

حذف نوافه ضربه تصاویر با استفاده از فیلتر تطبیقی سوییچ کننده مبتنی بر ماشین یادگیر بیشینه

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 بیشینه، برای تشخیص و شناسایی پیکسل‌های آغشته به نوافه فلفل نمکی از تصاویر دیجیتال ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از یک طبقه‌بند ماشین یادگیر بیشینه با ورودی‌های پیکسل مرکزی، ROAD و چهار عامل تصمیم‌گیری فیلتر SD-ROM، ابتدا پیکسل‌های نوافه‌ای را تشخیص داده و سپس با استفاده از فیلتر میانه تطبیقی، مقدار پیکسل نوافه‌ای تخمین زده می‌شود. نتایج حاصل از ارزیابی عملکرد طبقه‌بند، نمایانگر قابلیت بالای ویژگی‌های ورودی در متایز کردن پیکسل نوافه‌ای از پیکسل سالم است. برای ارزیابی، تصاویر بهبود یافته توسط الگوریتم پیشنهادی با تصاویر حاصل از چند فیلتر متداول دیگر مقایسه و از معیار نرخ بیشینه سیگنال به نوافه استفاده شد. نتایج عددی حاصل از آزمایش‌ها حاکی از کارآمدی فیلتر پیشنهادی از نظر معیارهای کمی و کیفی می‌باشد.

وازگان کلیدی: حذف نوافه، ماشین یادگیر بیشینه، فیلتر میانه تطبیقی، نوافه فلفل نمکی، فیلتر سوییچ کننده

مشکل اصلی فیلتر میانه استاندارد آن است که این فیلتر در شرایط نوافه با چگالی بالا کارآمد نیست. برای غلبه بر این مشکل، نسخه‌های توسعه‌یافته متعددی بر پایه فیلتر میانه استاندارد ارائه شده است. به عنوان مثال فیلتر میانه وزن دار^۲ و میانه وزن دار مرکزی^۳ 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؛ به عنوان مثال در فیلترهای دوطرفه آنتساب وزن بر مبنای شباهت شدت روش‌نایی و فاصله اقلیدسی صورت می‌گیرد (توماسی، ۱۹۹۸).

Hwang در سال ۱۹۹۵ فیلتر میانه تطبیقی^۴ را ارائه کرد (هوانگ، ۱۹۹۵). در این فیلتر از پنجره فیلتر با اندازه متغیر برای فیلتر میانه استفاده شد. زمانی که چگالی نوافه افزایش می‌یابد، استفاده از پنجره همسایگی بزرگ‌تر می‌تواند تخمین مناسب‌تری برای پیکسل نوافه‌ای ارائه دهد.

۱- مقدمه

با گسترش روزافزون محتواهای 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 نوافه ضربه تخریب می‌شوند. تصاویر آغشته به نوافه به‌طور نامطلوبی بر روی کارابی سایر پردازش‌های بعدی مانند بخش‌بندی، لبه‌یابی و استخراج ویژگی تأثیر می‌گذارد و موجب ایجاد نتایج نامطلوب در خروجی سامانه پردازش تصویر می‌شوند؛ لذا حذف نوافه یکی از مسائل بنیادی و پیش‌نیاز در حیطه پردازش تصاویر دیجیتال است.

در دهه‌های اخیر فیلترهای حذف نوافه متعددی، برای بازیابی تصویر آغشته به نوافه ضربه در کاربردهای گوناگون گزارش شده است. یکی از موفق‌ترین روش‌ها ارائه شده، فیلتر میانه^۱ (MF) است که توسط Tukey در سال ۱۹۷۱ معرفی شد (تسوکی، ۱۹۷۴). شاخص آماری میانه، به‌دلیل مستقل بودن از عناصر برون‌نهاد، نتایج بهتری در حذف نوافه ضربه نسبت به فیلتر خطی میانگین ارائه می‌دهد. با این حال

² Weighted Median Filter (WMF)

³ Center Weighted Median Filter (CWMF)

⁴ Bilateral Filter

⁵ Adaptive Median Filter (AMF)

¹ Median Filter (MF)



عملکرد فیلترهای اشاره شده، بر روی تمامی پیکسل های تصویر یکسان است و به همین دلیل این فیلترها در این روش ها با ماتشدن و از بین رفتن جزئیات تصویر همراه است. در سال های اخیر رویکردهای کارآمدتر دیگری ارائه شده است که از آشکارساز برای پیکسل های نویه ای استفاده کرده و مانع از تغییر پیکسل های سالم تصویر می شوند. این فیلترها از دو بخش تشکیل شده اند: بخش نخست آشکارساز است که پیکسل های آنسته به نویه را شناسایی می کند و بخش دوم فیلتر کاهش نویه است که تنها پیکسل هایی را که در بخش نخست نویه ای طبقه بندی شده اند اصلاح می کند. بدینهی است به منظور رسیدن به تصویر بازیابی شده با کیفیت تر باید از آشکارساز مطمئن تری استفاده کرد. (کوی کین، ۲۰۰۹؛ سان، ۱۹۹۴؛ یوکسل، ۲۰۰۴؛ گارت، ۲۰۰۵؛ زنگ، ۲۰۰۲؛ بستوک، ۲۰۰۵؛ بیلدریم، ۲۰۰۸؛ اسرینیوسان، ۲۰۰۷).

فیلتر میانه سوییچ کننده^۱، از یک آشکارساز ضربه و فیلتر میانه استاندارد تشکیل شده است (سان، ۱۹۹۴). این فیلتر پیکسل های سالم را از فیلتر گذاری محفوظ می دارد، به عبارتی فیلتر گذاری تنها بر روی پیکسل های نویه ای انجام می شود. اگر انحراف مقدار یک پیکسل از میانه پنجره فیلتر از حد آستانه بیشتر باشد، آنگاه پیکسل نویه ای و در غیر این صورت پیکسل سالم تشخیص داده می شود.

فیلتر^۲ SD-ROM یکی از فیلترهای دومرحله ای است که آشکارسازی را بر پایه عوامل آماری محلی درون پنجره فیلتر انجام می دهد (آبرو، ۱۹۹۵).. لازم به ذکر است در این پژوهش، به دلیل موفق بودن آماره های ارائه شده توسط این فیلتر در توصیف پیکسل های نویه ای، از این آماره ها به عنوان بخشی از بردار ویژگی ورودی شبکه عصبی پیشنهادی استفاده شده است. روش SD-ROM به طور مفصل در بخش ۲-۳ ارائه می شود.

در (زنگ، ۲۰۰۲) از مقدار کمینه مقادیر فیلتر کانولوشن چهار هسته لایلسانین حساس به لبه های با شیب مختلف، به عنوان معیار شناسایی نویه ضربه استفاده شده است. در صورتی که پیکسل حاوی نویه ضربه باشد، مقدار حاصل از اعمال هر کدام از چهار هسته کانولوشن مقدار زیادی خواهد بود که درنتیجه، کمینه این چهار مقدار زیاد است و در صورتی که پیکسل نویه ای 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

باشد، پیکسل نویه ای تشخیص داده می شود و با استفاده از فیلتر میانه استاندارد فیلتر خواهد شد.

در (گرانت، ۲۰۰۵) عاملی با عنوان^۳ ROAD معرفی شده است که می تواند پیکسل های نویه ای را از پیکسل های لبه متمایز کند. برای پیکسل های نویه ای این عامل زیاد و برای پیکسل های سالم کم است. در مرحله فیلتر گذاری از میانگین وزنی مقادیر پنجره فیلتر استفاده شده است که وزن ROAD هر پیکسل تابع نمایی بر حسب ROAD است. عامل ROAD به عنوان یکی از ورودی های ماشین یادگیر بیشینه در این مقاله در نظر گرفته شده است که به طور مفصل در بخش مربوطه تشریح خواهد شد.

در (اسرینیوسان، ۲۰۰۷) روشی با نام الگوریتم مبتنی بر تصمیم گیری^۴ 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 می ماند. اگر پیکسل نویه ای 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 همسایه اش جایگزین می شود. الگوریتم DBA در چگالی نویه بالا نیز کارآمد است.

در چند دهه گذشته استفاده از تکنیک های محاسبات نرم همچون منطق فازی^۵، شبکه های عصبی^۶ و سیستم های فازی عصبی^۷ در بسیاری از عملیات پردازش تصویر رواج یافته است. با توجه به عدم قطعیت موجود در تعريف نویه، متدهای متعددی بر مبنای منطق فازی ارائه شده اند که مرحله تشخیص یا فیلتر گذاری را بر مبنای توابع تضویت فازی انجام می دهند (یوکسل، ۲۰۰۴؛ اسکالت، ۲۰۰۶؛ توه، ۲۰۱۰؛ زو، ۲۰۰۴؛ یوکسل، ۲۰۰۶؛ توه، ۲۰۰۸). در (اسکالت، ۲۰۰۶) از مقادیر گرادیان فازی و تعريف توابع عضویت روی این مقادیر برای آشکارسازی پیکسل های نویه ای استفاده شده است. در مرحله فیلتر گذاری از میانگین وزنی روی همسایگی 3×3 برای تقریب پیکسل نویه ای استفاده شده است. با تعريف مجموعه فازی، درجه نویه ای بودن هر یک از هشت پیکسل واقع در همسایگی 3×3 محاسبه شده و از این درجه به عنوان وزن هر پیکسل استفاده شده است.

یک فیلتر میانه سوییچ کننده فازی تطبیقی^۸ در (توه، ۲۰۱۰) معرفی شده است که ترکیبی از فیلتر میانه سوییچ کننده فازی (توه، ۲۰۰۸) و فیلتر میانه

³ Rank Ordered Absolute Difference (ROAD)

⁴ Decision Based Algorithm (DBA)

⁵ Fuzzy Logic

⁶ Neural Network

⁷ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

⁸ Noise Adaptive Fuzzy Switching Median (NAFSM)

^۱ Switching Median Filter

^۲ Signal Dependent Rank Ordered Mean (SDROM)



$$I_{xy} = \begin{cases} \bar{I}_{xy} & \text{probabilit } y1-p \\ h & \text{probabilit } y p \end{cases} \quad (2)$$

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

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

در (آپالکوو، ۲۰۰۵) از شبکه عصبی پیشرو برای تشخیص پیکسل‌های نوشهای استفاده شده است. در این روش ابتدا از یک پیش‌قضایت مقدماتی برای تشخیص پیکسل‌های نوشهای استفاده شده است؛ سپس از شدت روشنایی پیکسل، میانه پیکسل‌های سالم و مقدار پراکندگی در پنجره 3×3 ، پنجره 5×5 و در پنجره 7×7 به عنوان ورودی شبکه استفاده شده است. پس از آشکارسازی از فیلتر سوئیچ‌کننده پیشرفته^۱ برای فیلتر کردن پیکسل‌های نوشهای استفاده شده است.

اکثر روش‌های مبتنی بر آشکارسازی پیکسل نوشهای، از مرز تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند. مشخص کردن بهترین مقدار آستانه، خود یک مسئله چالش‌برانگیز است. در این مقاله، با ورود عوامل مختلف به عنوان ورودی ماشین یادگیری بیشینه^۲ 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 نوشه ضربه و در بخش سوم ویژگی‌های استفاده شده جهت آشکارسازی پیکسل‌های نوشهای معرفی می‌شود. بخش چهارم ماشین یادگیری بیشینه و نحوه آموزش آن را بیان می‌کند. فیلترگذاری پیکسل‌های نوشهای 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. نتیجه گیری در بخش هفتم مطرح خواهد بود.

۲- مدل نوشه ضربه

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

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

¹ Progressive switching median Filter (PSMF)

² Extreme Learning Machine (ELM)

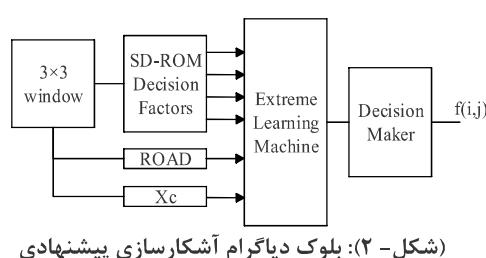
³ Fixed valued impulse noise

⁴ Salt and Pepper Noise (SPN)

⁵ Random Valued Impulse Noise (RVIN)

ROAD -۱- عامل

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



(شکل -۲): بلوک دیاگرام آشکارسازی پیشنهادی

کار می رود که جزئیات و ویژگی های تصویر را حفظ می کند.

این روش برای حذف نویه ضربه کاربرد دارد.

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

- عناصر پنجره فیلتر به صورت صعودی مرتب شده و در بردار r ذخیره می شوند.

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

- میانگین رتبه مرتب سازی شده^۱ از رابطه (۷) به دست می آید:

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

- بردار d طبق رابطه (۵) محاسبه می شود

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

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

بردار d اطلاعات زیادی در رابطه با وجود نویه در پنجره بیان می کند. به عنوان مثال اگر d_1 مثبت باشد؛ یعنی داده مرکزی از بزرگ ترین داده درون پنجره بزرگ تر و یا از کوچک ترین داده پنجره کوچک تر است. حال اگر d_1 علاوه بر مثبت بودن، مقدار بزرگی داشته باشد، احتمال وجود نویه در پنجره بالا می رود. اگر چندین نویه ضربه ای در پنجره فیلتر وجود داشته باشد، المان های d_1 تا d_4 اطلاعات بسیاری در رابطه با وجود نویه فراهم می کنند.

۴- ماشین یادگیر بیشینه

ماشین یادگیر بیشینه که توسط *Huang* و همکارانش ارائه شد (هوانگ، ۲۰۱۴)، از معماری یک شبکه عصبی تک لایه پیش رو^۲ استفاده می کند. وزن های لایه ورودی به پنهان به صورت تصادفی انتخاب می شوند و وزن های خروجی از طریق عملیات شبکه معکوس به دست می آیند. ELM از قابلیت تعیین پذیری بالاتر و زمان آموزش کمتری نسبت به شبکه عصبی برخوردار است (هوانگ، ۲۰۱۴). همچنانی ELM نسبت به سایر روش ها از مداخله انسانی کمتری برخوردار است. تمامی پارامترهای شبکه به صورت خودکار تعیین می شوند که این امر باعث جلوگیری از مداخله انسانی شده و این روش را در کاربردهای برخط کارآمد می کند.

^۱ Rank Ordered Mean

^۲ Single Layer Feedforward Neural network(SLFN)

لبه تصویر تمایز قائل شود و به عنوان معیاری برای شناسایی

نویه ضربه در نظر گرفته شود. الگوریتم محاسبه ROAD

برای پیکسل در موقعیت (j, i) به صورت زیر است.

- پنجره همسایگی 3×3 اطراف پیکسل (j, i) در

نظر گرفته می شود. $\Omega_{i,j}^3$ مجموعه پیکسل های

مجاول پیکسل (j, i) در این همسایگی است.

شکل (۳) پنجره همسایگی 3×3 را نشان می دهد.

- مقادیر تفاضل مطلق هر پیکسل همسایه با پیکسل

مرکزی با استفاده از رابطه (۳) محاسبه و در بردار

d ذخیره می شود.

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

- مقادیر بردار d به صورت صعودی مرتب شده و

حاصل در بردار r ذخیره می شود.

$$r = sort(d) \quad (4)$$

- مقدار ROAD برابر با حاصل جمع چهار مقدار

نخست بردار r است که از رابطه (۵) به دست

می آید.

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

(شکل - ۳) یک مثال از نحوه محاسبه ROAD را برای

یک پنجره 3×3 نشان می دهد.

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

گام دوم : تفاضل همسایگی اصلی

$$r_1 = 15, r_2 = 16$$

$$r_3 = 27, r_4 = 30$$

گام سوم : چهار مقدار کوچکتر

ROAD نهایی تفاضل مطلق

(شکل - ۳): نحوه محاسبه ROAD (گرانت، ۲۰۰۵)

عامل ROAD بر این منطق استوار است که در یک تصویر طبیعی فاقد نویه، مقدار تمامی پیکسل ها حتی پیکسل های لبه، حداقل با نیمی از پیکسل های همسایه شباخت دارند (گرانت، ۲۰۰۵).

۲-۳- فیلتر SD-ROM

فیلتر SD-ROM یک الگوریتم غیر خطی کارآمد است که برای حذف نویه از تصاویر تخریب شده با چگالی نویه بالا به



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

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

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

۱-۴- آموزش ماشین یادگیر بیشینه

برای آموزش ELM نیاز به جفت‌های ورودی و خروجی است. تصویر استفاده شده 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 استفاده شده را نشان می‌دهد. تصویر سمت چپ تصویر تصادفی ساخته شده با اندازه 256×256 حاوی بلوک‌های 4×4 است که شدت روشنایی برای تمامی پیکسل‌های درون یک بلوک یکسان است و شدت روشنایی هر بلوک به صورت تصادفی مشخص می‌شود. تصویر وسط، تصویر تولید شده آغشته با نویز فلفل نمکی با چگالی پنجاه درصد است. و تصویر سمت راست تصویر خروجی ELM است که مقدار یک معروف نویه‌ای بودن آن پیکسل و مقدار صفر معروف سالم بودن پیکسل است.

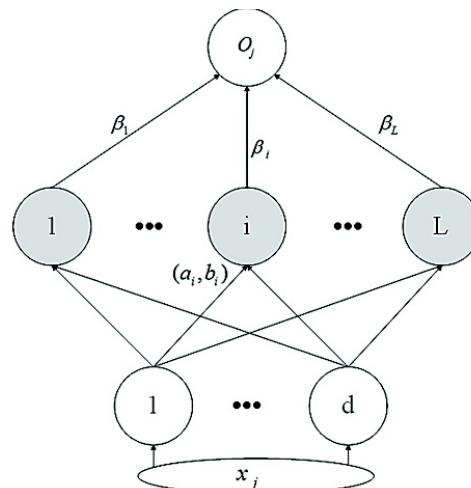
۲-۴- قاعده تصمیم‌گیری بر مبنای خروجی ELM

با توجه به این که از تابع سیگموئید به عنوان تابع فعال‌سازی نرون خروجی ELM استفاده شده است، مقادیر خروجی بین صفر و یک هستند و برای تولید خروجی نهایی از تابع گرد کردن^۳ مطابق با رابطه (۱۲) استفاده می‌شود.

(شکل-۶) روند نمای آشکارسازی را نشان می‌دهد. در مرحله آشکارسازی، به منظور افزایش سرعت تصمیم‌گیری، تمامی پیکسل‌های با مقدار مخالف صفر یا 255 سالم تشخیص داده شده و پیکسل‌های با مقدار صفر یا 255 که احتمال نویه‌ای بودن آنها وجود دارد با استفاده از ELM طبقه‌بندی می‌شوند.

³ round

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

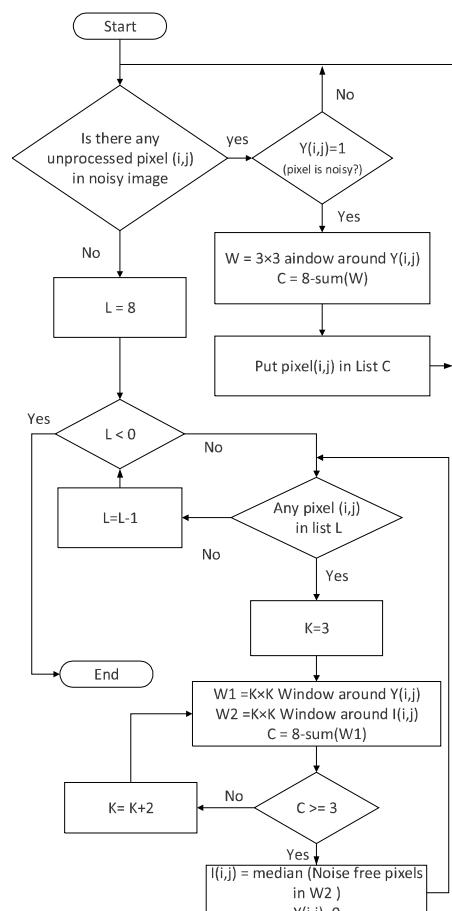
- پارامترهای نرون‌های پنهان یعنی وزن‌های لایه ورودی به لایه پنهان و بایاس (a_i, b_i) , $i = 1, 2, \dots, L$ مقداردهی می‌شوند.

- خروجی لایه پنهان یعنی ماتریس H از رابطه (۸) به دست می‌آید. که در آن $h(x_i)$ خروجی لایه پنهان برای داده i است.
- با توجه به رابطه (۱۰)، وزن‌های لایه پنهان به لایه خروجی از رابطه (۱۱) به دست می‌آید. که در این رابطه H^+ شبکه معکوس تعمیم‌یافته ماتریس H است (Huang, 2014).

¹ Overfitting

² Bias

تصویر تشکیل شده است. یکی تصویر نویه‌ای شده I و دیگری تصویر دودویی Y که خروجی آشکارساز است. در مرحله فیلترگذاری، ابتدا هر کدام از پیکسل‌های نویه‌ای در فهرست اولویت مناسب قرار می‌گیرند. برای هر یک از پیکسل‌های نویه‌ای، تعداد پیکسل‌های سالم واقع در همسایگی 3×3 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. درواقع ابتدا فهرست شماره هشت (دربگیرنده پیکسل‌های نویه‌ای که تمامی هشت همسایه اطراف آن‌ها سالم است) و سپس فهرست شماره هفت و الی آخر پردازش می‌شوند.

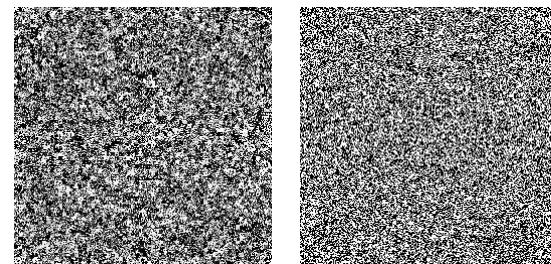


(شکل-۷): روند نمای فیلترگذاری

در پردازش فهرست، برای هر پیکسل درون فهرست، ابتدا دوباره تعداد پیکسل‌های سالم واقع در همسایگی 3×3 پیکسل مورد نظر شمارش شده و اگر تعداد آنها بزرگ‌تر یا مساوی سه باشد، از میانه‌گیری روی عناصر سالم پنجه ره 3×3 به عنوان تخمین پیکسل نویه‌ای استفاده می‌شود و

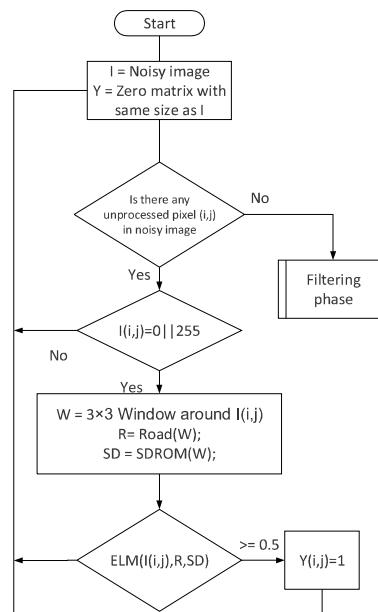


(الف) تصویر تصادفی تولید شده



(ج) خروجی ELM
۵٪ به عنوان ورودی ELM.
(شکل-۵): تصویر استفاده شده برای آموزش ELM

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

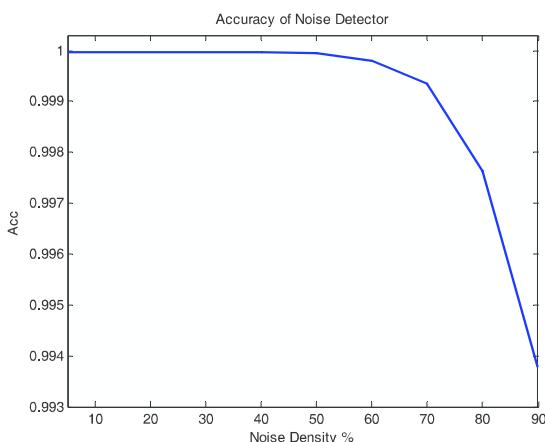


(شکل-۶): روند نمای آشکارسازی نویه

۵- فیلتر کردن پیکسل‌های نویزی

پس از آشکارسازی پیکسل‌های نویه‌ای، از فیلتر میانه تطبیقی 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 نویه را به تصویر کشیده است. همان گونه که قابل مشاهده است، دقت آشکارساز در نویه 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 رسانیده است که باز هم مطلوب است.



شکل ۹- متوسط دقت آشکارساز روی چهار تصویر تست و در شرایط نویه ای متفاوت

برای ارزیابی کمی نتایج فیلتر حذف نویه، از معیار نرخ بیشینه سیگنال به نویه (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 نویه است. هر چه میزان MSE بین دو تصویر کمتر باشد، شباهت تصویر اصلی با تصویر بازیابی شده بیشتر است. همچنین PSNR بالا نشان دهنده توان بالای نسبت سیگنال به نویه است.

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

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

۶- نتایج و پیاده سازی

فیلتر پیشنهادی با استفاده از نرم افزار متلب نسخه ۸.۱ و بر روی سامانه چهار هسته ای با قدرت پردازش ۲.۳GH و با حافظه اصلی ۸GB 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 Error! Reference source not found. نحوه محاسبه دقت آشکارساز را نشان می دهد.

$$ACCURACY = \frac{TP + TN}{Total} \quad (16)$$



(ب) Goldhill



(الف) Boats



(د) Peppers



(ج) Cameraman

شکل - ۸: تصاویر استفاده شده جهت ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

در این رابطه TP تعداد پیکسل های نویه ای است که نویه 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، دقیق بالایی 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 آغشته‌گی٪	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 به دست آمده از فیلتر پیشنهادی و سایر روش‌ها بر روی تصاویر با چگالی ۵۰٪

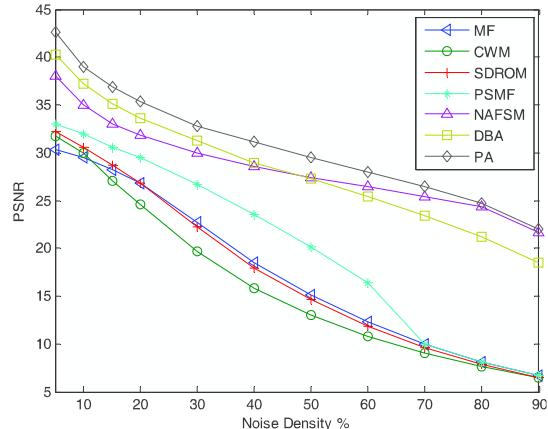
روش	Boat	Goldhill	Cameraman	Peppers
SMF	۱۵/۱۶	۱۵/۲۴	۱۴/۲۱	۱۴/۹۲
CWMF	۱۳/۰۷	۱۳/۰۹	۱۲/۴۰	۱۲/۷۱
SD-ROM	۱۴/۵۷	۱۴/۶۷	۱۳/۸۴	۱۴/۳۷
PSMF	۲۰/۳۲	۲۰/۸۵	۱۴/۸۰	۲۰/۸۵
DBA	۲۷/۲۸	۲۹/۲۵	۲۴/۰۸	۲۷/۹۹
NAFSM	۲۷/۴۷	۲۹/۷۰	۲۴/۳۷	۳۰/۶۸
فیلتر پیشنهادی	۲۹/۴۷	۳۱/۱۰	۲۶/۰۵	۳۲/۰۸

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 Progressive Switching Median Filter	(آبرو، ۱۹۹۵)
PSMF	Noise Adaptive Fuzzy Switching Median	(ونگ، ۱۹۹۹)
NAFSM	Decision Based Algorithm	(توه، ۲۰۱۰)
DBA		(اسرینیویاسان، 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 به دست آمده از فیلترهای مختلف روی تصویر Boat با چگالی‌های نوفه متفاوت را به صورت نموداری نشان می‌دهد.

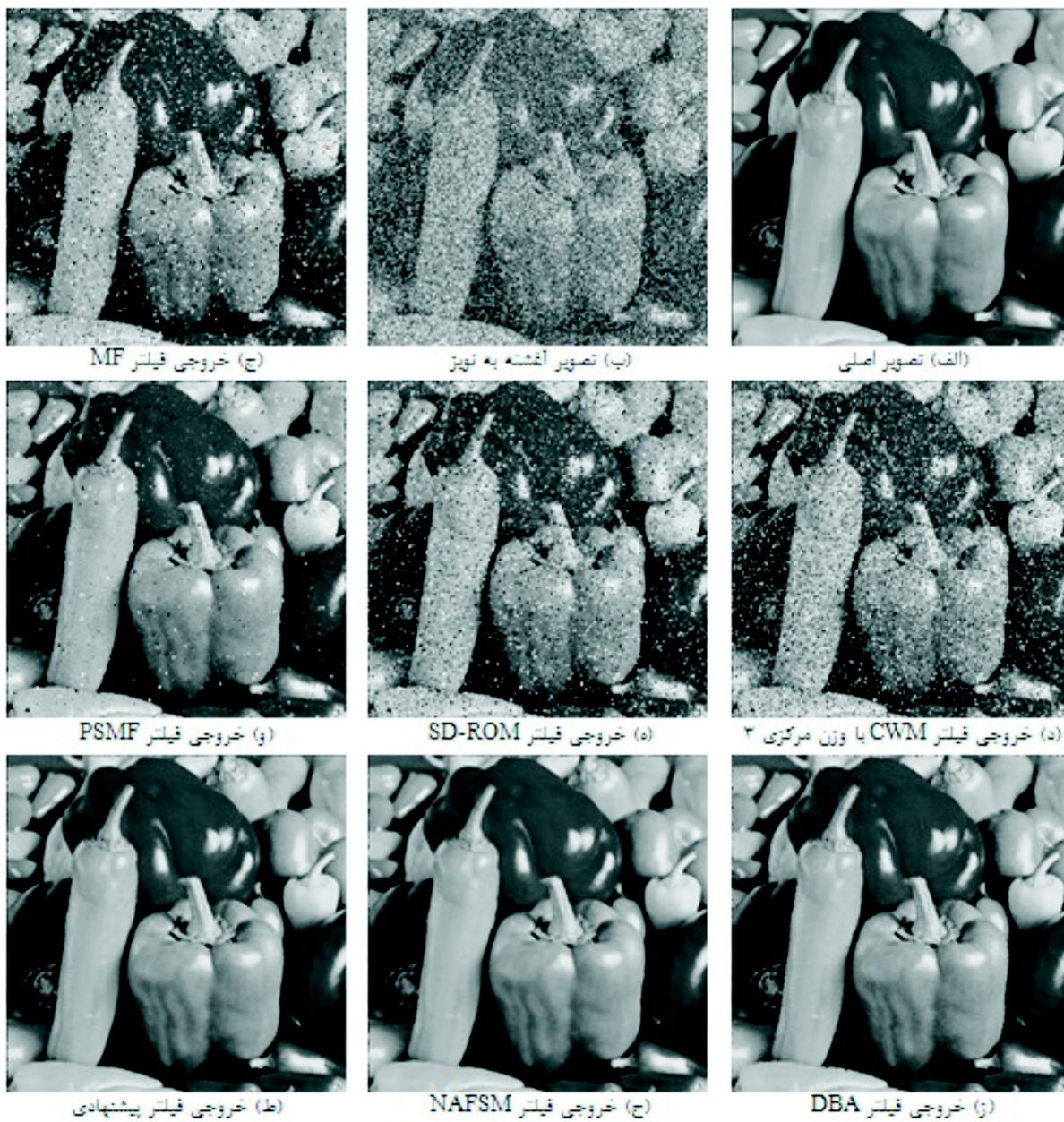


(شکل -۱۰) مقایسه PSNR فیلترهای مختلف روی تصویر Boat

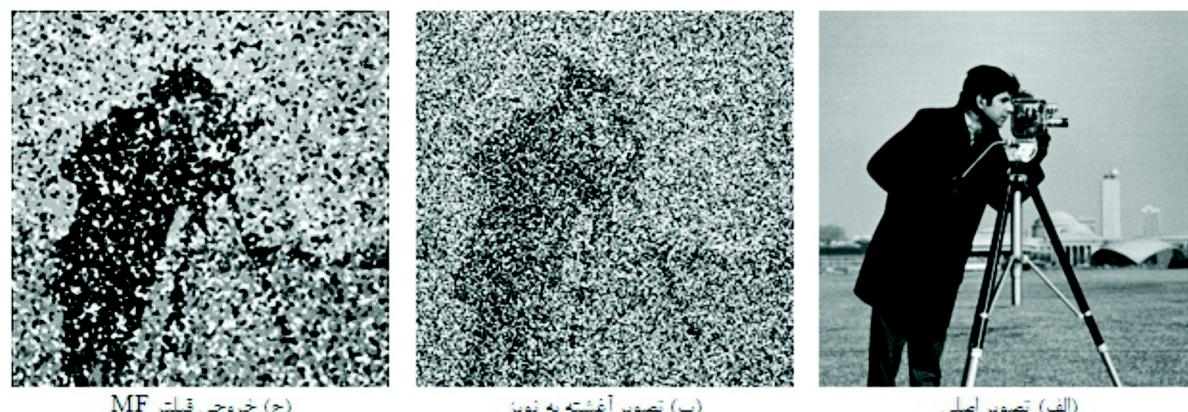
با مقایسه اعداد داخل (جدول -۳) می‌توان به برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده پی برد.

در کنار معیارهای کمی نشان داده شده، 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





(شکل-۱۱): نتایج حاصل از فیلترگذاری تصویر Peppers با چگالی نویفه ۵۰٪





(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- نتیجه‌گیری

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 SD-ROM و شدت روشنایی پیکسل استفاده شده است. پیکسل هایی که در این گام نویز معرفی شوند در گام بعد با استفاده از یک فیلتر میانه تطبیقی فیلتر خواهند شد. نتایج کیفی و کمی به دست آمده از شبیه‌سازی روش پیشنهادی، حاکی از قابلیت این روش در تضعیف و حذف نویز و حفظ لبه‌های تصویر دارد.

از جمله مزایای این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌توان به سرعت بالای آموزش آشکارساز، عدم رخداد بیشبرازش در آموزش ماشین یادگیر بیشینه و نبود هر گونه پارامتر میزان‌سازی 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 ریاضیک و هوش مصنوعی از
 دانشگاه یزد است . پردازش تصاویر
 دیجیتال، پردازش ویدئو و الگوریتم های
 یادگیری ماشین از حوزه های فعالیت پژوهشی ایشان است.
 نشانی رایانمه ایشان عبارت است از :

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 می نمایند.
 نشانی رایانمه ایشان عبارت است از :

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. 1998 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.