

# حذف نوفه ضربیه تصاویر با استفاده از فیلتر تطبیقی سویچ کننده مبتنی بر ماشین یادگیر پیشینه

سید مجید خراشادیزاده و علی محمد لطیف

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران

## چکیده

در این مقاله یک رویکرد کارآمد مبتنی بر ماشین یادگیر پیشینه، برای تشخیص و شناسایی پیکسل‌های آغشته به نوفه فلفل نمکی از تصاویر دیجیتال ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از یک طبقه‌بند ماشین یادگیر پیشینه با ورودی‌های پیکسل مرکزی، ROAD و چهار عامل تصمیم‌گیری فیلتر SD-ROM، ابتدا پیکسل‌های نوفه‌ای را تشخیص داده و سپس با استفاده از فیلتر میانه تطبیقی، مقدار پیکسل نوفه‌ای تخمین زده می‌شود. نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد طبقه‌بند، نمایانگر قابلیت بالای ویژگی‌های ورودی در متمایز کردن پیکسل نوفه‌ای از پیکسل سالم است. برای ارزیابی، تصاویر بهبودیافته توسط الگوریتم پیشنهادی با تصاویر حاصل از چند فیلتر متداول دیگر مقایسه و از معیار نرخ پیشینه سیگنال به نوفه استفاده شد. نتایج عددی حاصل از آزمایش‌ها حاکی از کارآمدی فیلتر پیشنهادی از نظر معیارهای کمی و کیفی می‌باشند.

واژگان کلیدی: حذف نوفه، ماشین یادگیر پیشینه، فیلتر میانه تطبیقی، نوفه فلفل نمکی، فیلتر سویچ کننده

## ۱- مقدمه

با گسترش روزافزون محتوای چندرسانه‌ای، نقش تصاویر دیجیتال در بسیاری از کاربردهای روزمره پررنگ‌تر شده است. تصاویر دیجیتال اغلب در طول فرایند اکتساب، انتقال از طریق کانال مخابراتی و یا سوء عملکرد حسگرهای دوربین توسط نوفه ضربیه تخریب می‌شوند. تصاویر آغشته به نوفه به‌طور نامطلوبی بر روی کارایی سایر پردازش‌های بعدی مانند بخش‌بندی، لبه‌یابی و استخراج ویژگی تأثیر می‌گذارد و موجب ایجاد نتایج نامطلوب در خروجی سامانه پردازش تصویر می‌شوند؛ لذا حذف نوفه یکی از مسائل بنیادی و پیش‌نیاز در حیطه پردازش تصاویر دیجیتال است.

در دهه‌های اخیر فیلترهای حذف نوفه متعددی، برای بازیابی تصویر آغشته به نوفه ضربیه در کاربردهای گوناگون گزارش شده است. یکی از موفق‌ترین روش‌ها ارائه‌شده، فیلتر میانه<sup>۱</sup> (MF) است که توسط *Tukey* در سال ۱۹۷۱ معرفی شد (توکی، ۱۹۷۴). شاخص آماری میانه، به‌دلیل مستقل بودن از عناصر برون‌نهاد، نتایج بهتری در حذف نوفه ضربیه نسبت به فیلتر خطی میانگین ارائه می‌دهد. باین حال

<sup>۱</sup> Median Filter (MF)

مشکل اصلی فیلتر میانه استاندارد آن است که این فیلتر در شرایط نوفه با چگالی بالا کارآمد نیست. برای غلبه بر این مشکل، نسخه‌های توسعه‌یافته متعددی بر پایه فیلتر میانه استاندارد ارائه شده است. به‌عنوان مثال فیلتر میانه وزن‌دار<sup>۲</sup> و میانه وزن‌دار مرکزی<sup>۳</sup> به عناصر پنجره فیلتر وزن‌هایی را نسبت می‌دهند تا میزان اثرگذاری هر پیکسل همسایه در محاسبه مقدار نهایی را مشخص کنند (براونینگ، ۱۹۸۵؛ کو، ۱۹۹۱). انتساب وزن به هر پیکسل می‌تواند با سیاست‌های مختلفی صورت گیرد؛ به‌عنوان مثال در فیلترهای دوطرفه<sup>۴</sup> انتساب وزن بر مبنای شباهت شدت روشنایی و فاصله اقلیدسی صورت می‌گیرد (توماسی، ۱۹۹۸).

*Hwang* در سال ۱۹۹۵ فیلتر میانه تطبیقی<sup>۵</sup> را ارائه کرد (هوانگ، ۱۹۹۵). در این فیلتر از پنجره فیلتر با اندازه متغیر برای فیلتر میانه استفاده شد. زمانی که چگالی نوفه افزایش می‌یابد، استفاده از پنجره همسایگی بزرگ‌تر می‌تواند تخمین مناسب‌تری برای پیکسل نوفه‌ای ارائه دهد.

<sup>۲</sup> Weighted Median Filter (WMF)

<sup>۳</sup> Center Weighted Median Filter (CWMF)

<sup>۴</sup> Bilateral Filter

<sup>۵</sup> Adaptive Median Filter (AMF)

باشد، پیکسل نوفه‌ای تشخیص داده می‌شود و با استفاده از فیلتر میانه استاندارد فیلتر خواهد شد.

در (گران، ۲۰۰۵) عاملی با عنوان  $ROAD^3$  معرفی شده است که می‌تواند پیکسل‌های نوفه‌ای را از پیکسل‌های لبه متمایز کند. برای پیکسل‌های نوفه‌ای این عامل زیاد و برای پیکسل‌های سالم کم است. در مرحله فیلترگذاری از میانگین وزنی مقادیر پنجره فیلتر استفاده شده است که وزن هر پیکسل تابع نمایی بر حسب  $ROAD$  است. عامل  $ROAD$  به‌عنوان یکی از ورودی‌های ماشین یادگیر بیشینه در این مقاله در نظر گرفته شده است که به‌طور مفصل در بخش مربوطه تشریح خواهد شد.

در (اسرینواسان، ۲۰۰۷) روشی با نام الگوریتم مبتنی بر تصمیم‌گیری<sup>۴</sup> ارائه شده است. در صورتی که مقدار هر پیکسل بین کمینه و بیشینه مقدار درون پنجره فیلتر قرار گیرد، پیکسل سالم معرفی شده و بدون تغییر باقی می‌ماند. اگر پیکسل نوفه‌ای باشد و مقدار میانه پنجره فیلتر در بازه کمینه و بیشینه پنجره باشد، مقدار میانه جایگزین پیکسل خواهد شد و در غیر این صورت مقدار پیکسل با پیکسل همسایه‌اش جایگزین می‌شود. الگوریتم DBA در چگالی نوفه بالا نیز کارآمد است.

در چند دهه گذشته استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم همچون منطق فازی<sup>۵</sup>، شبکه‌های عصبی<sup>۶</sup> و سیستم‌های فازی عصبی<sup>۷</sup> در بسیاری از عملیات پردازش تصویر رواج یافته است. با توجه به عدم قطعیت موجود در تعریف نوفه، متدهای متعددی بر مبنای منطق فازی ارائه شده‌اند که مرحله تشخیص یا فیلترگذاری را بر مبنای توابع عضویت فازی انجام می‌دهند (یوکسل، ۲۰۰۴؛ اسکالت، ۲۰۰۶؛ توه، ۲۰۱۰؛ زو، ۲۰۰۴؛ یوکسل، ۲۰۰۶؛ توه، ۲۰۰۸). در (اسکالت، ۲۰۰۶) از مقادیر گرادیان فازی و تعریف توابع عضویت روی این مقادیر برای آشکارسازی پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده شده است. در مرحله فیلترگذاری از میانگین وزنی روی همسایگی  $3 \times 3$  برای تقریب پیکسل نوفه‌ای استفاده شده است. با تعریف مجموعه فازی، درجه نوفه‌ای بودن هر یک از هشت پیکسل واقع در همسایگی  $3 \times 3$  محاسبه شده و از این درجه به‌عنوان وزن هر پیکسل استفاده شده است.

یک فیلتر میانه سویچ‌کننده فازی تطبیقی<sup>۸</sup> در (توه، ۲۰۱۰) معرفی شده است که ترکیبی از فیلتر میانه سویچ‌کننده فازی (توه، ۲۰۰۸) و فیلتر میانه

عملکرد فیلترهای اشاره‌شده، بر روی تمامی پیکسل‌های تصویر یکسان است و به همین دلیل این فیلترها پیکسل‌های سالم را نیز تغییر می‌دهند. بنابراین حذف نوفه در این روش‌ها با مات شدن و از بین رفتن جزئیات تصویر همراه است. در سال‌های اخیر رویکردهای کارآمدتر دیگری ارائه شده است که از آشکارساز برای پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده کرده و مانع از تغییر پیکسل‌های سالم تصویر می‌شوند. این فیلترها از دو بخش تشکیل شده‌اند: بخش نخست آشکارساز است که پیکسل‌های آغشته به نوفه را شناسایی می‌کند و بخش دوم فیلتر کاهش نوفه است که تنها پیکسل‌هایی را که در بخش نخست نوفه‌ای طبقه‌بندی شده‌اند اصلاح می‌کند. بدیهی است به‌منظور رسیدن به تصویر بازاری شده با کیفیت‌تر باید از آشکارساز مطمئن‌تری استفاده کرد. (کوی‌کین، ۲۰۰۹؛ سان، ۱۹۹۴؛ یوکسل، ۲۰۰۴؛ گران، ۲۰۰۵؛ ژنگ، ۲۰۰۲؛ بستوک، ۲۰۰۵؛ ییلدیریم، ۲۰۰۸؛ اسرینواسان، ۲۰۰۷).

فیلتر میانه سویچ‌کننده<sup>۱</sup>، از یک آشکارساز ضربه و فیلتر میانه استاندارد تشکیل شده است (سان، ۱۹۹۴). این فیلتر پیکسل‌های سالم را از فیلترگذاری محفوظ می‌دارد، به عبارتی فیلترگذاری تنها بر روی پیکسل‌های نوفه‌ای انجام می‌شود. اگر انحراف مقدار یک پیکسل از میانه پنجره فیلتر از حد آستانه بیش‌تر باشد، آنگاه پیکسل نوفه‌ای و در غیر این صورت پیکسل سالم تشخیص داده می‌شود.

فیلتر  $SD-ROM^2$  یکی از فیلترهای دومرحله‌ای است که آشکارسازی را بر پایه عوامل آماری محلی درون پنجره فیلتر انجام می‌دهد (آبرو، ۱۹۹۵). لازم به ذکر است در این پژوهش، به دلیل موفق بودن آماره‌های ارائه‌شده توسط این فیلتر در توصیف پیکسل‌های نوفه‌ای، از این آماره‌ها به‌عنوان بخشی از بردار ویژگی ورودی شبکه عصبی پیشنهادی استفاده شده است. روش  $SD-ROM$  به‌طور مفصل در بخش ۳-۲ ارائه می‌شود.

در (ژنگ، ۲۰۰۲) از مقدار کمینه مقادیر حاصل از کانولوشن چهار هسته لاپلاسین حساس به لبه‌های با شیب مختلف، به‌عنوان معیار شناسایی نوفه ضربه استفاده شده است. در صورتی که پیکسل حاوی نوفه ضربه باشد، مقدار حاصل از اعمال هر کدام از چهار هسته کانولوشن مقدار زیادی خواهد بود که در نتیجه، کمینه این چهار مقدار زیاد است و در صورتی که پیکسل نوفه‌ای نباشد و یا بر روی لبه طبیعی تصویر قرار داشته باشد، مقدار کمینه نهایی کم خواهد بود. در صورتی که مقدار کمینه از حد آستانه بیشتر

<sup>3</sup> Rank Ordered Absolute Difference (ROAD)

<sup>4</sup> Decision Based Algorithm (DBA)

<sup>5</sup> Fuzzy Logic

<sup>6</sup> Neural Network

<sup>7</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

<sup>8</sup> Noise Adaptive Fuzzy Switching Median (NAFSM)

<sup>1</sup> Switching Median Filter

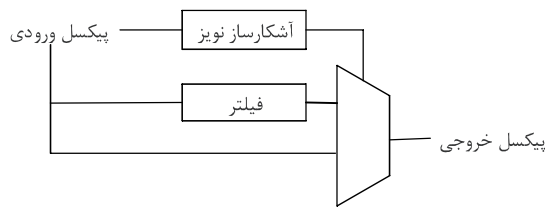
<sup>2</sup> Signal Dependent Rank Ordered Mean (SDROM)

$$I_{xy} = \begin{cases} \bar{I}_{xy} & \text{probability } 1 - p \\ h & \text{probability } p \end{cases} \quad (2)$$

که  $\bar{I}_{xy}$  تصویر سالم و  $I_{xy}$  تصویر نوفه‌ای است. به‌طور معمول احتمال‌های  $p_1$  و  $p_2$  در مدل بالا برابرند. لازم به ذکر است در این مقاله از مدل نوفه فلفل نمکی استفاده شده است.

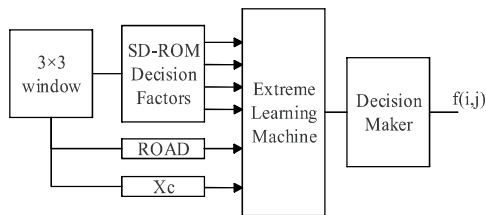
### ۳- آشکارسازی پیکسل‌های نوفه‌ای

(شکل-۱) ساختار سامانه پیشنهادی را نشان می‌دهد. در صورتی که آشکارساز، پیکسل را نوفه‌ای تشخیص دهد مقدار خروجی فیلتر جایگزین مقدار فعلی خواهد شد و در غیر این صورت مقدار اصلی پیکسل تغییر نخواهد کرد.



(شکل-۱): ساختار سامانه پیشنهادی

روندنمای آشکارساز نوفه پیشنهادی به‌صورت (شکل-۲) است که از یک ELM و یک تصمیم‌گیرنده تشکیل شده است. ورودی‌های ELM شامل مقدار پیکسل مرکزی، چهار عامل تصمیم‌گیری فیلتر SD-ROM و عامل ROAD است. عامل‌های تصمیم‌گیری SD-ROM اطلاعات زیادی را در رابطه با وجود نوفه در پیکسل مرکزی پنجره فیلتر فراهم می‌کنند و به همین دلیل به‌عنوان ورودی طبقه‌بند در نظر گرفته شده است. همچنین عامل ROAD توانایی خوبی در تمایز لبه و نوفه دارد. برای تشخیص نهایی از یک قاعده تصمیم‌گیری روی خروجی ELM استفاده شده است.



(شکل-۲): بلوک دیاگرام آشکارسازی پیشنهادی

### ۳-۱- عامل ROAD

ROAD در سال ۲۰۰۵ در مرجع (گران، ۲۰۰۵) ارائه شد. عامل ROAD می‌تواند بین پیکسل‌های نوفه‌ای و پیکسل‌های

تطبیقی (ایبراهیم، ۲۰۰۸) است. اندازه پنجره فیلتر بر مبنای چگالی نوفه تغییر می‌کند. به همین دلیل این فیلتر برای چگالی نوفه بالا بسیار کارآمد است.

در (آپالکوو، ۲۰۰۵) از شبکه عصبی پیشرو برای تشخیص پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده شده است. در این روش ابتدا از یک پیش‌قضاوت مقدماتی برای تشخیص پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده شده است؛ سپس از شدت روشنایی پیکسل، میانه پیکسل‌های سالم و مقدار پراکندگی در پنجره  $3 \times 3$ ، پنجره  $5 \times 5$  و در پنجره  $7 \times 7$  به‌عنوان ورودی شبکه استفاده شده است. پس از آشکارسازی از فیلتر سوئیچ‌کننده پیشرفتی<sup>۱</sup> برای فیلتر کردن پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده شده است.

اکثر روش‌های مبتنی بر آشکارسازی پیکسل نوفه‌ای، از مرز تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند. مشخص کردن بهترین مقدار آستانه، خود یک مسأله چالش‌برانگیز است. در این مقاله، با ورود عوامل مختلف به‌عنوان ورودی ماشین یادگیر پیشینه<sup>۲</sup> و تعیین بهترین مرز تصمیم‌گیری با آموزش آن، نیاز به تعریف آستانه از بین خواهد رفت و همچنین میزان تفکیک‌پذیری پیکسل‌ها افزایش خواهد یافت.

این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: در بخش دوم مدل نوفه ضربیه و در بخش سوم ویژگی‌های استفاده شده جهت آشکارسازی پیکسل‌های نوفه‌ای معرفی می‌شود. بخش چهارم ماشین یادگیر پیشینه و نحوه آموزش آن را بیان می‌کند. فیلترگذاری پیکسل‌های نوفه‌ای با استفاده از فیلتر میانه تطبیقی در بخش پنجم ارائه خواهد شد. در بخش ششم نتایج حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی بر روی چند تصویر ارائه خواهد شد. نتیجه‌گیری در بخش هفتم مطرح خواهد بود.

### ۲- مدل نوفه ضربیه

نوفه ضربیه یکی از رایج‌ترین انواع نوفه آلوده‌کننده تصاویر دیجیتال است که خود به دو نوع نوفه ضربیه ثابت<sup>۳</sup> یا فلفل نمکی<sup>۴</sup> و نوفه ضربیه با مقادیر تصادفی<sup>۵</sup> تقسیم می‌شود. رابطه (۱) و (۲) به ترتیب مدل نوفه SPN و نوفه RVIN را نشان می‌دهند.

$$I_{xy} = \begin{cases} 255 & \text{probability } p_1 \\ \bar{I}_{xy} & \text{probability } 1 - p_1 + p_2 \\ 0 & \text{probability } p_2 \end{cases} \quad (1)$$

<sup>1</sup> Progressive switching median Filter (PSMF)

<sup>2</sup> Extreme Learning Machine (ELM)

<sup>3</sup> Fixed valued impulse noise

<sup>4</sup> Salt and Pepper Noise (SPN)

<sup>5</sup> Random Valued Impulse Noise (RVIN)

کار می‌رود که جزئیات و ویژگی‌های تصویر را حفظ می‌کند. این روش برای حذف نوفه ضربه کاربرد دارد.

فرض کنید  $(i, j)$  موقعیت یک پیکسل در تصویر باشد، در این صورت  $\Omega_{i,j}^3$  مجموعه پیکسل‌های همسایگی در پنجره  $3 \times 3$  حول  $x_{i,j}$  است. الگوریتم محاسبه عوامل تصمیم‌گیری SD-ROM به صورت زیر است:

۱- عناصر پنجره فیلتر به صورت صعودی مرتب شده و در بردار  $r$  ذخیره می‌شوند.

$$r(x) = \{r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6, r_7, r_8\} \quad r_i \leq r_{i+1} \quad (6)$$

۲- میانگین رتبه مرتب‌سازی شده<sup>۱</sup> از رابطه (۷) به دست می‌آید:

$$ROM = \frac{r_4 + r_5}{2} \quad (7)$$

۳- بردار  $d \in R^4$  طبق رابطه (۵) محاسبه می‌شود

$$d = [d_1, d_2, d_3, d_4] \quad (8)$$

$$d_i = \begin{cases} r_i - x_c & x_c \leq ROM \\ x_c - r_{9-i} & x_c > ROM \end{cases}$$

بردار  $d$  اطلاعات زیادی در رابطه با وجود نوفه در پنجره بیان می‌کند. به عنوان مثال اگر  $d_1$  مثبت باشد؛ یعنی داده مرکزی از بزرگ‌ترین داده درون پنجره بزرگ‌تر و یا از کوچک‌ترین داده پنجره کوچک‌تر است. حال اگر  $d_1$  علاوه بر مثبت بودن، مقدار بزرگی داشته باشد، احتمال وجود نوفه در پنجره بالا می‌رود. اگر چندین نوفه ضربه‌ای در پنجره فیلتر وجود داشته باشد، المان‌های  $d_1$  تا  $d_4$  اطلاعات بسیاری در رابطه با وجود نوفه فراهم می‌کنند.

#### ۴- ماشین یادگیر بیشینه

ماشین یادگیر بیشینه که توسط Huang و همکارانش ارائه شد (هوانگ، ۲۰۱۴)، از معماری یک شبکه عصبی تک‌لایه پیشرو<sup>۲</sup> استفاده می‌کند. وزن‌های لایه ورودی به پنهان به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و وزن‌های خروجی از طریق عملیات شبه‌معکوس به دست می‌آیند. ELM از قابلیت تعمیم‌پذیری بالاتر و زمان آموزش کم‌تری نسبت به شبکه عصبی برخوردار است (هوانگ، ۲۰۱۴). هم‌چنین ELM نسبت به سایر روش‌ها از مداخله انسانی کم‌تری برخوردار است. تمامی پارامترهای شبکه به صورت خودکار تعیین می‌شوند که این امر باعث جلوگیری از مداخله انسانی شده و این روش را در کاربردهای برخط کارآمد می‌کند.

<sup>1</sup> Rank Ordered Mean

<sup>2</sup> Single Layer Feedforward Neural network (SLFN)

لبه تصویر تمایز قائل شود و به عنوان معیاری برای شناسایی نوفه ضربه در نظر گرفته شود. الگوریتم محاسبه ROAD برای پیکسل در موقعیت  $(i, j)$  به صورت زیر است.

۱- پنجره همسایگی  $3 \times 3$  اطراف پیکسل  $(i, j)$  در نظر گرفته می‌شود.  $\Omega_{i,j}^3$  مجموعه پیکسل‌های مجاور پیکسل  $(i, j)$  در این همسایگی است.

شکل (۳) پنجره همسایگی  $3 \times 3$  را نشان می‌دهد. ۲- مقادیر تفاضل مطلق هر پیکسل همسایه با پیکسل مرکزی با استفاده از رابطه (۳) محاسبه و در بردار  $d$  ذخیره می‌شود.

$$d = |\Omega_{i,j}^3 - x_{i,j}| \quad (3)$$

۳- مقادیر بردار  $d$  به صورت صعودی مرتب شده و حاصل در بردار  $r$  ذخیره می‌شود.

$$r = \text{sort}(d) \quad (4)$$

۴- مقدار ROAD برابر با حاصل جمع چهار مقدار نخست بردار  $r$  است که از رابطه (۵) به دست می‌آید.

$$ROAD = \sum_{k=1}^4 r_k \quad (5)$$

(شکل-۳) یک مثال از نحوه محاسبه ROAD را برای یک پنجره  $3 \times 3$  نشان می‌دهد.

$$\begin{pmatrix} 27 & 15 & 98 \\ 30 & - & 79 \\ 32 & 16 & 47 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 213 & 171 & 88 \\ 216 & 186 & 107 \\ 218 & 202 & 139 \end{pmatrix}$$

گام نخست :  $\leftarrow$  همسایگی اصلی  
گام دوم : تفاضل مطلق  $\leftarrow$   
 $ROAD = \sum_{i=1}^4 r_i = 15+16+27+30=88$   
گام سوم : چهار مقدار کوچکتر تفاضل مطلق  $\leftarrow$   
(شکل-۳) : نحوه محاسبه ROAD (گران، ۲۰۰۵)

عامل ROAD بر این منطق استوار است که در یک تصویر طبیعی فاقد نوفه، مقدار تمامی پیکسل‌ها حتی پیکسل‌های لبه، حداقل با نیمی از پیکسل‌های همسایه شباهت دارند (گران، ۲۰۰۵).

#### ۳-۲- فیلتر SD-ROM

فیلتر SD-ROM یک الگوریتم غیرخطی کارآمد است که برای حذف نوفه از تصاویر تخریب‌شده با چگالی نوفه بالا به

$$H = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_1) & \cdots & G(a_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_N) & \cdots & G(a_L, b_L, x_N) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (9)$$

$$H\beta = T \quad (10)$$

$$\beta = H^+ T \quad (11)$$

#### ۴-۱- آموزش ماشین یادگیر پیشینه

برای آموزش ELM نیاز به جفت‌های ورودی و خروجی است. تصویر استفاده‌شده برای آموزش ELM باید تمامی حالت‌های ممکن از فضای ویژگی را پوشش دهد و به‌گونه‌ای باشد که ماشین را تنها به یک تصویر خاص وابسته نسازد. به همین دلیل از یک تصویر ساختگی استفاده شده است که بیش‌ترین خاصیت تعمیم‌پذیری را ایجاد کند.

(شکل-۵) تصویر آموزشی استفاده‌شده را نشان می‌دهد. تصویر سمت چپ تصویر تصادفی ساخته‌شده با اندازه  $256 \times 256$  حاوی بلوک‌های  $4 \times 4$  است که شدت روشنایی برای تمامی پیکسل‌های درون یک بلوک یکسان است و شدت روشنایی هر بلوک به‌صورت تصادفی مشخص می‌شود. تصویر وسط، تصویر تولیدشده آغشته با نویز فلفل نمکی با چگالی پنجاه درصد است. و تصویر سمت راست تصویر خروجی ELM است که مقدار یک معرف نوفه‌ای بودن آن پیکسل و مقدار صفر معرف سالم بودن پیکسل است.

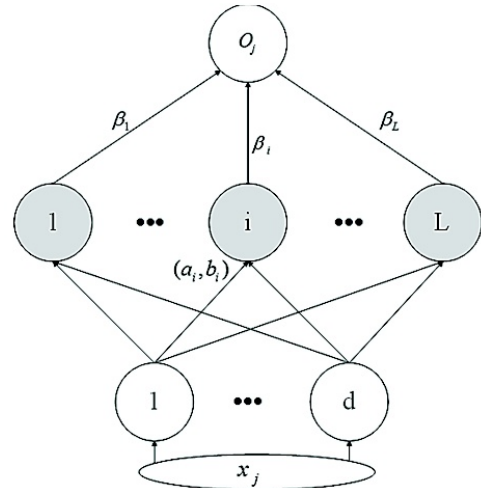
#### ۴-۲- قاعده تصمیم‌گیری بر مبنای خروجی

##### ELM

با توجه به این‌که از تابع سیگموئید به‌عنوان تابع فعال‌سازی نرون خروجی ELM استفاده شده است، مقادیر خروجی بین صفر و یک هستند و برای تولید خروجی نهایی از تابع گردکردن<sup>۳</sup> مطابق با رابطه (۱۲) استفاده می‌شود.

(شکل-۶) روندنمای آشکارسازی را نشان می‌دهد. در مرحله آشکارسازی، به‌منظور افزایش سرعت تصمیم‌گیری، تمامی پیکسل‌های با مقدار مخالف صفر یا ۲۵۵ سالم تشخیص داده شده و پیکسل‌های با مقدار صفر یا ۲۵۵ که احتمال نوفه‌ای بودن آنها وجود دارد با استفاده از ELM طبقه‌بندی می‌شوند.

ELM مزایای زیادی نسبت به هم‌تایان خود دارد از جمله این برتری‌ها می‌توان به استفاده آسان، سرعت بالای آموزش، عدم رخداد بیش‌برازش<sup>۱</sup> قدرت تعمیم بالاتر و قابلیت استفاده از توابع فعال‌سازی و توابع هسته بسیار اشاره کرد (هوانگ، ۲۰۱۴). (شکل-۴) یک معماری شبکه ELM با  $L$  نرون پنهان را نشان می‌دهد که  $(a_i, b_i)$  پارامترهای لایه پنهان شامل وزن ورودی به لایه پنهان و وزن‌های تورش<sup>۲</sup> هستند و  $\beta_L$  وزن لایه پنهان  $L$  به نرون خروجی است.



(شکل-۴): معماری ماشین یادگیر ELM

با داشتن تابع خروجی نرون پنهان  $G(a, b, x)$  و جفت‌های آموزشی  $X = \{(x_i, t_i) | x_i \in R^d, t_i \in R^m, i = 1, \dots, N\}$  الگوریتم آموزش شبکه ELM به‌صورت زیر است.

۱- پارامترهای نرون‌های پنهان یعنی وزن‌های لایه ورودی به لایه پنهان و بایاس مقداردهی می‌شوند.

۲- خروجی لایه پنهان یعنی ماتریس  $H$  از رابطه (۸) به‌دست می‌آید. که در آن  $h(x_i)$  خروجی لایه پنهان برای داده  $i$  ام است.

۳- با توجه به رابطه (۱۰)، وزن‌های لایه پنهان به لایه خروجی از رابطه (۱۱) به‌دست می‌آید.

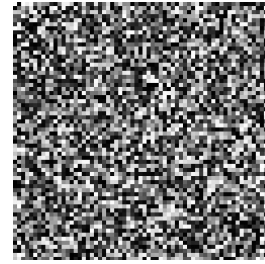
که در این رابطه  $H^+$  شبه‌معکوس تعمیم‌یافته ماتریس  $H$  است (Huang, 2014).

<sup>1</sup> Overfitting

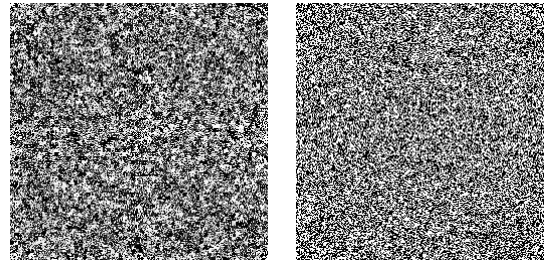
<sup>2</sup> Bias

<sup>3</sup> round

تصویر تشکیل شده است. یکی تصویر نوفه‌ای شده  $I$  و دیگری تصویر دودویی  $Y$  که خروجی آشکارساز است. در مرحله فیلترگذاری، ابتدا هر کدام از پیکسل‌های نوفه‌ای در فهرست اولویت مناسب قرار می‌گیرند. برای هر یک از پیکسل‌های نوفه‌ای، تعداد پیکسل‌های سالم واقع در همسایگی  $3 \times 3$  آن شمارش می‌شود و سپس پیکسل به انتهای فهرست اولویت هم‌شماره با تعداد پیکسل‌های سالم اطرافش افزوده می‌شود؛ سپس فهرست‌ها به ترتیب شماره پردازش می‌شوند. در واقع ابتدا فهرست شماره هشت (دربرگیرنده پیکسل‌های نوفه‌ای که تمامی هشت همسایه اطراف آن‌ها سالم است) و سپس فهرست شماره هفت و الی آخر پردازش می‌شوند.



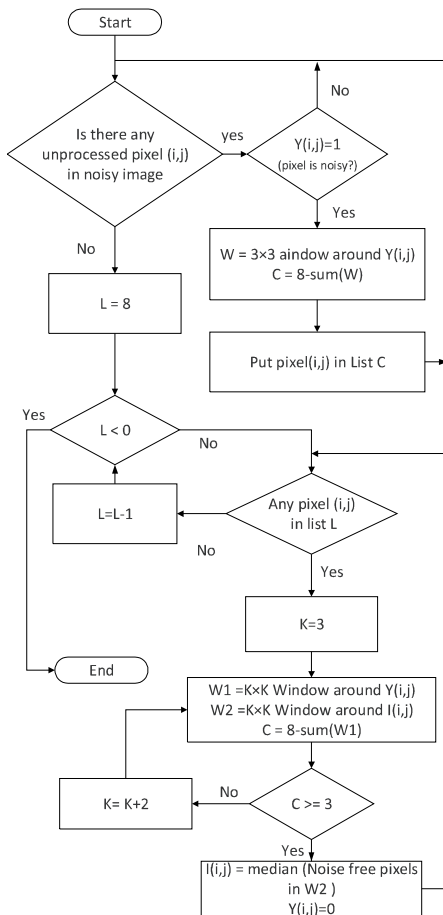
(الف) تصویر تصادفی تولید شده



(ب) تصویر همراه با نوفه چگالی (ج) خروجی ELM

۵۰٪ به عنوان ورودی ELM

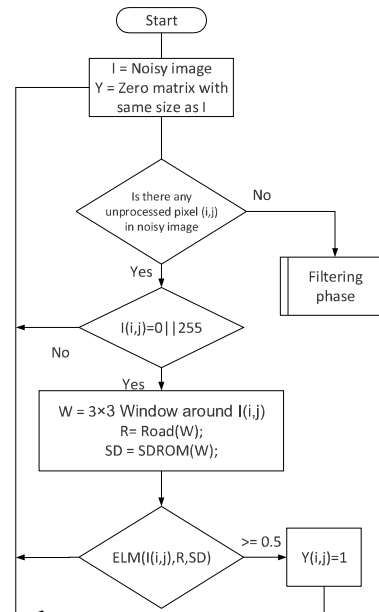
(شکل-۵): تصویر استفاده شده برای آموزش ELM



(شکل-۷): روندنمای فیلترگذاری

در پردازش فهرست، برای هر پیکسل درون فهرست، ابتدا دوباره تعداد پیکسل‌های سالم واقع در همسایگی  $3 \times 3$  پیکسل مورد نظر شمارش شده و اگر تعداد آنها بزرگ‌تر یا مساوی سه باشد، از میان‌گیری روی عناصر سالم پنجره  $3 \times 3$  به عنوان تخمین پیکسل نوفه‌ای استفاده می‌شود و

$$y_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{if } ELM(x_{i,j}) < 0.5 \\ 1 & \text{if } ELM(x_{i,j}) \geq 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

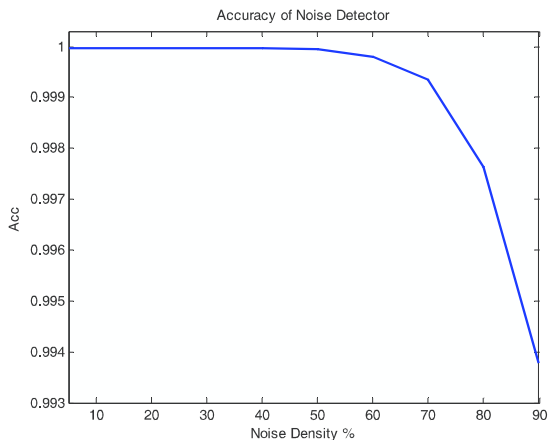


(شکل-۶): روندنمای آشکارسازی نوفه

## ۵- فیلتر کردن پیکسل‌های نویزی

پس از آشکارسازی پیکسل‌های نوفه‌ای، از فیلتر میان‌تطبیقی استفاده می‌شود. ورودی مرحله فیلترگذاری از دو

نمودار نشان داده شده در شکل ۹) میزان دقت متوسط آشکارساز روی تصاویر مختلف در چگالی های مختلف نوفه را به تصویر کشیده است. همان گونه که قابل مشاهده است، دقت آشکارساز در نوفه با چگالی کمتر از ۵۰٪ کامل است و در چگالی های با درصد بالا به میزان بسیار کمی افت کرده است و دقت به میزان ۰/۹۹۳ رسیده است که باز هم مطلوب است.



شکل ۹- متوسط دقت آشکارساز روی چهار تصویر تست و در شرایط نوفه های متفاوت

برای ارزیابی کمی نتایج فیلتر حذف نوفه، از معیار نرخ بیشینه سیگنال به نوفه ( Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)) استفاده شده است که از رابطه (۱۴) به دست می آید. در این رابطه مقدار MSE از رابطه (۱۵) محاسبه می شود.

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (\bar{I}_{x,y} - O_{x,y})^2 \quad (14)$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad (15)$$

که در رابطه (۱۴)،  $\bar{I}_{x,y}$  تصویر اصلی و  $O_{x,y}$  تصویر بازیابی شده توسط فیلتر حذف نوفه است. هر چه میزان MSE بین دو تصویر کم تر باشد، شباهت تصویر اصلی با تصویر بازیابی شده بیش تر است. هم چنین PSNR بالا نشان دهنده توان بالای نسبت سیگنال به نوفه است.

برای ارزیابی عملکرد سامانه در چگالی های مختلف نوفه، تصاویر آزمون با درصدهای مختلف نوفه فلفل نمکی (۵٪ تا ۹۰٪) تخریب شدند. (جدول ۲) مقدار PSNR حاصل از اجرای فیلتر پیشنهادی بر روی تصاویر با چگالی های مختلف نوفه را نشان می دهد. به منظور مقایسه

در صورتی که تعداد پیکسل های سالم کم تر از سه باشد اندازه پنجره همسایگی دو واحد افزایش می یابد و این روند تا زمانی که تعداد پیکسل های سالم اطراف پیکسل مرکزی در پنجره فیلتر از سه تجاوز کند، ادامه خواهد یافت. انتخاب حداقل سه پیکسل سالم در همسایگی پیکسل نوفه ای و میانه گیری روی آن ها احتمال تأثیر یک پیکسل نوفه ای را در تقریب پیکسل مرکزی به صفر می رساند. (شکل - ۷) روندنمای فیلتر کردن پیکسل های نوفه ای را نشان می دهد.

## ۶- نتایج و پیاده سازی

فیلتر پیشنهادی با استفاده از نرم افزار متلب نسخه 8.1 و بر روی سامانه چهار هسته ای با قدرت پردازش 2.3GH و با حافظه اصلی 8GB پیاده سازی و اجرا شد. جهت ارزیابی عملکرد فیلتر پیشنهادی، از چهار تصویر هشت بیتی سطح خاکستری نشان داده شده در (شکل - ۸) استفاده شده است. برای تعیین میزان دقت آشکارساز، از نسبت پیکسل های درست طبقه بندی شده به کل پیکسل های تصویر استفاده شده است. رابطه Error! Reference source not found نحوه محاسبه دقت آشکارساز را نشان می دهد.

$$ACCURACY = \frac{TP + TN}{Total} \quad (13)$$



Goldhill (ب)



Boats (الف)



Peppers (د)



Cameraman (ج)

(شکل - ۸): تصاویر استفاده شده جهت ارزیابی الگوریتم

پیشنهادی

در این رابطه TP تعداد پیکسل های نوفه ای است که نوفه ای تشخیص داده شده اند، TN تعداد پیکسل هایی است که سالم بوده و سالم تشخیص داده شده اند و Total تعداد کل پیکسل ها است.

نوفه ۷۰٪ را نشان می‌دهند.

همان‌گونه که از شکل مشاهده می‌شود، فیلتر پیشنهادی قابلیت بالایی در تضعیف اثر نوفه بر روی تصویر دارد. هم‌چنین در مقایسه با سایر متدها، فیلتر پیشنهادی قابلیت بالایی در حفظ جزئیات تصویر دارد که دلیل آن، دقت بالای آشکارسازی است که مانع از تخریب پیکسل‌های سالم می‌شود. نتایج کمی و کیفی حاکی از برتری فیلتر پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها بر روی تصاویر تست با چگالی‌های مختلف نوفه است.

(جدول - ۲): PSNR برای تصاویر مختلف در چگالی‌های مختلف نوفه

درصد آغستگی %	Boat	goldhill	Cameraman	Peppers
۰/۰۵	۴۲/۵۶	۴۳/۲۲	۳۸/۸۵	۴۵/۸۰
۰/۱	۳۹/۰۰	۴۰/۱۱	۳۵/۱۶	۴۱/۷۴
۰/۲	۳۵/۳۵	۳۶/۶۰	۳۱/۸۰	۳۷/۸۱
۰/۳	۳۲/۸۳	۳۴/۳۵	۲۹/۴۳	۳۵/۳۷
۰/۴	۳۱/۱۱	۳۲/۶۲	۲۷/۸۹	۳۳/۵۷
۰/۵	۲۹/۴۷	۳۱/۱۰	۲۶/۰۵	۳۲/۰۸
۰/۶	۲۸/۰۳	۲۹/۷۸	۲۴/۶۷	۳۰/۴۵
۰/۷	۲۶/۵۲	۲۸/۳۵	۲۳/۴۵	۲۸/۷۷
۰/۸	۲۴/۷۱	۲۶/۵۶	۲۱/۸۹	۲۶/۶۷
۰/۹	۲۱/۹۶	۲۳/۳۸	۱۹/۷۶	۲۲/۸۴

(جدول - ۳): مقایسه PSNR به‌دست آمده از فیلتر پیشنهادی و سایر روش‌ها روی تصاویر با چگالی ۵۰٪

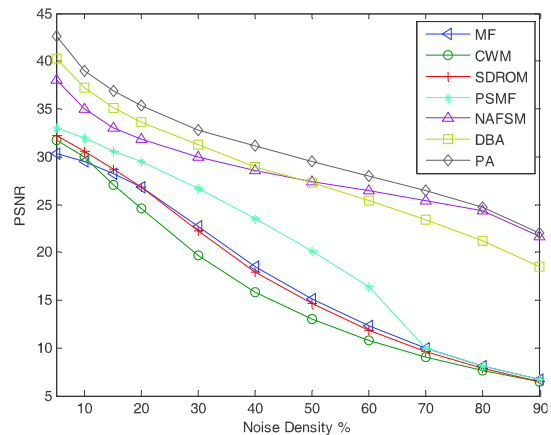
روش	Boat	Goldhill	Cameraman	Peppers
SMF	۱۵/۱۶	۱۵/۲۴	۱۴/۲۱	۱۴/۹۲
CWMF	۱۳/۰۷	۱۳/۰۹	۱۲/۴۰	۱۲/۷۱
SD-ROM	۱۴/۵۷	۱۴/۶۷	۱۳/۸۴	۱۴/۳۷
PSMF	۲۰/۳۲	۲۰/۸۵	۱۴/۸۰	۲۰/۸۵
DBA	۲۷/۲۸	۲۹/۲۵	۲۴/۰۸	۲۷/۹۹
NAFSM	۲۷/۴۷	۲۹/۷۰	۲۴/۳۷	۳۰/۶۸
فیلتر پیشنهادی	۲۹/۴۷	۳۱/۱۰	۲۶/۰۵	۳۲/۰۸

الگوریتم ارائه شده با سایر روش‌های موجود از چند الگوریتم مطرح در زمینه حذف نوفه که در (جدول - ۱) فهرست شده‌اند استفاده شده است.

(جدول - ۱): فیلترهای استفاده شده جهت مقایسه

نام اختصاری	نام فیلتر	مرجع
SMF	Standard Median Filter	(توکی، ۱۹۷۴)
CWMF	Center Weighted Median Filter	(کو، ۱۹۹۱)
SD-ROM	Signal Dependent Rank Ordered Mean	(آبرو، ۱۹۹۵)
PSMF	Progressive Switching Median Filter	(ونگ، ۱۹۹۹)
NAFSM	Noise Adaptive Fuzzy Switching Median	(توه، ۲۰۱۰)
DBA	Decision Based Algorithm	(اسرینیواسان، ۲۰۰۷)

(جدول - ۳) مقایسه‌ای بین کارآمدی فیلتر پیشنهادی و سایر فیلترها را نشان می‌دهد که بر روی تصاویر مختلف با چگالی ۵۰٪ اجرا شده‌اند. هم‌چنین نمودار (شکل - ۱۰) نتایج PSNR به‌دست آمده از فیلترهای مختلف روی تصویر Boat با چگالی‌های نوفه متفاوت را به‌صورت نموداری نشان می‌دهد.

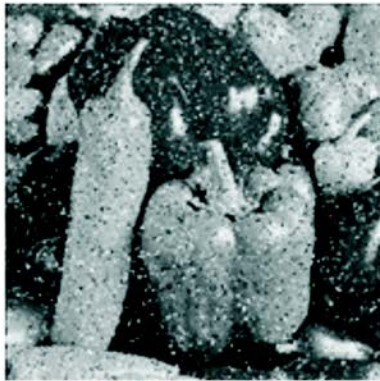


(شکل - ۱۰): مقایسه PSNR فیلترهای مختلف روی تصویر Boat

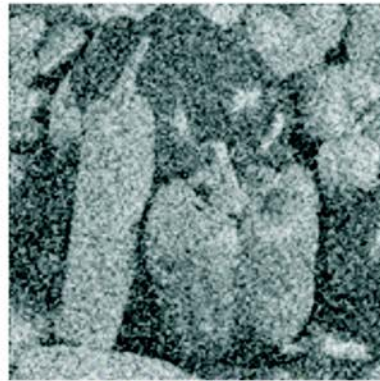
با مقایسه اعداد داخل (جدول - ۳) می‌توان به برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده پی برد.

در کنار معیارهای کمی نشان داده‌شده، ارزیابی کیفی تصاویر از اهمیت بالایی برخوردار است. (شکل - ۱۱) و (شکل - ۱۲) نتایج حاصل از اجرای فیلتر پیشنهادی بر روی تصویر peppers با چگالی نوفه ۵۰٪ و cameraman با چگالی





(ج) خروجی فیلتر MF



(ب) تصویر آفخته به نویز



(الف) تصویر اصلی



(و) خروجی فیلتر PSMF



(د) خروجی فیلتر SD-ROM



(د) خروجی فیلتر CWM با وزن مرکزی ۳



(ط) خروجی فیلتر پیشنهادی

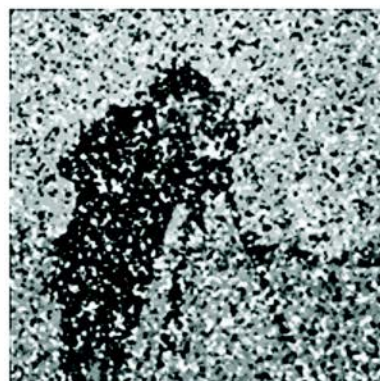


(ح) خروجی فیلتر NAFSM

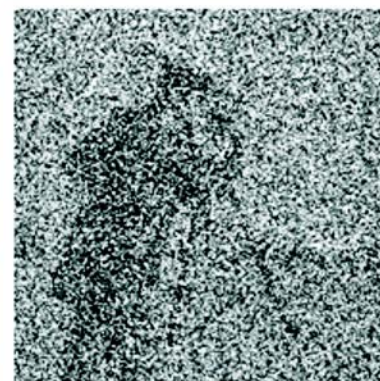


(ز) خروجی فیلتر DBA

(شکل - ۱۱): نتایج حاصل از فیلترگذاری تصویر Peppers با چگالی نوفه ۰.۵٪



(ج) خروجی فیلتر MF



(ب) تصویر آفخته به نویز



(الف) تصویر اصلی



(شکل - ۱۲): نتایج حاصل از فیلترگذاری تصویر Cameraman با چگالی نویز ۷۰٪

removal of impulses from highly corrupted images. in International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1995. IEEE.

Apalkov, I.V., P.S. Zvonarev, and V.V. Khryashchev. Neural network adaptive switching median filter for image denoising. in The International Conference on Computer as a Tool. 2005. IEEE.

Beşdok, E. and M.E. Yüksel, Impulsive noise suppression from images with Jarque-Bera test based median filter. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2005. 59(2): p. 105-110.

Brownrigg, D., The weighted median filter. Communications of the ACM, 1984. 27(8): p. 807-818.

Garnett, R., et al., A universal noise removal algorithm with an impulse detector. IEEE Transactions on Image Processing , 2005. 14(11): p. 1747-1754.

Huang, G.-B., An insight into extreme learning machines: random neurons, random features and kernels. Cognitive Computation, 2014: p. 1-15.

Hwang, H. and R. Haddad, Adaptive median filters: new algorithms and results. Image Processing, IEEE Transactions on, 1995. 4(4): p. 499-502.

## ۷- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش جدید برای حذف نویز فلفل نمکی از تصاویر دیجیتال ارائه شده است. فیلتر پیشنهادی شامل دو گام آشکارسازی و فیلترگذاری است. در گام آشکارسازی از یک ماشین یادگیر بیشینه با ورودی های ROAD، SD-ROM و شدت روشنایی پیکسل استفاده شده است. پیکسل هایی که در این گام نوفه ای معرفی شوند در گام بعد با استفاده از یک فیلتر میانه تطبیقی فیلتر خواهند شد. نتایج کیفی و کمی به دست آمده از شبیه سازی روش پیشنهادی، حاکی از قابلیت این روش در تضعیف و حذف نویز و حفظ لبه های تصویر دارد.

از جمله مزایای این روش نسبت به سایر روش ها می توان به سرعت بالای آموزش آشکارساز، عدم رخداد بیش برآزش در آموزش ماشین یادگیر بیشینه و نبود هر گونه پارامتر میزان سازی در گام آشکارسازی و فیلترگذاری اشاره کرد.

## ۸- مراجع

Abreu, E. and S. Mitra. A signal-dependent rank ordered mean (SD-ROM) filter-a new approach for



**سید مجید خراشادیزاده،**  
دانش آموخته رشته مهندسی کامپیوتر،  
گرایش رباتیک و هوش مصنوعی از  
دانشگاه یزد است. پردازش تصاویر  
دیجیتال، پردازش ویدئو و الگوریتم‌های  
یادگیری ماشین از حوزه‌های فعالیت پژوهشی ایشان است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از :

[SMKH1985@Gmail.com](mailto:SMKH1985@Gmail.com)



**علی محمد لطیف،** عضو هیئت علمی  
دانشگاه یزد است. ایشان مدرک  
کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را  
به ترتیب در دانشگاه صنعتی اصفهان  
و دانشگاه صنعتی امیر کبیر تهران  
اخذ کرده اند. در سال ۱۳۷۹ در دانشکده برق دانشگاه یزد  
مشغول به فعالیت شد و در سال ۱۳۸۳ در مقطع دکتری  
مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی مشغول به  
تحصیل شد. ایشان هم اکنون به عنوان رئیس آموزش آزاد و  
مجازی دانشگاه یزد فعالیت می‌نمایند.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از :

[a.latif@yazd.ac.ir](mailto:a.latif@yazd.ac.ir)

Ibrahim, H., N.S.P. Kong, and T.F. Ng, Simple adaptive median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2008. 54(4): p. 1920-1927.

Ko, S.-J. and Y.H. Lee, Center weighted median filters and their applications to image enhancement. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991. 38(9): p. 984-993.

Kuykin, D., V. Khryashchev, and I. Apalkov. Modified progressive switched median filter for image enhancement. in Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Vision. 2009.

Schulte, S., et al., A fuzzy impulse noise detection and reduction method. IEEE Transactions on Image Processing, , 2006. 15(5): p. 1153-1162.

Srinivasan, K. and D. Ebenezer, A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises. Signal Processing Letters, IEEE, 2007. 14(3): p. 189-192.

Sun, T. and Y. Neuvo, Detail-preserving median based filters in image processing. Pattern Recognition Letters, 1994. 15(4): p. 341-347.

Toh, K.K.V. and M. H Mahyuddin, Salt-and-pepper noise detection and reduction using fuzzy switching median filter. 2008.

Toh, K.K.V. and N.A.M. Isa, Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction. Signal Processing Letters, IEEE, 2010. 17(3): p. 281-284.

Tomasi, C. and R. Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images. Sixth International Conference on Computer Vision. 1. ۹۹ IEEE.

Tukey, J., Nonlinear (nonsuperposable) methods for smoothing data. Congr. Rec. 1974 EASCON, 1974. 673.

Wang, Z. and D. Zhang, Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. Circuits and Systems II: IEEE Transactions on Analog and Digital Signal Processing, , 1999. 46(1): p. 78-80.

Xu, H., et al., Adaptive fuzzy switching filter for images corrupted by impulse noise. Pattern Recognition Letters, 2004. 25(15): p. 1657-1663.