوب نشان داده اند. یک مزیت اصلی پردازش های فازی، درجه آزادی بسیار بالای آنها است. استفاده از روشهای عصبی فازی و بخصوص استفاده از روشهای خودانطباق و خودسازمانده می تواند ما را به سمت بهترین نتایج سوق دهد. این روشها به ما اجازه می دهند تا ساختارهای پیچیده فازی را به آسانی و بدون دخالت فرد خبره بدست آوریم. نتایج عملی پیاده سازی این روش و مقایسه آن با روش معمول فیلتر میانه، بهبود قابل ملاحظه ای در کیفیت تصویر خروجی بدست آمده را نشان می دهد. این بهبود کیفیت ناشی از کاهش به نسبت زیاد در میزان MSE می باشد.

۶- مراجع

- [1] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Neuro-based Fuzzy Inference Systems", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, pp. 665-685, June 1993.
- [2] J. S. Wang, C. S. George Lee, "Self-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for Classification Applications", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 6, December 2002.
- [3] J. S. Wang, C. S. George Lee, "Structure and Learning in Self-Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems", *International Journal on Fuzzy Systems*, vol. 2, no. 1, March 2000.
- [4] F. Russo, "Recent Advances in Fuzzy Techniques for Image Enhancement", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 47, no. 6, December 1998.
- [5] F. Russo, "Noise Removal from Image Data Using Recursive Neurofuzzy Filters", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 49, no. 2, April 2000.
- [6] L. X. Wang, J. M. Mendel, "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least Squares Learning", *IEEE Transactions On Neural Net-works*, vol. 3, no. 5, pp.807-814, 1992.