

## درونیابی و حذف همزمان نویز فلفل نمکی تصاویر دیجیتال با استفاده از تبدیل ویولت مختلط

شیرین صالحی<sup>(۱)</sup> - همایون مهدوی نسب<sup>(۲)</sup> - حسین پورقاسم<sup>(۲)</sup>

(۱) کارشناس ارشد - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

(۲) استادیار - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

تاریخ دریافت: بهار ۱۳۸۹

تاریخ پذیرش: زمستان ۱۳۹۰

**خلاصه:** اکثر روش‌های درونیابی تصویر موجود، تصویر را بدون نویز فرض می‌کنند. حال آنکه این فرضیه در عمل معتبر نیست. روش متداول برای درونیابی تصاویر نویزدار حذف یا کاهش نویز در قدم اول و سپس درونیابی تصویر فاقد نویز است. فرآیند حذف نویز ممکن است بسیاری از جزئیات تصویر را هموار کند و همچنین آثار نامطلوب ناشی از آن مانند تاری و بلوکی شدن، در مرحله درونیابی تقویت نیز می‌شوند. در این مقاله، الگوریتمی همزمان برای درونیابی و حذف نویز فلفل نمکی تصاویر با استفاده از تبدیل ویولت مختلط دو درختی و شبکه‌های عصبی پیشرو ارائه شده است. در این الگوریتم زیرباندهای ویولت متناظر با تصویر با رزولوشن بالا و بدون نویز توسط پرسپترون چند لایه از روی تصویر با رزولوشن پایین نویزدار تخمین زده می‌شوند. سپس تصویر رزولوشن بالای فاقد نویز با اعمال عکس تبدیل ویولت مختلط بر روی زیرباندهای تخمین زده شده بازیابی می‌گردد. با بهره‌گیری از مزایای تبدیل ویولت مختلط مانند تقریباً تغییرناپذیر بودن نسبت به جابجایی و جهت دار بودن، تخمین انجام شده توسط شبکه‌های عصبی با دقت بالایی صورت می‌پذیرد. بنابر نتایج آزمایش‌های انجام شده، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های درونیابی و حذف نویز، از لحاظ کمی و کیفی عملکرد بهتری داشته و قادر به حفظ جزئیات تصویر است.

**کلمات کلیدی:** درونیابی تصویر، نویز فلفل نمکی، تبدیل ویولت مختلط.

### ۱- مقدمه

توسط پیکسل‌های خراب در حسگرهای دوربین، محل‌های معیوب حافظه در سخت‌افزار و یا انتقال در کانال نویزی ایجاد می‌شود [۱]. در تصاویر خراب شده توسط نویز فلفل نمکی، پیکسل‌های نویزی تنها مقادیر حداکثر و حداقل محدوده دینامیک تصویر را اختیار می‌کنند. در صورتی که تصاویری که درونیابی می‌شوند دارای نویز فلفل نمکی باشند، بخش‌های نویزی نیز به عنوان بخشی از ساختار تصویر درونیابی و تقویت می‌شوند. روشی که برای درونیابی تصاویر نویزدار وجود دارد این است که نویز تصویر در مرحله اول توسط یک الگوریتم شناخته شده کاهش یافته و سپس در مرحله دوم روش‌های درونیابی بر روی آن اعمال گردند. اما این راهکار ممکن است قادر به تولید نتایج رضایت‌بخش نباشد زیرا آثار نامطلوب ایجاد شده در مرحله اول (مانند تاری و بلوکی شدن و غیره)، در مرحله بعد توسط روش درونیابی تقویت می‌شوند [۲]. از این رو به نظر می‌رسد ارائه الگوریتمی که بتواند حذف

هدف روش‌های درونیابی تصویر، بازیابی یک تصویر رزولوشن بالا (HR) از روی نسخه رزولوشن پایین (LR) آن توسط تخمین شدت روشنایی پیکسل‌هایی است که در تصویر رزولوشن پایین وجود ندارند. روش‌های درونیابی تصویر اغلب به دلیل محدودیت‌های فیزیکی ساختارهای تصویربرداری، مورد توجه قرار می‌گیرند. درونیابی تصویر در زمینه‌های مختلف از جمله پردازش تصاویر پزشکی، سنجش از دور و تصویربرداری دیجیتال کاربرد دارد.

اکثر روش‌های درونیابی تصویر که در حال حاضر موجود هستند فرض می‌کنند که تصویر بدون نویز است، حال آنکه این فرضیه نمی‌تواند معتبر باشد زیرا در فرآیند ثبت تصویر بر روی حسگر، نویز قطعاً تاثیرگذار خواهد بود. نویز فلفل نمکی را می‌توان موثرترین عامل تخریب تصاویر دیجیتال در فرآیند دریافت تصویر دانست. این نویز ضربه‌ای

است که در زیر به آن‌ها اشاره می‌شود.

۱- نوسانات: از آنجایی که ویولت‌ها توابع میان‌گذر هستند، ضرایب ویولت در اطراف تغییرات ناگهانی سیگنال مانند لبه‌ها در تصویر دارای نوسانات مثبت و منفی هستند که این امر پردازش مبتنی بر ویولت سیگنال را دشوار می‌سازد.

۲- متغیر نسبت به جابجایی: یک جابجایی کوچک سیگنال در اطراف تغییرات ناگهانی آن منجر به تغییر بسیار زیاد در الگوی نوسان ضرایب ویولت می‌شود که این امر نیز منجر به پیچیده کردن پردازش‌های مبتنی بر ویولت می‌شود. در واقع الگوریتم‌های پردازش بایستی قادر به کنار آمدن با الگوهای مختلف ضرایب ویولت به ازای جابجایی در اطراف تغییرات ناگهانی سیگنال باشند.

۳- الیاسینگ: از آنجایی که ضرایب ویولت توسط زیرنمونه‌برداری‌های متوالی و فیلتر شدن توسط فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر غیر ایده‌آل محاسبه می‌شوند، الیاسینگ قابل ملاحظه‌ای اتفاق می‌افتد. عکس تبدیل ویولت گسسته باعث حذف کردن این الیاسینگ می‌شود، تنها در صورتی که ضرایب ویولت تغییر داده نشده باشند. بنابراین، هر نوع پردازش ضرایب ویولت مانند آستانه‌گذاری کردن، فیلتر کردن یا کوانتیزاسیون تعادل موجود بین تبدیل ویولت و عکس آن را بر هم زده و منجر به تولید آثار نامطلوب در سیگنال بازسازی شده می‌شود.

۴- جهت‌دار بودن ناکافی: کمبود انتخابگر بودن جهت‌دار در تبدیل ویولت گسسته باعث پیچیده کردن پردازش ویژگی‌های تصویر مانند شیارها و لبه‌ها می‌شود.

تبدیل ویولت مختلط، تقریباً بر تمامی این مشکلات غلبه کرده و تنها هزینه آن داشتن افزونگی  $2^d$  است که در آن  $d$  بعد سیگنال می‌باشد.

چنانچه می‌دانیم تبدیل ویولت گسسته یک بعدی، سیگنال ورودی  $x(t)$  را بر حسب توابع ویولت  $(\psi)$  و مقیاس  $(\phi)$  بنابر رابطه (۱) نمایش می‌دهد.

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c(n)\phi(t-n) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d(j,n)2^{j/2}\psi(2^j t - n) \quad (1)$$

ضرایب مقیاس  $c(n)$  و ضرایب ویولت  $d(j,n)$  بنابر روابط (۲) و (۳) توسط ضرب داخلی محاسبه می‌شوند.

$$c(n) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\phi(t-n)dt \quad (2)$$

$$d(j,n) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi(2^j t - n)dt \quad (3)$$

تبدیل ویولت مختلط نیز به طور مشابه محاسبه می‌شود اما توابع ویولت و مقیاس مطابق روابط (۴) و (۵) به شکل مختلط در نظر گرفته می‌شوند.

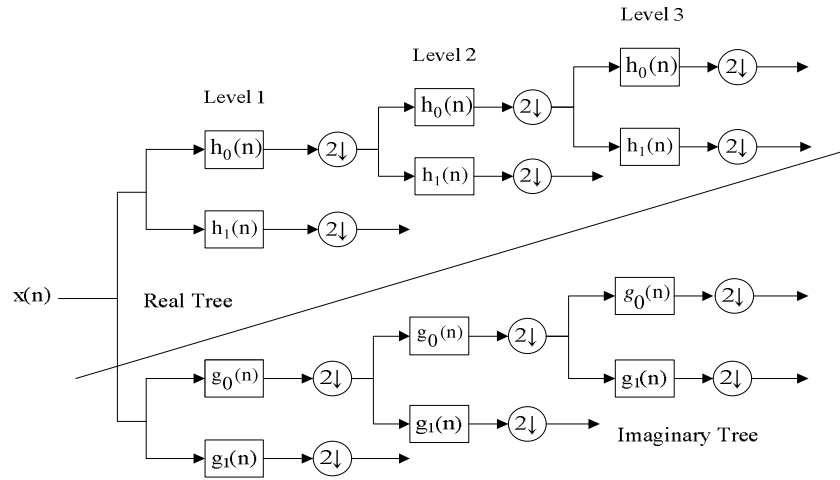
نویز و درونیایی را به طور همزمان بر روی تصویر انجام دهد عملکرد مطلوب‌تری نسبت به راهکار دو مرحله‌ای ذکر شده داشته باشد.

در [۳] الگوریتمی برای انجام همزمان عمل کاهش نویز گوسی و نوع خاصی از درونیایی رنگی با استفاده از تکنیک مربع حداقل کل (TLS) ارائه شده است. در [۴] با فیلترینگ جهتی و با استفاده از تبدیل ویولت این کار بر روی تصاویر رنگی انجام می‌شود. در [۵] یک الگوریتم درونیایی برای تصاویر نویزدار پزشکی ارائه شده است. در [۲] یک روند تخمین جهت‌دار برای انجام همزمان کاهش نویز گوسی و درونیایی برای تصاویر سطح خاکستری ارائه شده است.

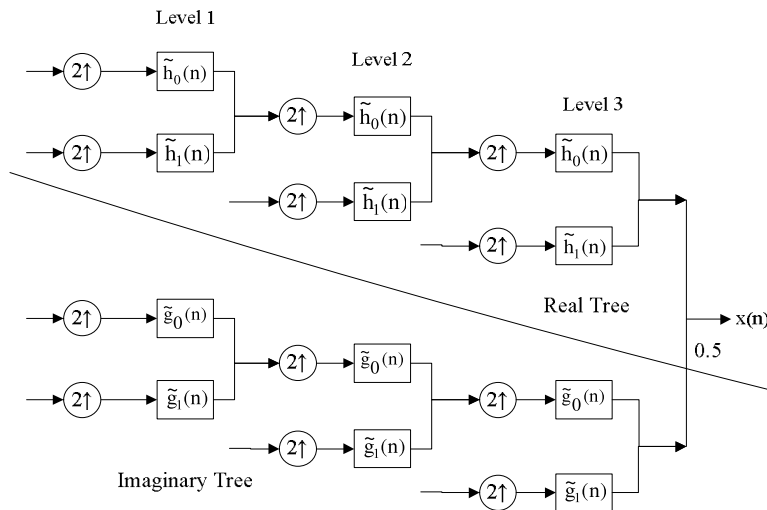
در هیچ یک از تحقیقات انجام شده تاکنون نویز فلفل نمکی در نظر گرفته نشده است. با توجه به اهمیت عملی نویز فلفل نمکی و حضور آزار دهنده آن در عموم فرآیندهای دریافت تصویر این تحقیق حذف یا کاهش آن را همزمان با ارتقاء دقت تصاویر دیجیتال سطح خاکستری مد نظر قرار داده است. در این الگوریتم از تبدیل ویولت مختلط بهره گرفته شده به این ترتیب که زیرباندهای ویولت متناظر با تصویر رزولوشن بالای بدون نویز توسط پرسپترون چندلایه از روی تصویر نویزدار رزولوشن پایین اولیه تخمین زده می‌شوند. در واقع هر دو مسئله درونیایی و حذف نویز به عنوان یک مسئله تخمین در نظر گرفته می‌شوند. تبدیل ویولت مختلط یکی از ویولت‌هایی است که اخیراً در حوزه پردازش تصویر مورد استفاده قرار گرفته است [۶، ۷]. به این ترتیب تصویر رزولوشن بالای فاقد نویز با اعمال عکس تبدیل ویولت مختلط بر روی زیرباندهای تخمین زده شده به دست می‌آید. الگوریتم مشابهی نیز با جایگزین کردن ویولت گسسته ارائه می‌گردد. استفاده از ویولت گسسته برای درونیایی تنها، قبلاً در [۱۰] مورد توجه قرار گرفته است. عملکرد الگوریتم پیشنهادی با چند الگوریتم دو مرحله‌ای، روش ارائه شده در [۲] که برای حذف نویز گوسی ارائه شده است و نسخه ساده‌تر الگوریتم پیشنهادی که در آن ویولت گسسته جایگزین ویولت مختلط شده است مقایسه می‌شود. نتایج آزمایش‌های انجام شده نشان می‌دهد عملکرد الگوریتم همزمان ارائه شده بسیار بهتر از سایر الگوریتم‌هاست. ساختار این مقاله به ترتیب زیر است. در بخش (۲) مروری بر تبدیل ویولت مختلط دو درختی آورده شده است. بخش (۳) الگوریتم همزمان پیشنهادی برای درونیایی و حذف نویز شرح داده می‌شود. نتایج تجربی و ارزیابی در بخش (۴) بیان شده‌اند. نتیجه‌گیری در بخش (۵) آورده شده است.

## ۲- تبدیل ویولت مختلط دو درختی

تبدیل ویولت مختلط دو درختی DT-CWT ارتقاء نسبتاً جدیدی نسبت به تبدیل ویولت گسسته DWT می‌باشد. این تبدیل برای از بین بردن ۴ نقیصه موجود در تبدیل ویولت گسسته DWT ارائه شده



شکل (۱): بانک فیلتر آنالیز تبدیل ویولت مختلط دو درختی در حالت یک بعدی  
 Fig. 1: Analysis filter bank for 1-D dual-tree complex wavelet transform



شکل (۲): بانک فیلتر سنتز تبدیل ویولت مختلط دو درختی در حالت یک بعدی  
 Fig. 2: Synthesis filter bank for 1-D dual-tree complex wavelet transform

محاسبات مختلط نیست.  $h_0(n)$  و  $h_1(n)$  نشان دهنده زوج فیلترهای پایین‌گذر/ بالاگذر برای بانک فیلتر بالا و  $g_0(n)$  و  $g_1(n)$  نشان دهنده زوج فیلتر پایین‌گذر/ بالاگذر برای بانک فیلتر پایین هستند. این تبدیل در حالت یک بعدی دو برابر بسط یافته است زیرا نرخ اطلاعات خروجی به طور کل، دو برابر نرخ اطلاعات ورودی است. به کارگیری تبدیل ویولت مختلط ساده است زیرا هیچ جریان اطلاعاتی بین دو DWT حقیقی وجود ندارد و توسط نرم‌افزار و سخت‌افزار موجود برای DWT قابل پیاده سازی است. به علاوه موازی بودن این تبدیل به طور طبیعی، پیاده سازی سخت‌افزاری این تبدیل را بسیار مؤثر می‌سازد. تبدیل ویولت مختلط دو درختی دوبعدی یا 2D DT-CWT ویولتهایی در ۶ جهت متفاوت  $15 \pm$ ،  $45 \pm$  و  $75 \pm$  و دو زیرباند فرکانس پایین تولید می‌کند. در هر جهت دو ویولت وجود دارد. یکی از این دو ویولت به عنوان بخش حقیقی ویولت مختلط و ویولت دیگر به عنوان بخش

$$\psi_c(t) = \psi_r(t) + j\psi_i(t) \quad (4)$$

$$\phi_c(t) = \phi_r(t) + j\phi_i(t) \quad (5)$$

یک رویکرد مؤثر برای پیاده‌سازی تبدیل ویولت تحلیلی که در سال ۱۹۹۸ توسط کینگزبری ارائه شد، تبدیل ویولت مختلط دو درختی نامیده می‌شود. تبدیل ویولت مختلط دو درختی دو تبدیل ویولت گسسته DWT را به کار می‌گیرد. تبدیل ویولت گسسته اول بخش حقیقی تبدیل مختلط و تبدیل ویولت گسسته دوم بخش موهومی ویولت مختلط را تولید می‌کند. بانک‌های فیلتر آنالیز و سنتز تبدیل ویولت مختلط دو درختی در حالت یک بعدی در شکل‌های (۱) و (۲) نشان داده شده است. این تبدیل از دو دسته فیلتر مختلف استفاده می‌کند. این دسته فیلترها مشترکاً به نحوی طراحی می‌شوند که تبدیل کلی تقریباً تحلیل‌پذیر باشد. توجه داشته باشید که فیلترها به خودی خود حقیقی هستند و برای پیاده‌سازی DT-CWT نیازی به هیچ‌گونه

ستون به طور یک در میان به دست می‌آیند. به نسخه کاهش رزولوشن یافته نویز فلفل نمکی اضافه می‌شود. این تصاویر کاهش رزولوشن یافته نویزدار به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته می‌شوند. ۱۶ زیرباند ناشی از اعمال تبدیل ویولت مختلط دو درختی بر روی تصاویر رزولوشن بالای بدون نویز به عنوان هدف آموزش در نظر گرفته می‌شوند. برای این که الگوریتم پیشنهادی به طور خودکار دارای قابلیت افزایش تیزی تصویر باشد، تیزی تصاویر رزولوشن بالای بدون نویز توسط ماسک گذاری غیر تیز افزایش داده شده و زیرباندهای ویولت متناظر با آن به عنوان هدف در نظر گرفته می‌شوند. برای تخمین هر زیرباند از یک شبکه پرسپترون چندلایه به طور جداگانه استفاده می‌شود. بردارهای ورودی از بلوک‌های  $5 \times 5$  تصویر LR نویزی ساخته می‌شوند و پیکسل مرکزی بلوک متناظر در هر زیرباند ویولت به عنوان هدف در نظر گرفته می‌شود. توجه داشته باشید که هر زیرباند ویولت تصویر HR دارای اندازه یکسان با تصویر LR ورودی است.

### ۳-۲- روند اجرا

بلوک دیاگرام الگوریتم همزمان درونیابی و حذف نویز فلفل نمکی در شکل (۴) نشان داده شده است. هر شبکه تخمین زن تصویر LR نویزدار با اندازه  $256 \times 256$  را می‌گیرد و ۱۶ زیرباند ویولت متناظر با تصویر HR فاقد نویز را تولید می‌کند که همگی آنها دارای اندازه  $256 \times 256$  هستند. پس از آن تصویر HR از اعمال عکس تبدیل ویولت مختلط به دست می‌آید.

پیکسل‌های مرزی که قابل بازسازی نیستند در زیرباندهای فرکانس بالا صفر در نظر گرفته شده و برای زیرباندهای فرکانس پایین از تصویر LR اولیه که نویز آن توسط فیلتر میانه از بین رفته است، جایگزین می‌شوند و بدین ترتیب اندازه تصویر خروجی دقیقاً برابر  $512 \times 512$  می‌باشد.

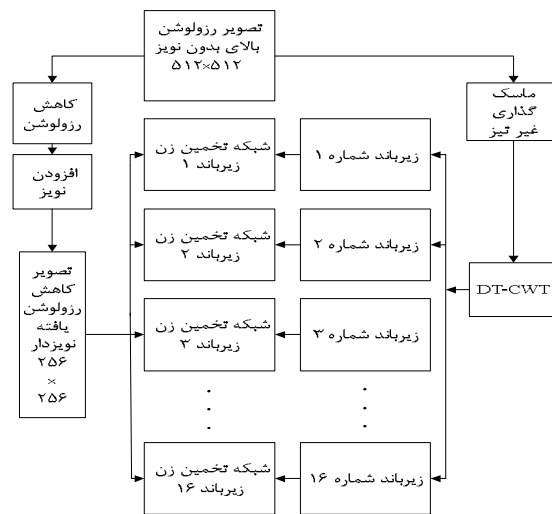
موهومی در نظر گرفته می‌شود. هر دو بخش حقیقی و موهومی متناظر با هم تشکیل یک زیرباند مختلط در آن جهت را می‌دهند. در حقیقت اعمال تبدیل ویولت مختلط دو درختی روی یک تصویر منجر به تولید دو زیرباند فرکانس پایین مختلط و شش زیرباند فرکانس بالای مختلط می‌شود. چون ویولت مختلط، دو برابر تعداد ویولت‌های ویولت حقیقی را دارا می‌باشد پس این تبدیل چهار برابر بسط یافته است. تبدیل ویولت مختلط دو درختی دو بعدی توسط چهار DWT دو بعدی تفکیک پذیر که به موازات هم عمل می‌کنند اجرا می‌شود. اما دسته فیلترهای مختلفی در راستای هر سطر و ستون به کار گرفته می‌شوند. همانند مورد حقیقی، مجموع و تفاضل زیرباندها برای به دست آوردن ویولت‌های جهت‌دار مورد استفاده قرار می‌گیرند.

### ۳- الگوریتم همزمان پیشنهادی برای درونیابی و حذف نویز فلفل نمکی (DTCWT-NN)

برای انجام همزمان فرآیندهای درونیابی و حذف نویز در ابتدا آموزش شبکه‌های عصبی انجام شده و وزن‌های بهینه ذخیره می‌شوند. پس از آن توسط این ضرایب تخمین زیرباندهای ویولت متناظر با تصویر رزولوشن بالای فاقد نویز از روی تصویر رزولوشن پایین نویزدار اولیه انجام می‌پذیرد و با اعمال عکس تبدیل ویولت بر روی این زیرباندها تصویر رزولوشن بالای بدون نویز حاصل می‌شود.

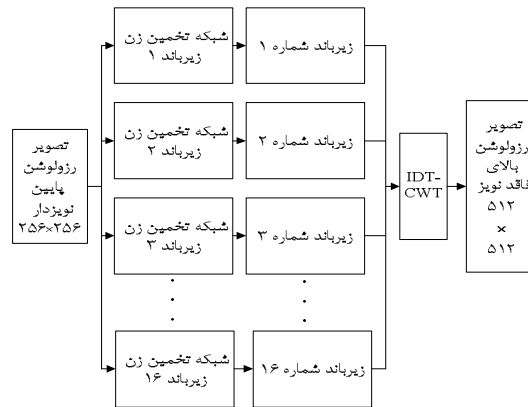
### ۳-۱- روند آموزش

بلوک دیاگرام روند آموزش در شکل (۳) نشان داده شده است. مجموعه آموزشی شامل پنج تصویر Boat, Couple, Elaine, Houses, Bridge می‌باشد که همگی تصاویر سطح خاکستری با اندازه  $512 \times 512$  می‌باشند. تصاویر کاهش رزولوشن یافته مجموعه آموزشی توسط اعمال یک فیلتر میانگین گیر با اندازه پنجره  $2 \times 2$  و پس از آن حذف سطر و



شکل (۳): بلوک دیاگرام روند آموزش

Fig. 3: Block diagram of the training procedure



شکل (۴): بلوک دیاگرام الگوریتم همزمان پیشنهادی  
Fig. 4: Block diagram of the proposed joint algorithm

#### ۴- نتایج تجربی و ارزیابی

شبکه برای تصاویر کاهش رزولوشن یافته آغشته به نویز فلفل نمکی با چگالی‌های 2%، 4%، 6%، 8% و 10% آموزش داده می‌شود. در واقع به هر تصویر موجود در مجموعه آموزشی، یکی از این چگالی‌های نویز اضافه می‌شود. 321552 نمونه برای آموزش هر شبکه تخمین زن استفاده شده است. ضرایب بهینه برای هر شبکه تخمین زن توسط الگوریتم‌های آموزش پس-انتشار خطای بهبود پذیر و لونبرگ-مارکوارت به دست می‌آیند. به دلیل عملکرد بهتر شبکه آموزش یافته توسط الگوریتم لونبرگ-مارکوارت، نتایج حاصله از این الگوریتم برای مقایسه در نظر گرفته شده است. شبکه ۳ لایه بوده و تعداد نورون‌های لایه‌های مخفی به صورت تجربی به ترتیب ۲۲ و ۱۲ در نظر گرفته شده و تعداد المان‌های ورودی ۲۵ و تعداد نورون‌های لایه خروجی ۱ است. با افزایش تعداد المان‌های ورودی اطلاعات بیشتری حول پیکسل مورد تخمین فراهم می‌شود و دقت تخمین بالا می‌رود اما پیچیدگی شبکه نیز افزایش می‌یابد. بنابراین در انتخاب تعداد المان‌های ورودی بایستی مصالحه‌ای بین دقت و پیچیدگی برقرار گردد. تعداد تکرارها برای آموزش شبکه ۵۰ در نظر گرفته شده است و آستانه خطا برای شبکه‌ها  $6 \times 10^{-4}$  است. ضریب در نظر گرفته شده در ماسک‌گذاری غیر تیز 0.3 است.

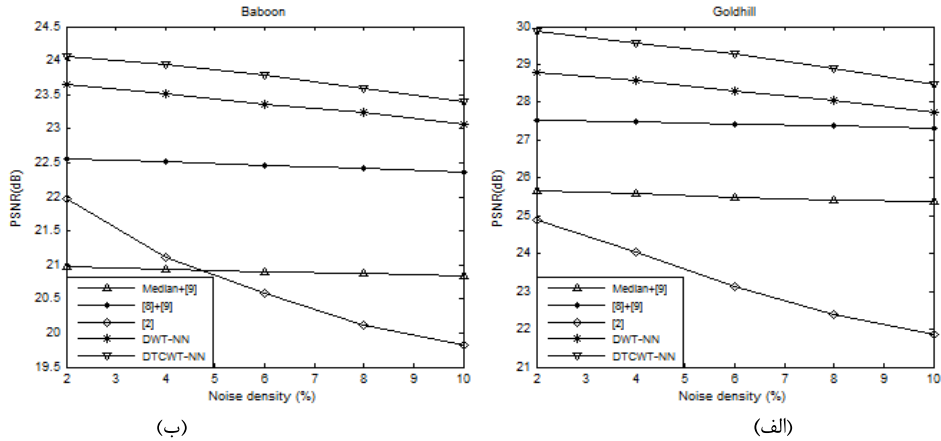
تصاویر تست از ۵ تصویر شناخته شده تشکیل می‌شوند که در مجموعه آموزشی وجود ندارند تا قابلیت تعمیم شبکه ارائه شده نشان داده شود. این تصاویر دارای اندازه اولیه  $512 \times 512$  هستند و پس از کاهش رزولوشن به  $256 \times 256$  به آن‌ها نویز افزوده می‌شود. تصاویر LR نویزدار ورودی الگوریتم‌های درونیایی و حذف نویز هستند. با اعمال این الگوریتم‌ها تصاویر HR فاقد نویز به دست می‌آیند.

برای مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های دو مرحله‌ای، از فیلتر میانه با اندازه پنجره  $3 \times 3$  و الگوریتم پیشنهادی در [۸] برای حذف نویز تصویر استفاده می‌شود. الگوریتم پیشنهادی در [۸] یک الگوریتم قدرتمند دو مرحله‌ای است که فیلتر میانه تطبیقی را با یک روش حذف نویز که قادر به حفظ لبه‌هاست ترکیب می‌کند. در فاز اول این الگوریتم، از فیلتر میانه تطبیقی برای تشخیص پیکسل‌هایی که آلوده به نویز هستند

استفاده می‌شود. در فاز دوم روش خاصی که نویز را با حفظ لبه‌ها حذف می‌کند، تنها بر روی پیکسل‌های آلوده به نویز اعمال می‌شود. سپس در قدم دوم از روش [۹] برای درونیایی بهره می‌گیریم. در [۹] تخمین‌های جهتی برای نمونه‌هایی که موجود نیستند محاسبه و با هم ترکیب می‌شوند. روش پیشنهادی (DTCWT-NN) همچنین با نسخه ساده‌تر آن که در آن تبدیل ویولت گسسته جانشین تبدیل ویولت مختلط شده است (DWT-NN) و روش همزمان ارائه شده در [۲] مقایسه می‌شود. مقادیر PSNR برای ۵ تصویر تست به ازای چگالی نویز 2% در جدول (۱) آمده است. مقادیر بالاتر برای هر تصویر تست به شکل پررنگ نشان داده شده است. با توجه به مقادیر جدول (۱) روش‌های پیشنهادی موفق‌تر از سایر الگوریتم‌ها عمل می‌کنند. البته باید در نظر داشت که روش [۲] و سایر روش‌های همزمان اشاره شده در مقدمه، جهت درونیایی و حذف نویز گوسی طراحی گردیده‌اند و روش [۲] در اینجا صرفاً به عنوان یک روش همزمان برای مقایسه با الگوریتم پیشنهادی آورده شده است. مقادیر PSNR برای الگوریتم DTCWT-NN به میزان تقریباً 1.5 دسیبل از الگوریتم DWT-NN بالاتر است. برای مقایسه الگوریتم‌ها در سایر چگالی‌های نویز، شکل (۵) مقادیر PSNR را برای تصاویر Baboon و Goldhill با هم مقایسه می‌کند. مقادیر PSNR برای دو روش پیشنهادی به طور قابل ملاحظه‌ای بالاتر از سایر روش‌ها قرار دارد. برای مقایسه کیفی، تصاویر خروجی الگوریتم‌های ذکر شده برای تصویر Goldhill با چگالی نویز 2% در شکل (۶) نشان داده شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود تصویر خروجی الگوریتمی که در آن‌ها حذف نویز توسط فیلتر میانه انجام می‌شود بسیار تار است. روشی که در آن حذف نویز توسط روش [۸] انجام می‌شود کیفیت بهتری نسبت به قبل داشته و جزئیات و لبه‌های تصویر را بهتر حفظ کرده است. روش همزمان [۲] گرچه برای حذف نویز گوسی ارائه شده است، برای حذف نویز فلفل نمکی نیز تا اندازه‌ای موفق عمل می‌کند اما عملکرد آن با سایر الگوریتم‌ها قابل مقایسه نیست. زیرا قادر به حذف کامل نویز فلفل نمکی نیست.

Table (1): PSNR results for test images corrupted by salt and pepper noise with noise density of 2%  
جدول (۱): مقادیر PSNR برای تصاویر تست آلوده به نویز فلکل نمکی با چگالی ۲٪

	فیلتر میانه+ [۹]	[۸] + [۹]	همزمان [۲]	پیشنهادی (DWT-NN)	پیشنهادی (DTCWT-NN)
Lena	28.56	30.36	27.93	32.14	<b>34.46</b>
Peppers	29.37	30.66	27.75	31.41	<b>34.08</b>
Baboon	20.97	22.56	21.98	23.66	<b>24.06</b>
Goldhill	25.64	27.52	24.88	28.75	<b>29.80</b>
Lighthouse	21.58	24.13	20.87	25.65	<b>26.27</b>
Average	25.22	27.04	24.68	28.32	<b>29.73</b>



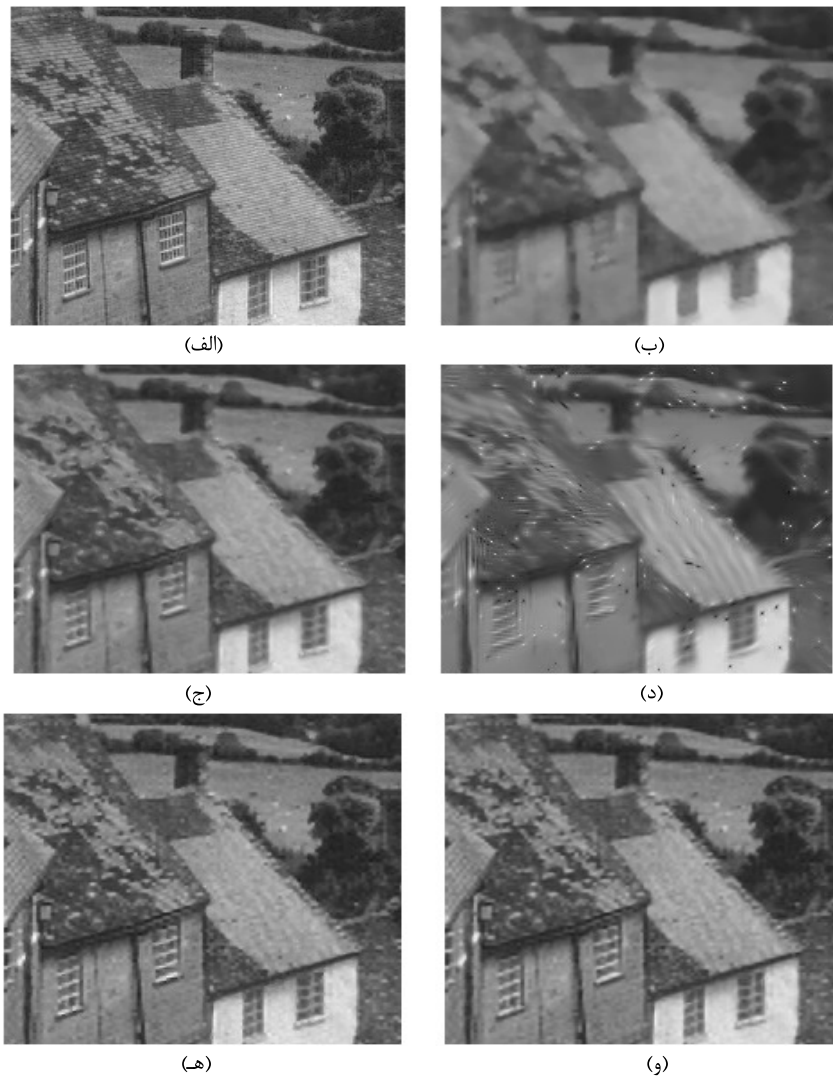
شکل (۵): نتایج PSNR برای تصاویر Baboon و Goldhill در چگالی‌های مختلف نویز برای الگوریتم‌های مختلف  
Fig. 5: PSNR results of different algorithms for different noise densities on Lena and Goldhill

Table (2): Comparison of computation time for different denoising and interpolation algorithms  
جدول (۲): مقایسه زمان مورد نیاز برای الگوریتم‌های مختلف درونیایی و حذف نویز

	فیلتر میانه+ [۹]	[۸] + [۹]	همزمان [۲]	پیشنهادی (DWT-NN)	پیشنهادی (DTCWT-NN)
زمان (s)	17	23	33	8	28

پردازنده دوهسته‌ای 2.5GHz اینتل و حافظه 4GB اجرا شده‌اند. چنانکه مشاهده می‌شود کمترین زمان اجرا مربوط به روش DWT-NN است. این روش در مقایسه با سایر الگوریتم‌هایی که در قبل پیشنهاد شده‌اند از هر دو مزیت کارایی و سرعت برخوردار است. روش DTCWT-NN گرچه به زمان بیشتری برای اجرا نیاز دارد اما عملکرد آن به میزان قابل توجهی بهتر از DWT-NN است.

تصویر خروجی روش‌های پیشنهادی به طور چشمگیری کیفیت دیداری مطلوب‌تر داشته و بسیاری از جزئیات و لبه‌های تصویر را که در الگوریتم‌های دیگر هموار شده‌اند، به خوبی حفظ کرده‌اند. زمان مورد نیاز برای تولید یک تصویر رزولوشن بالای بدون نویز با اندازه 512x512 از روی تصویر رزولوشن پایین نویزدار 256x256 به ازای الگوریتم‌های مختلف در جدول (۲) نشان داده شده است. برنامه‌ها توسط نرم‌افزار MARLAB 7.6 (R2008a) بر روی سیستمی با



شکل (۶): (الف) تصویر اصلی، تصویر حاصل پس از درونیایی و حذف نویز توسط (ب) فیلتر میانه+[۹]، (ج) [۸] + [۹]، (د) الگوریتم همزمان [۲]، (ه) پیشنهادی (DWT-NN) و (و) پیشنهادی (DTCWT-NN)

Fig. 6: (a) Original image, Denoised and resolution enhanced image by (b) Median+[9], (c) [8]+[9], (d) [2], (e) DWT-NN, (f) DTCWT-NN

### ۵- نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتمی برای انجام همزمان درونیایی و حذف نویز فلفل نمکی در حوزه ویولت و با استفاده از شبکه‌های عصبی ارائه شده است. بر خلاف روش‌های متداول دو مرحله‌ای که در ابتدا حذف نویز و در مرحله بعد درونیایی انجام می‌شود، روش پیشنهادی هر دو فرآیند درونیایی و حذف نویز را به عنوان یک مسئله تخمین در نظر می‌گیرد و هر دو را توسط یک الگوریتم انجام می‌دهد. تقسیم تصویر به زیر باندهای مختلف توسط تبدیل ویولت و استفاده از یک شبکه تخمین‌زن جدا برای هر زیرباند باعث می‌شود که تخمین انجام شده توسط شبکه‌ها با دقت بالا صورت پذیرد. همچنین با بهره‌گیری از مزایای تبدیل ویولت

مختلط در مقایسه با تبدیل ویولت گسسته، مانند تقریباً تغییر ناپذیر بودن نسبت به جابجایی، داشتن الیاسینگ کمتر و جهت‌دار بودن بیشتر می‌توان دقت تخمین را افزایش داد. روش پیشنهادی مبتنی بر تبدیل ویولت مختلط پیچیدگی بیشتری نسبت به روش مبتنی بر تبدیل ویولت گسسته دارد اما عملکرد آن به طور متوسط به میزان تقریباً ۱.۵ دسیبل بهتر است. بررسی مقادیر PSNR و مقایسه کیفی (بصری) نشان می‌دهد که روش‌های پیشنهادی به میزان بیش از ۲.۵ دسیبل بهتر به از الگوریتم‌های دو مرحله‌ای و نزدیک به ۴.۵ دسیبل بهتر از الگوریتم همزمان عمل کرده و قادر به حفظ جزئیات و لبه‌های تصویر می‌باشند.

### مراجع

- [1] A. Bovik, Handbook of Image and Video Processing. New York: Academic, 2000.
- [2] L. Zhang, X. Li, "Directional interpolation of noisy images", Proceedings of ICIP 2008. USA, pp.633-636, Oct. 2008.
- [3] K. Hirakawa, T.W. Parks, "Joint demosaicking and denoising", IEEE Trans. Image Process., Vol.15, No.8, pp.2146 – 2157, Aug. 2006.
- [4] L. Zhang, X. Wu, D. Zhang, "Color reproduction from noisy CFA data of single sensor digital cameras", IEEE Trans. Image Process, Vol.16, No.9, pp.2184-2197, Sep. 2007.
- [5] S. Ramani, Ph. Thévenaz, M. Unser, "Regularized Interpolation for Noisy Images", IEEE Trans. Med. Imaging, Vol.29, No.2, pp.543-558, Feb. 2010.
- [6] N.G. Kingsbury, "Image processing with complex wavelets", Philos. Trans. R. Soc. London A, Math. Phys. Sci., Vol.357, No.1760, pp.2543–2560, Sep. 1999.
- [7] I.W. Selesnick, R.G. Baraniuk, N.C. Kingsbury, "The dualtree complex wavelet transform", IEEE Signal Proc. Mag., Vol.22, No.6, pp.123-151, Nov. 2005.
- [8] R.H. Chan, C.W. Ho, M. Nikolova, "Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization", IEEE Trans. Image Process, Vol.14, No.10, pp.1479-1485, Oct. 2005.
- [9] L. Zhang, X. Wu, "An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion", IEEE Trans. Image Process, Vol.15, No.8, pp.2226–2238, 2006.
- [10] Y.L. Huang, "Wavelet-based image interpolation using multilayer perceptron", Neural Comput. Appl., Vol.14, No.1, pp.1-10, Mar. 2005.