

ارائه یک روش وفقی برای حذف نویز سیگنال در قلمرو موجک

مهدی نصری، حسین نظام‌آبادی‌پور و سعید سریزدی

می‌تواند آستانه‌گذار سخت یا نرم باشد. در آستانه‌گذار سخت، ضرایب با اندازه بزرگ‌تر از آستانه بدون تغییر باقی می‌مانند ولی در آستانه‌گذار نرم، از اندازه ضرایب بزرگ‌تر از آستانه، به مقدار آستانه کاسته می‌شود. این روش، هر چند بعضاً سیگنالی بیش از حد هموار ایجاد می‌کند، ولی مقدمه‌ای بر توسعه بحث حذف نویز از سیگنال در دو زمینه بوده است.

اولین زمینه شامل روش‌هایی برای به دست آوردن مقدار آستانه بهینه است [۳] تا [۷]. از مهم‌ترین روش‌های این دسته، روش‌های SURE shrink [۳] و HMT [۴] است. این روش‌ها، به صورت زیرباند-وفقی^۶ هستند. بدین معنی که برای هر زیرباند تبدیل موجک سیگنال، آستانه‌ای مجزا انتخاب می‌شود. آستانه در روش SURE shrink با کمینه‌کردن تخمین ناریب ریسک اشتاین^۷ (SURE) برای هر زیرباند به دست می‌آید که البته در این روش در حالت‌های تنگ^۸، بجای آستانه SURE از همان مقدار آستانه سراسری دونوهو (Visu Shrink) استفاده می‌شود. روش HMT نیز با استفاده از درخت مخفی مارکوف^۹، آمارگان مشترک ضرایب موجک در طی مقیاس‌ها را توصیف کرده و آستانه مناسب را برای هر زیرباند به دست می‌آورد.

زمینه دوم توسعه روش‌های حذف نویز با استفاده از موجک، شامل بررسی اثر آستانه‌گذارهای مختلف است [۸] تا [۱۳]. هر کدام از آستانه‌گذارهای سخت و نرم که در روش پیشنهادی دونوهو استفاده شدند، دارای مزایا و معایبی هستند. به عنوان مثال تخمین آستانه‌گذار نرم دارای بایاس بزرگ‌تری نسبت به آستانه‌گذار سخت است، زیرا این آستانه‌گذار اندازه ضرایب بزرگ‌تر از آستانه را به مقدار آستانه کاهش می‌دهد. از سوی دیگر، با توجه به ناپیوستگی موجود در آستانه‌گذار سخت، تخمین این آستانه‌گذار واریانس بزرگ‌تری داشته و می‌تواند ناپایدار گردد، پس نسبت به تغییرات جزئی در داده‌ها حساس است [۸]. برای رفع این مشکلات، آستانه‌گذارهایی چون semi-soft [۸] و garrote [۹] ارائه شده‌اند که می‌توان از آنها به عنوان مصالحه‌ای بین توابع سخت و نرم نام برد [۹]. همچنین در [۱۰] تا [۱۳] دسته آستانه‌گذارهایی ارائه شده که با تنظیم پارامترهای متغیر آنها می‌توان به آستانه‌گذارهای مختلف دست پیدا کرد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی، در دو دهه اخیر کاربردهای فراوانی در اکثر علوم مهندسی داشته‌اند. یکی از مهم‌ترین این کاربردها، تخمین توابع غیرخطی است [۱۴]. مسأله حذف نویز را نیز می‌توان از دیدگاهی دیگر، به عنوان تخمین ضرایب موجک سیگنال اصلی از روی ضرایب موجک سیگنال نویزی به حساب آورد. از اینرو در مقالات مختلف روش‌های متعددی برای ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با تبدیل موجک ارائه شده و در حذف نویز سیگنال، مورد استفاده قرار گرفته است [۱۵] تا [۱۸]. در شبکه‌های عصبی موجک^{۱۰} که توسط Q. Zhang پیشنهاد شد [۱۵]

چکیده: در این مقاله، یک دسته آستانه‌گذار غیر خطی جدید با یک پارامتر تنظیم شکل برای حذف نویز سیگنال در حوزه موجک ارائه شده است. همچنین، روش جدیدی در آموزش شبکه‌های عصبی آستانه‌گذاری برای حذف نویز از سیگنال پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، برخلاف سایر روش‌های موجود، پارامتر تنظیم شکل تابع آستانه‌گذار وفقی جدید به همراه پارامتر آستانه و با استفاده از الگوریتم LMS تحت آموزش قرار گرفته و مقادیر بهینه آنها به صورت هم‌زمان به دست می‌آید. با این کار اثر هر دو فاکتور آستانه و شکل آستانه‌گذار در حذف نویز مد نظر قرار گرفته است. تابع آستانه‌گذار پیشنهادی برای حذف نویز در حالت آستانه-سراسری و زیرباند-وفقی آزموده شده و با روش‌های متداول در این زمینه از طریق معیارهای مختلف مقایسه شده است. همچنین آزمایش‌هایی برای تعیین کارایی روش پیشنهادی آموزش شبکه عصبی در حالت زیرباند-وفقی انجام شده است. نتایج آزمایش‌ها روی سیگنال‌های استاندارد، کارایی روش‌های پیشنهادی را در حذف نویز از سیگنال نشان می‌دهد.

کلید واژه: تابع آستانه‌گذاری وفقی، تبدیل موجک، حذف نویز سیگنال، شبکه‌های عصبی.

۱- مقدمه

امروزه تبدیل موجک به یکی از مهم‌ترین ابزارها در زمینه تحلیل‌های عددی و پردازش سیگنال و تصویر تبدیل شده است. با توجه به خواص تبدیل موجک، کارایی این تبدیل در حذف نویز نیز به اثبات رسیده است [۱]. هدف اصلی در حذف نویز این است که سیگنال بازسازی شده تا حد امکان به سیگنال اصلی نزدیک بوده و در عین حال خواص اصلی سیگنال چون میزان همواری آن نیز حفظ شود. اولین گام‌های مؤثر در زمینه حذف نویز در حوزه موجک توسط دونوهو^۱ و جانستون^۲ با معرفی روش کاهش اندازه ضرایب موجک^۳ برداشته شد [۲] و [۳]. در این روش ابتدا آستانه‌ای سراسری^۴ - که برای تمام ضرایب موجک در زیرباندهای تبدیل مقداری واحد در نظر گرفته می‌شود - محاسبه شده، سپس بر روی ضرایب تفصیل^۵ تبدیل موجک، عمل آستانه‌گذاری انجام می‌شود. بدین معنی که ضرایب کوچک‌تر از آستانه، صفر شده و ضرایب بزرگ‌تر نیز طبق قانون آستانه‌گذاری تغییر می‌کند. قانون آستانه‌گذاری در روش پیشنهادی دونوهو

این مقاله در تاریخ ۱۲ دی ماه ۱۳۸۵ دریافت و در تاریخ ۲۲ خرداد ماه ۱۳۸۶ بازنگری شد.

مهدی نصری، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران (email: nasri_me@yahoo.com).

حسین نظام‌آبادی‌پور، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران (email: nezam@mail.uk.ac.ir).

سعید سریزدی، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران (email: saryazdi@mail.uk.ac.ir).

6. Subband-Adaptive
7. Stein Unbiased Risk Estimator
8. Sparse
9. Hidden Markov Tree
10. Wavelet Network

1. Donoho
2. Johnstone
3. Wavelet Shrinkage
4. Universal Threshold
5. Details

۲- حذف نویز در حوزه موجک با آستانه سراسری

حذف نویز مبتنی بر تبدیل موجک بر اساس خواص اولیه این تبدیل استوار است. یکی از این خواص، خاصیت فشرده‌سازی انرژی سیگنال است. خاصیت فشرده‌سازی تصریح می‌کند که عمده انرژی سیگنال تنها در چند ضریب از ضرایب موجک متمرکز بوده و بقیه ضرایب عمدتاً دارای مقدار ناچیزی هستند. این در حالی است که انرژی نویز در بین تمام ضرایب در حوزه موجک گسترده است. لذا با انتخاب آستانه مناسب، می‌توان اکثریت نویز را حذف کرد در حالی که ویژگی‌های مهم سیگنال باقی بماند. فرض کنید بردار داده x که به صورت $x = [x_1, x_2, \dots, x_{N-1}]^T$ است، طبق (۱) تعریف شده باشد

$$x_i = v_i + n_i \quad i = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1)$$

که در آن مقادیر v_i ضرایب موجک سیگنال اصلی و n_i مؤلفه‌های نویز گوسی با توزیع مستقل و همسان $N(0, \sigma)$ (iid) است. بنابراین، x_i ها مشاهدات نویزی هستند.

هدف اصلی در حذف نویز، کمینه‌کردن خطای میانگین مربعات (MSE) است. بدین معنی که در نهایت باید اختلاف سیگنال بازسازی شده و سیگنال اصلی به کمترین حد ممکن برسد. اگر v سیگنال اصلی و \hat{v} خروجی تابع آستانه‌گذاری در حوزه موجک باشد، این خطا از (۲) به دست می‌آید

$$J(\hat{v}, v) = \frac{1}{2} E \|\hat{v} - v\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N-1} (\hat{v}_i - v_i)^2 \quad (2)$$

که در آن، N طول سیگنال است.

بلوک-دیاگرام کلی حذف نویز در حوزه موجک در شکل ۱ آمده است. همان‌طور که از این شکل برمی‌آید، ابتدا سیگنال نویزی به چند سطح تجزیه می‌شود. سپس، بر اساس قانون آستانه‌گذاری، ضرایب تبدیل موجک سیگنال تغییر می‌یابد. نهایتاً وارون تبدیل موجک، سیگنال بازسازی شده را نتیجه می‌دهد. آستانه سراسری در روش Visu shrink بر اساس آمارگان نویز طبق (۳) محاسبه می‌شود [۲]

$$thr_{universal} = \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (3)$$

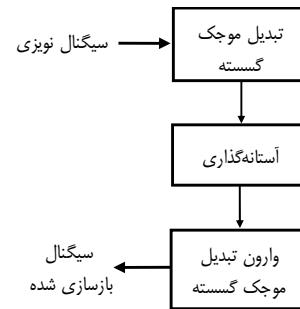
که در آن، N طول سیگنال و σ انحراف معیار نویز است که چون عمدتاً اطلاعی از آن در دسترس نیست، می‌توان آن را با استفاده از روش‌های تخمین نویز، به دست آورد. از جمله مهم‌ترین و پرکاربردترین این تخمین‌گرها، تخمین‌گر MAD^A [۳] است که در (۴) آمده است

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median} [\{Y_i, i \in d\}]}{0.6745} \quad (4)$$

در صورت این رابطه، میانه ضرایب زیرباند تفصیل (Y_i) در سطح اول تجزیه (d_1) منظور شده است.

۳- شبکه‌های عصبی آستانه‌گذاری

در شبکه‌های عصبی آستانه‌گذار به جای تابع فعال‌سازی، تابع آستانه‌گذاری غیر خطی قرار می‌گیرد. این نوع شبکه دارای تفاوت‌های زیادی با شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون است. در شبکه آستانه‌گذاری، همه وزن‌های شبکه ثابت و برابر یک در نظر گرفته



شکل ۱: بلوک دیاگرام سیستم حذف نویز در حوزه موجک.

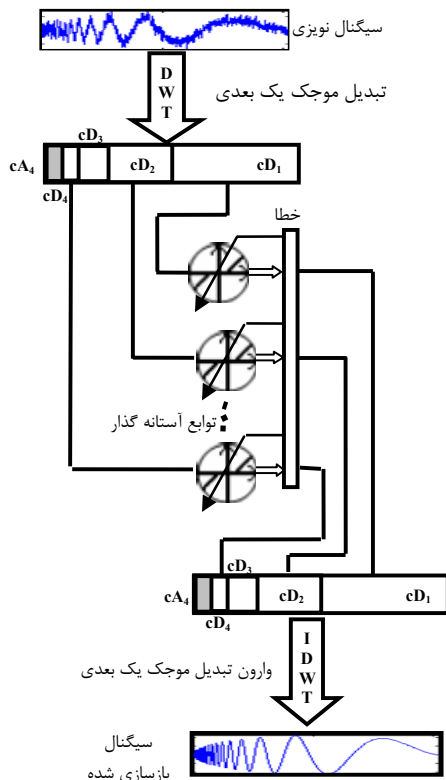
توابع پایه موجک به جای توابع فعال‌ساز شبکه عصبی قرار می‌گیرند. در آموزش این نوع شبکه، پارامترهای مقیاس و انتقال توابع موجک نیز علاوه بر وزن‌های شبکه آموزش می‌یابند. از کاربردهای این نوع شبکه در حذف نویز، می‌توان به [۱۶] اشاره کرد که در آن سیگنال GPR^۱ با استفاده از شبکه‌های موجک حذف نویز شده است. Lotric در [۱۷] با ترکیب روش حذف نویز در حوزه موجک با شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه به نتایج خوبی در زمینه تخمین سری‌های زمانی نویزی دست یافت. Zhang نیز با ترکیب ایده شبکه‌های عصبی مصنوعی و آستانه‌گذاری ضرایب موجک، مفهوم شبکه عصبی آستانه‌گذار^۲ را ارائه داد [۱۸]. در این روش، ضرایب تفصیل تبدیل موجک سیگنال نویزی وارد شبکه آستانه‌گذار می‌شوند و پس از آستانه‌گذاری ضرایب و عبور از عملگر وارون موجک، سیگنال بازسازی شده به دست می‌آید. در شبکه پیشنهادی Zhang از روش گرادیان نزولی کمترین میانگین مربعات LMS^۳ برای آموزش استفاده شده است که در آن مقدار آستانه مناسب در دسته آستانه‌گذار پیشنهادی برای حذف نویز به دست می‌آید. در روش Zhang تنها مقدار آستانه آموزش یافته و شکل آستانه‌گذار ثابت در نظر گرفته می‌شود.

در این مقاله، ابتدا دسته آستانه‌گذاری جدید ارائه شده، سپس روش جدیدی برای آموزش شبکه‌های عصبی آستانه‌گذاری معرفی می‌شود. در روش آموزش پیشنهادی، پارامتر تنظیم شکل آستانه‌گذار نیز به همراه مقدار آستانه تحت آموزش قرار گرفته و مقدار مناسب آن به دست می‌آید و برای اولین بار اثر هر دو عامل در کنار هم بررسی می‌شود. این روش، در آموزش‌های بانظارت^۴ و بدون نظارت^۵ قابل اعمال است.

سازماندهی بقیه مقاله به این صورت است که پس از مروری بر حذف نویز به روش آستانه-سراسری در حوزه موجک در بخش دوم، شبکه‌های آستانه‌گذاری و تفاوت‌ها و شباهت‌های آنها با شبکه‌های عصبی مصنوعی در بخش سوم بررسی می‌شود. در بخش چهارم تابع آستانه‌گذار وقتی پیشنهادی بررسی خواهد شد. پس از آن در بخش پنجم، به تفصیل انواع آموزش، اعم از باناظر و بدون ناظر و به دنبال آن در بخش ششم، روش پیشنهادی آموزش شبکه می‌آید. بخش هفتم، بخش بررسی نتایج آزمایش‌ها و مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های متداول در دو حالت آستانه-سراسری و زیرباند-وقتی از طریق مقایسه معیارهای مختلف ارزیابی است و در نهایت، بخش هشتم که جمع‌بندی است، پایان بخش مقاله خواهد بود.

1. Ground-Penetrating Radar
2. Thresholding Neural Network
3. Least Mean Square
4. Supervised Learning
5. Unsupervised Learning

6. Independent and Identically Distributed
7. Mean Square Error
8. Median Absolute Deviation



شکل ۳: شبکه عصبی آستانه‌گذاری در حذف نویز سیگنال.

نکته قابل ذکر دیگری که آستانه‌گذارهای کلاسیک در آن خاصیت مشترکند، این است که ضرایب موجک با اندازه کوچک‌تر از آستانه را صفر کرده و تنها ضرایب موجک با اندازه بزرگ‌تر از آستانه را با قوانین متفاوت تغییر می‌دهند. اما در آستانه‌گذار پیشنهادی، ضرایب با اندازه کوچک‌تر از آستانه صفر نشده بلکه با تابعی چندجمله‌ای تضعیف می‌شوند

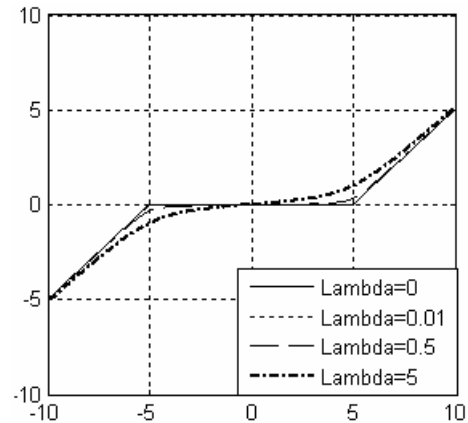
$$\hat{v} = \eta(x, thr, k) = \begin{cases} x - 0.5 \frac{thr^x \times k}{x} + (k-1) & thrx > thr \\ 0.5 \frac{k |x|^{\frac{k+\gamma}{k}}}{thr^{\frac{\gamma}{k}}} \text{sign}(x) & |x| \leq thr \\ x - 0.5 \frac{thr^x \times k}{x} - (k-1) & thrx < -thr \end{cases} \quad (6)$$

که در آن، x ضرایب موجک سیگنال نویزی و تابع sign ، تابع علامت است.

تابع پیشنهادی دارای یک پارامتر تنظیم شکل (k) علاوه بر پارامتر آستانه (thr) است. تابع آستانه‌گذار ارائه شده هنگامی که پارامتر تنظیم شکل آن به سمت صفر میل کند، به آستانه‌گذار نرم میل می‌کند. علاوه بر آن به ازای $k=1$ ، آستانه‌گذار برای مقادیر بزرگ‌تر از آستانه، به صورت مجانبی به آستانه‌گذار سخت میل می‌کند. در شکل ۴، تابع آستانه‌گذار به ازای مقادیر مختلف پارامتر k دیده می‌شود.

۵- آموزش شبکه عصبی آستانه‌گذاری

همان‌طور که در بخش ۳ بررسی شد، شبکه‌های آستانه‌گذاری نیز، مانند دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت آموزش دارند. با این تفاوت که در آنها، پارامتر آموزش به جای وزن‌های شبکه، مقدار آستانه است. از معمول‌ترین روش‌های آموزش شبکه‌های عصبی، روش LMS است



شکل ۲: دسته تابع آستانه‌گذاری پیشنهادی Zhang در [۱۸].

می‌شود. در عوض تابع فعال‌سازی آن دارای ساختاری متغیر و قابل آموزش است. ولی در شبکه‌های چندلایه معمولی، تابع فعال‌ساز ثابت بوده و پارامترهای قابل تنظیم و یادگیری آن، همانا وزن‌های شبکه است. با این وجود، به دلیل شباهت‌هایی چون وجود پارامتر قابل تنظیم و همانندی فرم آموزش و همچنین نزدیکی فرم کلی شبکه آستانه‌گذاری به شبکه‌های عصبی، در صورتی که تابع آستانه‌گذار به منزله تابع فعال‌ساز تلقی شود، نام‌گذاری شبکه عصبی آستانه‌گذاری توجیه‌پذیر است.

از آنجایی که اغلب الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی، از گرادینت یا مشتقات مرحله بالاتر توابع فعال‌سازی استفاده می‌کنند، مطلوبست که تابع فعال‌سازی شبکه مشتق‌پذیر باشد تا این الگوریتم‌ها در آموزش، قابل پیاده‌سازی شود. از اینرو Zhang دسته منحنی (δ) را پیشنهاد کرد که با داشتن پارامتر تنظیم شکل λ ، تابعی مشتق‌پذیر است [۱۸]

$$\eta(x, thr, \lambda) = x + 0.5(\sqrt{(x-thr)^2 + \lambda} - \sqrt{(x+thr)^2 + \lambda}) \quad (5)$$

که در آن، x ضرایب موجک سیگنال نویزی مشاهده شده و thr مقدار آستانه است. پارامتر λ ، پارامتر تنظیم شکل منحنی است. دسته منحنی آستانه‌گذاری Zhang برای پارامترهای مختلف λ در شکل ۲ آمده است. شبکه آستانه‌گذار به کار رفته در این مقاله، از ایده شبکه‌های آستانه‌گذاری Zhang الهام گرفته شده است و به شیوه زیرباند-وقعی اعمال می‌شود. بدین معنی که مقدار آستانه برای تمام ضرایب هر کدام از زیرباندها مقداری یکسان در نظر گرفته شده و جداگانه به دست می‌آید. در شکل ۳، بلوک دیگرام کلی روش دیده می‌شود. در این روش، ابتدا سیگنال نویزی به چند سطح، تجزیه موجک می‌شود. پس از آن ضرایب زیرباندهای تفصیلی به صورت جداگانه وارد تابع آستانه‌گذاری شده و در خروجی با اجرای عملگر وارون موجک روی آنها، سیگنال بازسازی شده حاصل می‌شود. در نهایت، طی گام‌های پشت سر هم و از طریق آموزش شبکه، مقدار آستانه بهینه برای زیرباندهای مختلف، به صورت جداگانه به دست می‌آید.

۴- تابع آستانه‌گذاری پیشنهادی

در این مقاله دسته منحنی آستانه‌گذاری جدیدی با (۶)، ارائه شده است. تابع پیشنهادی بر خلاف تابع سخت، در آستانه پیوسته است. علاوه بر آن بر خلاف توابع سخت و نرم به ازای مقادیر مختلف پارامتر، دارای مشتق مرتبه اول بوده و به صورت ضعیف، مشتق مرتبه دوم دارد. خاصیت مشتق‌پذیری تابع، امکان استفاده از آن را در روش‌های وقتی که نیازمند گرادینت تابع آستانه‌گذار هستند، فراهم می‌کند.

مرجع در کاربردهایی چون حذف اکو^۱ و حالتی که آرایه‌ای از سنسورها در مقصد وجود داشته باشد، قابل توجه است [۲۰]. با فرض داشتن دو نسخه نویزی مختلف x و x' از سیگنال، به صورت (۱۱) می‌توان نوشت

$$\begin{aligned} x_i &= v_i + n_i \\ x'_i &= v_i + n'_i \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (11)$$

که در آن، v_i بیانگر مقادیر سیگنال اصلی و n_i و n'_i نویزهای گوسی با توزیع مستقل $N(0, \sigma)$ و $N(0, \sigma')$ هستند. در این حالت، تفاوت بین تخمین \hat{v} و مرجع نویزی x' به صورت $\hat{v} - x' = \varepsilon'$ بوده و خطای میانگین مربعی با (۱۲) به دست می‌آید [۱۸]

$$\begin{aligned} J'(thr) &= \frac{1}{\gamma} E\{\|\varepsilon'\|^2\} = \frac{1}{\gamma} E\{\|\hat{v} - x'\|^2\} \\ &= \frac{1}{\gamma} E\{\|\hat{v} - v - n'\|^2\} \\ &= \frac{1}{\gamma} [E\{\|\hat{v} - v\|^2\} + E\{\|n'\|^2\} - 2E\{(\hat{v} - v)^T n'\}] \quad (12) \\ &= \frac{1}{\gamma} E\{\|\hat{v} - v\|^2\} + \frac{1}{\gamma} E\{\|n'\|^2\} \\ &= J(thr) + \frac{1}{\gamma} E\{\|n'\|^2\} \end{aligned}$$

همان‌گونه که (۱۲) نشان می‌دهد، وقتی پارامتر thr برای کمینه‌کردن $J'(thr)$ به دست آید، به تبع آن $J(thr)$ نیز کمینه می‌شود. لذا استفاده از مرجع نویزی برای آموزش شبکه، امری منطقی است. حالت‌های ذکرشده که در آنها از سیگنال اصلی یا نسخه نویزی برای آموزش استفاده شده است، آموزش بانظارت نام دارد. زیرا سیگنال مرجع در آموزش وجود دارد. در قسمت بعدی آموزش بدون نظارت شبکه آستانه‌گذاری بررسی می‌شود.

۵-۲ آموزش بدون نظارت

در برخی کاربردهای عملی حذف نویز، دسترسی به سیگنال اصلی یا نسخه‌ای نویزی از سیگنال امکان‌پذیر نیست. در این حالت برای آموزش از معیارهایی استفاده می‌شود که از تخمین خطای میانگین مربعات سود می‌برند. یکی از این معیارها، معیار SURE است.

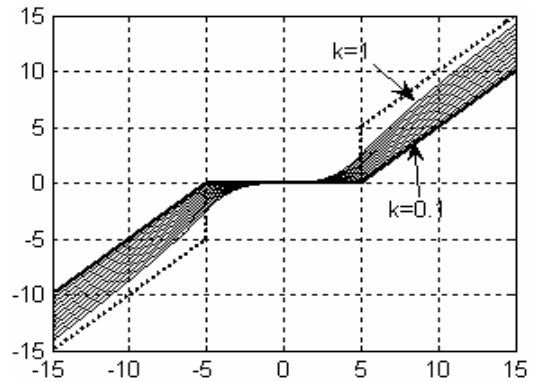
برای شروع بحث و بررسی این معیار و با فرض نرمالیزه‌بودن واریانس نویز، بدون از دست رفتن عمومیت مسأله، ابتدا تابع $g(x)$ به صورت (۱۳) تعریف می‌شود

$$g(x) = \eta(x) - x \quad (13)$$

که در آن، $\eta(x)$ تابع آستانه‌گذاری و $g = [g_0, g_1, \dots, g_{N-1}]^T$ تابعی از \mathbb{R}^N به \mathbb{R}^N است. در این صورت می‌توان نوشت

$$\begin{aligned} E\{\|g(x)\|^2\} &= E\{\|\eta(x) - x\|^2\} = E\{\|\hat{v} - x\|^2\} \\ &= E\{\|\hat{v} - v - n\|^2\} \\ &= [E\{\|\hat{v} - v\|^2\} + E\{\|n\|^2\} - 2E\{(\hat{v} - v)^T n\}] \quad (14) \\ &= E\{\|\hat{v} - v\|^2\} + E\{\|n\|^2\} = 2J(thr) + E\{\|n\|^2\} \end{aligned}$$

بنابراین وقتی پارامتر thr برای کمینه‌کردن $g(x)$ محاسبه شود، $J(thr)$ نیز کمینه خواهد شد. از سوی دیگر اشتاین نشان داده است که اگر $g(x)$ به طور ضعیف مشتق‌پذیر باشد، آنگاه (۱۵) صادق خواهد بود [۲۱]



شکل ۴: تابع آستانه‌گذاری وقتی به ازای مقادیر مختلف پارامتر k در بازه $[0, 1]$ در کنار توابع سخت و نرم و به ازای مقدار فرضی آستانه $thr = 5$. چنانچه $k \rightarrow 0$ آستانه‌گذار به تابع نرم میل می‌کند. نمودار نقطه‌چین بیانگر تابع سخت و توپر سیاه مبین تابع نرم است.

[۱۹]. در این روش، مقدار آستانه در خلاف جهت گرایان خطا بروز می‌شود. این الگوریتم در (۷) آمده است

$$thr(j+1) = thr(j) + \Delta thr(j) \quad (7)$$

در این رابطه، مقدار آستانه (thr) در گام $(j+1)$ محاسبه شده است. مقدار Δthr از (۸) به دست می‌آید

$$\Delta thr(j) = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial J}{\partial thr} \right|_{thr=thr(j)} \quad (8)$$

که در آن، α نرخ آموزش است و J همان خطای میانگین مربعی (MSE) است. آموزش شبکه آستانه‌گذاری به دو صورت بانظارت و بدون نظارت امکان‌پذیر است. در قسمت بعدی به بررسی روش‌های مختلف آموزش LMS پرداخته می‌شود.

۵-۱ آموزش بانظارت

در آموزش بانظارت به یک سیگنال مرجع نیاز است تا خروجی شبکه با آن مقایسه شده و بر اساس خطای موجود، پارامترهای شبکه - که در اینجا پارامترهای تابع آستانه‌گذار هستند - تنظیم شوند.

۵-۱-۱ آموزش با مرجع سیگنال اصلی

همان‌طور که در (۲) دیده شد، برای محاسبه خطای MSE، به سیگنال اصلی نیاز است، در صورت در دسترس بودن این سیگنال، (۸) به صورت (۹) در می‌آید

$$\begin{aligned} \Delta thr(j) &= -\alpha \cdot \left. \frac{\partial J(thr)}{\partial thr} \right|_{thr=thr(j)} \\ &= -\alpha \cdot \frac{\partial}{\partial thr} \left(\frac{1}{\gamma} \sum_{i=1}^{N-1} (\hat{v}_i - v_i)^2 \right) \quad (9) \\ &= -\alpha \cdot \sum_{i=1}^{N-1} \varepsilon_i \cdot \left. \frac{\partial \hat{v}_i}{\partial thr} \right|_{thr=thr(j)} \end{aligned}$$

که در آن، ε خطای آستانه‌گذاری یعنی تفاضل سیگنال بازسازی‌شده و سیگنال اصلی طبق (۱۰) و \hat{v} خروجی تابع آستانه‌گذار در حوزه کوچک است.

$$\varepsilon_i = \hat{v}_i - v_i \quad (10)$$

۵-۱-۲ آموزش با مرجع سیگنال نویزی

در کاربردهای عملی، وجود سیگنال اصلی در حذف نویز غیر ممکن است. اما، در دسترس بودن نسخه‌ای دیگر از سیگنال نویزی از همان

$$k(j+1) = k(j) + \Delta k(j) \quad (18)$$

$$\Delta k(j) = -\alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial k} \Big|_{k=k(j)} \quad (19)$$

در این حالت نیز می‌توان آموزش به روش‌های بانظارت یا بدون نظارت انجام داد. رابطه (۲۰)، آموزش بانظارت با استفاده از مرجع سیگنال اصلی را برای آموزش پارامتر k نشان می‌دهد

$$\Delta k(j) = -\alpha \cdot \frac{\partial J(t)}{\partial k} \Big|_{k=k(j)} = -\alpha \cdot \sum_{i=1}^{N-1} \varepsilon_i \cdot \frac{\partial \hat{v}_i}{\partial k} \Big|_{k=k(j)} \quad (20)$$

۲-۶ روش آموزش تعمیم‌یافته

این روش پیشنهادی، شامل آموزش هم‌زمان آستانه و پارامتر تنظیم شکل تابع آستانه‌گذار است و از این طریق شکل مناسب تابع در مقدار آستانه بهینه برای حذف نویز از سیگنال به دست می‌آید. در این روش در هر گام آموزش، ابتدا با ثابت فرض کردن مقدار پارامتر شکل تابع، مقدار آستانه به دست می‌آید. پس از آن، مقدار پارامتر شکل (k) با فرض ثابت بودن آستانه، به روز می‌شود. رابطه (۲۱) این روش را نشان می‌دهد

$$\begin{aligned} thr(j+1) &= thr(j) + \Delta thr(j) \\ k(j+1) &= k(j) + \Delta k(j) \end{aligned} \quad (21)$$

مقادیر $\Delta thr(j)$ و $\Delta k(j)$ نیز از (۲۲) به دست می‌آیند

$$\begin{aligned} \Delta thr(j) &= -\alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial thr} \Big|_{thr=thr(j), k=k(j)} \\ \Delta k(j) &= -\alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial k} \Big|_{thr=thr(j), k=k(j)} \end{aligned} \quad (22)$$

در اینجا تنها به ذکر روابط در حالت آموزش بانظارت با مرجع سیگنال اصلی در (۲۳) اکتفا می‌شود، بقیه روابط همانند روابط قبل قابل محاسبه هستند

$$\begin{aligned} \Delta thr(j) &= -\alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial t} = -\alpha \cdot \sum_{i=1}^{N-1} \varepsilon_i \cdot \frac{\partial \hat{v}_i}{\partial t} \Big|_{thr=thr(j), k=k(j)} \\ \Delta k(j) &= -\alpha \cdot \frac{\partial J}{\partial k} = -\alpha \cdot \sum_{i=1}^{N-1} \varepsilon_i \cdot \frac{\partial \hat{v}_i}{\partial k} \Big|_{thr=thr(j), k=k(j)} \end{aligned} \quad (23)$$

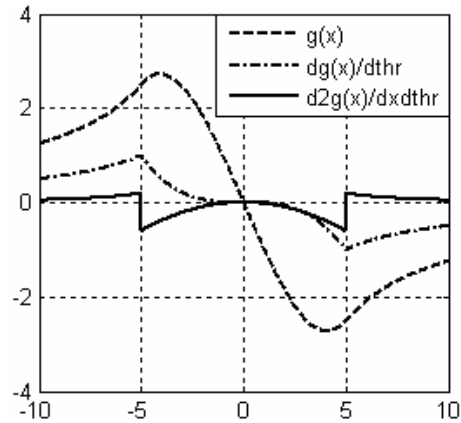
۷- آزمایش‌ها و نتایج

ملاحظه شد که در این مقاله از یک سو، یک تابع آستانه‌گذاری جدید ارائه و از سوی دیگر تعمیمی بر آموزش شبکه‌های آستانه‌گذاری پیشنهاد شد. در ادامه، به تفکیک، آزمایش‌هایی برای تعیین کارایی تابع جدید و روش آموزش پیشنهادی انجام و نتایج آن ارائه خواهد شد.

۷-۱ معیارهای ارزیابی

کارایی روش‌های حذف نویز سیگنال، هم‌زمان به دو عامل مقدار نویز حذف‌شده و میزان تغییر شکل کلی سیگنال بستگی دارد. از اینرو در این مقاله، از سه معیار مختلف برای ارزیابی روش‌های حذف نویز سیگنال استفاده شده است. اولین معیار، معیار خطای میانگین مربعی MSE است که پیش از این در (۲) ارائه شده است. هرچه خطای میانگین مربعی سیگنال بازسازی‌شده نسبت به سیگنال اصلی کمتر باشد، نشان‌دهنده آن است که حذف نویز به صورت مؤثرتری انجام گرفته است. معیار دیگر ارزیابی، معیار SNR کلی خروجی^۱ است که در (۲۴) آمده است [۲۲]

1. Total Output SNR (Signal to Noise Ratio)



شکل ۵: تابع $g(x)$ و مشتقات $\frac{\partial g(x)}{\partial thr}$ و $\frac{\partial^2 g(x)}{\partial x \partial thr}$ به ازای $k=1$ و مقدار فرضی $thr=5$.

$$E\{\|\eta(x) - x\|^2\} = N + E\{\|g(x)\|^2 + 2\nabla_x \cdot g(x)\} \quad (15)$$

که در آن، $\nabla_x \cdot g(x) = \sum_{i=1}^{N-1} g_i / \partial x(i)$ است. تخمین نارایب (۱۵) به معیار SURE در (۱۶) منجر می‌شود [۶]

$$R_{SURE}(thr) = N + \|g(x)\|^2 + 2\nabla_x \cdot g(x) \quad (16)$$

پس می‌توان به جای ریسک MSE در (۸)، ریسک SURE محاسبه‌شده در (۱۶) را قرار داد، بنابراین

$$\begin{aligned} \Delta thr(j) &= -\alpha \frac{\partial R_{SURE}(thr)}{\partial thr} \\ &= -\alpha \frac{\partial}{\partial thr} (N + \|g(x)\|^2 + 2\nabla_x \cdot g(x)) \\ &= -2\alpha \sum_{i=1}^{N-1} g_i \cdot \frac{\partial g_i}{\partial thr(j)} - 2\alpha \sum_{i=1}^{N-1} \frac{\partial^2 g_i}{\partial x(i) \partial thr(j)} \end{aligned} \quad (17)$$

همان‌طور که از (۱۶) بر می‌آید، برای محاسبه Δthr در آموزش بدون نظارت به $g(x)$ و مشتقات $\frac{\partial g(x)}{\partial thr}$ و $\frac{\partial^2 g(x)}{\partial x \partial thr}$ نیاز است. در شکل ۵ این مقادیر برای تابع پیشنهادی به تصویر کشیده شده‌اند.

۶- تعمیمی بر آموزش شبکه عصبی آستانه‌گذار

در کارهای انجام‌شده در زمینه رفع نویز در قلمرو موجک به کمک شبکه‌های عصبی آستانه‌گذار، همواره پارامتر آستانه تحت آموزش قرار گرفته است. توابع آستانه‌گذار به کار رفته دارای پارامتر شکل نبوده و در صورتی که چنین پارامتری داشته‌اند، مقدار این پارامتر ثابت فرض شده است. در ادامه با اقتباس از روش تنظیم پارامتر آستانه، ابتدا روشی برای تنظیم پارامتر شکل آستانه‌گذار ارائه خواهد شد. سپس به چگونگی آموزش و تنظیم هم‌زمان پارامترهای آستانه و شکل آستانه‌گذار با استفاده از گرادینان نزولی پرداخته خواهد شد. این روش از این به بعد، روش تعمیم‌یافته نامیده می‌شود.

۶-۱ آموزش پارامتر تنظیم شکل آستانه‌گذار

تا اینجا به بررسی آموزش آستانه در حالت‌های بانظارت و بدون نظارت پرداخته شد. در این نوع آموزش، پارامتر تنظیم شکل آستانه‌گذار (k) ثابت در نظر گرفته شده و با توجه به آن، مقدار آستانه بهینه در هر کدام از زیرباندها محاسبه می‌شود. به عنوان روشی پیشنهادی، می‌توان پارامتر تنظیم شکل آستانه‌گذار را برای زیرباندهای مختلف بهینه کرد. در این صورت (۷) و (۸) به (۱۸) و (۱۹) تبدیل می‌شوند

ثابت می‌شود.

در آزمایش‌های انجام‌شده، از گام آموزش $\alpha = 10^{-6}$ استفاده شده و معیار همگرایی نیز به صورت $\Delta thr(i)/thr(i) < 10^{-6}$ در نظر گرفته شده است. در این حالت، انواع آموزش بانظارت شامل آموزش با مرجع اصلی و آموزش با مرجع نویزی به همراه آموزش بدون نظارت به شبکه اعمال شده و نتایج در جدول ۲ آورده شده است.

۳-۷ کارایی روش آموزش پیشنهادی (آموزش تعمیم‌یافته)

برای اثبات کارایی روش پیشنهادی در آموزش شبکه، این روش آموزش نیز در حالت‌های مختلف بانظارت و بدون نظارت آزموده شده و برای حذف نویز، به کار گرفته شده است. نتایج این آزمایش در جدول ۳ آمده است. مقایسه نتایج ارائه‌شده در جدول‌های ۲ و ۳، میزان کارایی روش آموزش پیشنهادی را در قیاس با روش آموزش متداول در رفع نویز سیگنال نشان می‌دهد. همچنین در این قیاس، میزان برتری تابع پیشنهادی در حالت تنظیم پارامترهای آستانه و شکل، به توابع موجود مشخص می‌شود.

۴-۷ تحلیل نتایج آزمایش‌ها

نتایج ارائه‌شده در جدول ۱ نشان‌دهنده آن است که آستانه‌گذار ارائه‌شده، در حالت آستانه-سراسری کارایی به مراتب بهتری نسبت به آستانه‌گذارهای کلاسیک دارد. علاوه بر آن، استفاده از این تابع در شبکه‌های عصبی آستانه‌گذار نیز نتایجی بهتر نسبت به روش‌های وفقی متداول در پی دارد (جدول ۲). همانگونه که ملاحظه می‌شود در این آزمایش‌ها، روش‌های حذف نویز بانظارت و بدون نظارت نیز مقایسه شده‌اند. نتایج ارائه‌شده در جدول ۲ و ۳ بیانگر آن است که آموزش شبکه با مرجع سیگنال نویزی و آموزش با معیار SURE نتایجی نزدیک به آموزش با استفاده از مرجع سیگنال اصلی فراهم می‌کند.

نتایج آزمایش‌های بخش ۳-۷ که در جدول ۳ ارائه شده است در مقایسه با نتایج جدول ۲، بیانگر این موضوع است که روش پیشنهادی در آموزش شبکه (روش تعمیم‌یافته) تأثیر بسزایی در رفع نویز سیگنال با استفاده از توابع آستانه‌گذاری و شبکه‌های عصبی آستانه‌گذار دارد. البته این مجموعه آزمایش‌ها علاوه بر آنکه تأییدی بر روش آموزش پیشنهادی دارند، تأییدی دیگر نیز بر تابع آستانه‌گذار پیشنهادی به واسطه وجود پارامتر شکل تابع دارند. در مجموع می‌توان اینگونه قضاوت کرد که استفاده از دسته توابع آستانه‌گذار معرفی‌شده، به همراه روش آموزش تعمیم‌یافته راه حل مؤثری در رفع نویز سیگنال در قلمرو موجک پیشنهاد می‌کند.

۸- جمع‌بندی

در حال حاضر، حذف نویز در قلمرو موجک به یکی از جذاب‌ترین زمینه‌ها در پردازش سیگنال تبدیل شده است. اگرچه این زمینه تحقیقاتی جوان بوده و عمری کمتر از دو دهه دارد، اما تحقیقات قابل توجهی در آن به انجام رسیده است. این تحقیقات را می‌توان به دو دسته بزرگ یافتن مقدار بهینه آستانه و معرفی تابع آستانه‌گذار مؤثر دسته‌بندی کرد. در این راستا در این مقاله، دسته تابع آستانه‌گذار غیر خطی جدیدی درحوزه موجک ارائه شده، سپس کارایی آن در حذف نویز از سیگنال در حالت آستانه-سراسری در مقایسه با آستانه‌گذارهای متداول تأیید شد. پس از آن با الهام از ایده شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین توابع غیرخطی، روشی زیرباند-وفقی با استفاده از قانون آموزش وفقی LMS و آستانه‌گذار

$$SNR_{tot} = 10 \times \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{N-1} v_i^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (v_i - \hat{v}_i)^2} \quad (24)$$

که در آن، N طول سیگنال، v_i ها بیانگر نمونه‌های سیگنال بدون نویز و \hat{v}_i نمونه‌های سیگنال بازسازی‌شده (تخمین زده‌شده یا حذف نویز شده) است. SNR_{tot} بزرگ‌تر به منزله بازسازی بهتر سیگنال است.

در نهایت، آخرین معیار ارزیابی که در (۲۵) آمده است، معیار میزان اعوجاج سیگنال (SD) است. این معیار، انرژی تفاوت سیگنال اصلی و سیگنال تخمین زده‌شده را با انرژی نویز مقایسه می‌کند

$$SD = 10 \times \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (v_i - \hat{v}_i)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i - v_i)^2} \quad (25)$$

که در آن، x_i نمونه‌های سیگنال نویزی است. معیار SD ، اغلب کوچک‌تر از صفر است و SD کوچک‌تر به منزله بازسازی بهتر سیگنال است. در $SD = 0$ سیگنال تخمین زده‌شده همان سیگنال نویزی است، بدین معنی که هیچ حذف نویزی انجام نشده است [۲۲].

۲-۷ کارایی تابع آستانه‌گذاری پیشنهادی

برای تعیین میزان کارایی تابع آستانه‌گذاری، تابع مذکور در حذف نویز سیگنال به دو حالت آستانه-سراسری و زیرباند-وفقی آزموده خواهد شد.

الف) تابع آستانه‌گذار پیشنهادی در حالت آستانه-سراسری

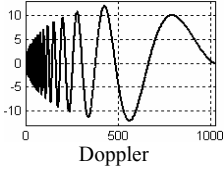
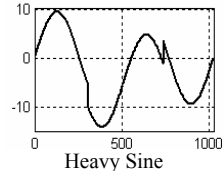
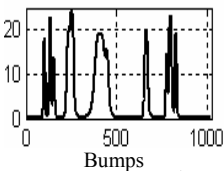
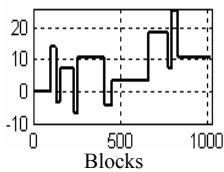
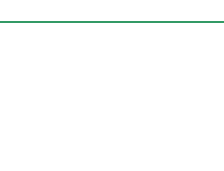
در اولین گام، برای اثبات کارایی تابع آستانه‌گذار ارائه‌شده، از آن در حالت آستانه-سراسری Visu shrink استفاده شده است. بدین معنی که آستانه، طبق (۳) محاسبه شده و به ضرایب موجک سیگنال نویزی، آستانه‌گذار اعمال شده است. تبدیل موجک استفاده‌شده، موجک دابچیز ۸ (۸ db) در هشت سطح تجزیه است. مقدار انتخابی پارامتر شکل دسته آستانه‌گذار پیشنهادی در این آزمایش‌ها ثابت و برابر $k = 1$ در نظر گرفته شده است.

در این حالت، برای مقایسه از آستانه‌گذارهای نرم، سخت و garrote به شکل سراسری استفاده شده است. دسته آستانه‌گذارهای Zhang نیز با مقادیر $k = 3$ در [۶] و $\lambda = 0.1$ در [۱۸]، در حالت آستانه سراسری پیاده‌سازی شده و در مقایسه از آنها استفاده شده است. سیگنال‌های آزمایش، مجموعه‌ای از سیگنال‌های استاندارد 'Doppler'، 'Heavy Sine'، 'Blocks' و 'Bumps' با طول ۱۰۲۴ و SNRهای مختلف آغشته به نویز گوسی با $\sigma = 1$ هستند. نتایج این آزمایش در جدول ۱ بر حسب معیارهای مختلف SD، MSE، SNR که در قسمت ۱-۷ بررسی شد، آمده است.

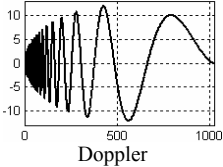
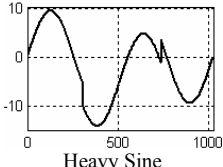
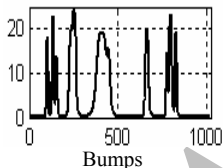
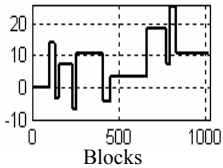
ب) تابع آستانه‌گذار پیشنهادی در حالت زیرباند-وفقی

در دومین گام، با استفاده از روش شبکه عصبی آستانه‌گذاری کارایی تابع پیشنهادی در حالت زیرباند-وفقی با آموزش آستانه بررسی شده است. روش‌های مقایسه نیز روش‌های وفقی ذکر شده در [۶] و [۱۸] هستند. نکته قابل ذکر این است که در این آزمایش‌ها نیز مانند آزمایش‌های انجام‌شده در بخش ۲-۷-الف، تعیین میزان کارایی تابع آستانه‌گذار پیشنهادی تعقیب می‌شود. لذا در این دسته آزمایش‌ها، فقط تابع آستانه تحت آموزش قرار گرفته و پارامتر شکل آستانه‌گذار در مقدار $k = 1$

جدول ۱: مقایسه نتایج حاصل از حذف نویز سیگنال‌های استاندارد در حالت آستانه - سراسری بر حسب معیارهای MSE، SD و SNRTOT.

سیگنال آزمایش	SNR	نرم	سخت	garrote	Zhang [۶]	Zhang [۱۸]	پیشنهادی (سراسری)	معیارهای ارزیابی
		۰٫۴۸۸۶	۰٫۲۰۹۴	۰٫۳۰۳۷	۰٫۴۱۵۵	۰٫۵۰۰۱	۰٫۱۷۲۴	MSE
	۵	-۳٫۱۰۹	-۶٫۶۵۸	-۵٫۰۲۷	-۴٫۰۷۹	-۳٫۰۵۱۵	-۷٫۴۰۱	SD
		۱۰٫۱۲۸	۱۳٫۶۹۸	۱۲٫۱۹۲	۱۱٫۱۳۶	۱۰٫۱۱۹	۱۴٫۵۵	SNRtot
	۷	۰٫۵۵۸۵	۰٫۱۹۸۹	۰٫۳۰۵۶	۰٫۴۵۳۳	۰٫۵۶۲۲	۰٫۱۷۵۵	MSE
		-۲٫۵۵	-۷٫۳۸	-۵٫۰۵۲	-۳٫۳۷۲	-۲٫۴۹۴	-۷٫۴۴۵	SD
		۱۱٫۰۸۶	۱۵٫۶۸	۱۳٫۶۴۶	۱۲٫۰۰۳	۱۱٫۰۵۳	۱۶٫۰۹۱	SNRtot
		۰٫۶۰۰۱	۰٫۲۱۸۵	۰٫۳۱۷۱	۰٫۴۴۷۲	۰٫۵۹۷۲	۰٫۱۸۸۵	MSE
	۹	-۲٫۱۰۲	-۶٫۹۲	-۵٫۱۵۹	-۳٫۲۰۶	-۲٫۱۷۲	-۷٫۲۶۱	SD
		۱۱٫۷۵۹	۱۶٫۵۷۷	۱۴٫۷۱۶	۱۲٫۸۸	۱۱٫۹۰۸	۱۶٫۹۳۸	SNRtot
	۵	۰٫۱۵۰۲	۰٫۰۹۱۴	۰٫۰۹۳	۰٫۱۲۲۶	۰٫۱۵۷۹	۰٫۰۸۱	MSE
		-۸٫۴۰۰۶	-۱۰٫۶۲	-۱۰٫۶۱۲	-۹٫۱۷۸	-۸٫۳۶۴	-۱۱٫۲۱۰	SD
		۱۵٫۶۸۴	۱۷٫۹۳۲	۱۷٫۸۸۲	۱۶٫۴۴۵	۱۵٫۶۳۷	۱۸٫۵۲۰	SNRtot
	۷	۰٫۱۸۰۳	۰٫۰۸۷۳	۰٫۱۱۰۰	۰٫۱۴۴۴	۰٫۱۷۹	۰٫۰۸۵۲	MSE
		-۷٫۲۷۷	-۱۰٫۳۴۷	-۹٫۵۷۶	-۸٫۳۰۴	-۷٫۶۶۹	-۱۰٫۶۵۸	SD
		۱۶٫۰۹۳	۱۹٫۱۷۹	۱۸٫۳۲۶	۱۷٫۰۹۷	۱۶٫۳۶	۱۹٫۴۸۶	SNRtot
	۹	۰٫۱۹۴۰	۰٫۰۹۸۶	۰٫۱۲۴۶	۰٫۱۶۱۵	۰٫۲۰۵۷	۰٫۰۹۵۸	MSE
		-۷٫۱۶۹	-۱۰٫۱۴۳	-۹٫۲۴۳	-۷٫۷۱۲	-۶٫۸۸۵	-۱۰٫۳۵۸	SD
		۱۶٫۹۱۷	۱۹٫۹۷۱	۱۹٫۱۲۹	۱۷٫۵۶۱	۱۶٫۷۴۰	۲۰٫۳۷۳	SNRtot
	۵	۰٫۶۵۱۴	۰٫۲۸۱۹	۰٫۳۸۴۷	۰٫۵۳۰۰	۰٫۶۵۰۵	۰٫۲۳۲۲	MSE
		-۱٫۹۹۰	-۵٫۳۷۱۳	-۴٫۱۸۶۵	-۲٫۷۶۶	-۲٫۰۱۳	-۶٫۳۵۳	SD
		۱۰٫۲۱۳	۱۳٫۹	۱۲٫۴۹۰	۱۱٫۱۲۶	۱۰٫۳۲۳	۱۴٫۹۰۸	SNRtot
	۷	۰٫۷۳۷۸	۰٫۲۹۲۸	۰٫۴۲۸۸	۰٫۵۹۱۹	۰٫۷۲۸۳	۰٫۲۴۹۸	MSE
		-۱٫۴۰۳	-۵٫۴۲۶	-۳٫۶۶۵	-۲٫۱۱۲	-۱٫۴۸۱	-۵٫۹۷۱	SD
		۱۱٫۲۲۴	۱۵٫۱۲۱	۱۳٫۴۸۲	۱۲٫۰۳۴	۱۱٫۲۵۰	۱۵٫۸۱۵	SNRtot
	۹	۰٫۷۹۲۶	۰٫۳۱۳۱	۰٫۴۴۶۵	۰٫۶۴۱۷	۰٫۷۹۱۹	۰٫۲۵۴۶	MSE
		-۰٫۹۷۰	-۵٫۰۲۸	-۳٫۳۲۴	-۱٫۸۶۵	-۰٫۹۸۲	-۵٫۹۸۹	SD
		۱۱٫۹۶	۱۵٫۹۰۹	۱۴٫۲۹۷	۱۲٫۷۶۹	۱۱٫۹۹۴	۱۶٫۹۰۱	SNRtot
	۵	۰٫۸۵۹۰	۰٫۴۳۶۰	۰٫۶۰۱۴	۰٫۷۰۵۵	۰٫۸۸۴۴	۰٫۳۳۹۲	MSE
		-۰٫۴۲۷	-۳٫۷۸۲	-۲٫۳۱۲	-۱٫۴۵۵	-۰٫۳۹۸	-۴٫۶۵۵	SD
		۱۱٫۰۹۴	۱۴٫۱۷۲	۱۲٫۶۵۶	۱۱٫۹۴۶	۱۱٫۰۰۲	۱۵٫۲۰۳	SNRtot

جدول ۲: مقایسه نتایج حاصل از حذف نویز از سیگنال‌های استاندارد در حالت زیرباند-وفقی بر حسب معیارهای MSE، SD و SNRTOT و در حالت آموزش آستانه. در آموزش تابع پیشنهادی فقط پارامتر آستانه تحت آموزش قرار گرفته و پارامتر شکل ثابت در نظر گرفته شده است.

سیگنال آزمایش	SNR	[۶] Zhang (مرجع سیگنال اصلی)	[۱۸] Zhang (مرجع سیگنال اصلی)	تابع پیشنهادی (مرجع سیگنال اصلی)	تابع پیشنهادی (مرجع سیگنال نویزی)	تابع پیشنهادی (آموزش بدون نظارت)	معیارهای ارزیابی
 <p>Doppler</p>	۵	۰٫۱۴۴	۰٫۱۵۶۳	۰٫۱۱۲۳	۰٫۱۱۹۳	۰٫۱۲۴۴	MSE
		-۸٫۴۱۶	-۸٫۰۶۰	-۹٫۴۸۵	-۹٫۲۲۵	-۹٫۰۵۲۰	SD
		۱۵٫۵۲۱۷	۱۵٫۱۶۵۷	۱۶٫۶۰۱۵	۱۶٫۳۳۸	۱۶٫۱۵۷۱	SNRtot
	۷	۰٫۱۴۴۴	۰٫۱۳۸۴	۰٫۱۰۱۲	۰٫۱۰۸۵	۰٫۱۱۵۱	MSE
		-۸٫۴۰۴	-۸٫۵۸۲	-۹٫۹۴۸	-۹٫۶۴۵	-۹٫۳۸۹	SD
		۱۶٫۹۷۰	۱۷٫۱۵۵	۱۸٫۵۱۴	۱۸٫۲۱۲	۱۷٫۹۵۶	SNRtot
۹	۰٫۱۱۴۲	۰٫۱۳۷۹	۰٫۱۰۰۵	۰٫۱۰۲۰	۰٫۱۱۲۹	MSE	
	-۹٫۴۲۳	-۸٫۶۰۴	-۹٫۹۷۸	-۹٫۸۷۱	-۹٫۴۳۴	SD	
	۱۹٫۰۸۱۴	۱۸٫۲۶۲	۱۹٫۶۳۶	۱۹٫۵۲۹	۱۹٫۰۹۲	SNRtot	
 <p>Heavy Sine</p>	۵	۰٫۰۴۶۰	۰٫۰۴۵۵	۰٫۰۳۵۶	۰٫۰۳۷۲	۰٫۰۳۸۱	MSE
		-۱۳٫۳۷۲	-۱۳٫۴۱۹	-۱۴٫۴۸۵	-۱۴٫۲۹۴	-۱۴٫۱۹۰	SD
		۲۰٫۶۹۲	۲۰٫۷۳۹	۲۱٫۸۰۵	۲۱٫۶۱۴	۲۱٫۵۱۰	SNRtot
	۷	۰٫۰۵۰۶	۰٫۰۵۰۶	۰٫۰۳۶۲	۰٫۰۳۶۵	۰٫۰۳۸۵	MSE
		-۱۲٫۹۵۸	-۱۲٫۹۵۸	-۱۴٫۴۱۲	-۱۴٫۳۷۷	-۱۴٫۱۴۵	SD
		۲۱٫۷۳۹	۲۱٫۷۴۰	۲۳٫۱۹۴	۲۳٫۱۵۸	۲۲٫۹۲۶	SNRtot
۹	۰٫۰۵۱۱	۰٫۰۵۴۴	۰٫۰۳۹۲	۰٫۰۴۰۲	۰٫۰۴۲۸	MSE	
	-۱۲٫۹۱۵	-۱۲٫۶۴۴	-۱۴٫۰۶۷	-۱۳٫۹۵۷	-۱۳٫۶۸۵	SD	
	۲۲٫۷۸۸	۲۲٫۵۱۶	۲۳٫۹۳۹	۲۳٫۸۳۰	۲۳٫۵۵۸	SNRtot	
 <p>Bumps</p>	۵	۰٫۱۵۳۴	۰٫۱۶۲۴	۰٫۱۲۵۶	۰٫۱۳۴۳	۰٫۱۳۷۸	MSE
		-۸٫۱۴۱	-۷٫۸۹۴	-۹٫۰۱۰۱	-۸٫۷۱۹	-۸٫۶۰۷	SD
		۱۶٫۴۸۵	۱۶٫۲۳۸	۱۷٫۳۵۴	۱۷٫۰۶۳۳	۱۶٫۹۵۱	SNRtot
	۷	۰٫۱۸۴۳	۰٫۱۸۲۰	۰٫۱۵۳۰	۰٫۱۶۲۸	۰٫۱۶۴۰	MSE
		-۷٫۳۴۴	-۷٫۳۹۹	-۸٫۱۵۳	-۷٫۸۸۳	-۷٫۸۵۱	SD
		۱۷٫۱۵۰	۱۷٫۲۰۴	۱۷٫۹۵۸	۱۷٫۶۸۸	۱۷٫۶۵۷	SNRtot
۹	۰٫۱۷۹۰	۰٫۱۸۳۲	۰٫۱۴۳۲	۰٫۱۵۲۳	۰٫۱۶۷۶	MSE	
	-۷٫۴۷۱	-۷٫۳۷۰	-۸٫۴۴۰	-۸٫۱۷۳	-۷٫۷۵۷	SD	
	۱۸٫۳۶۸	۱۸٫۲۶۷	۱۹٫۳۳۷	۱۹٫۰۶۹	۱۸٫۶۵۴	SNRtot	
 <p>Blocks</p>	۵	۰٫۲۴۸۵	۰٫۲۵۳۴	۰٫۲۱۲۵	۰٫۲۱۴۳	۰٫۲۳۲۵	MSE
		-۶٫۰۴۶۷	-۵٫۹۶۱	-۶٫۷۲۶	-۶٫۶۸۹	-۶٫۳۳۵	SD
		۱۶٫۵۵۰	۱۶٫۴۶۵	۱۷٫۲۳۰	۱۷٫۱۹۳	۱۶٫۸۳۹	SNRtot
	۷	۰٫۳۲۱۰	۰٫۳۴۲۱	۰٫۲۷۳۵	۰٫۲۸۳۷	۰٫۲۹۴۷	MSE
		-۴٫۹۳۴	-۴٫۶۵۸	-۵٫۶۳۰	-۵٫۴۷۱	-۵٫۳۰۶	SD
		۱۶٫۹۰۰	۱۶٫۶۲۳	۱۷٫۵۹۵	۱۷٫۴۳۶	۱۷٫۲۷۱	SNRtot
۹	۰٫۳۱۲۵	۰٫۲۹۴۳	۰٫۲۳۱۲	۰٫۲۴۳۴	۰٫۲۶۱۶	MSE	
	-۵٫۰۵۱۵	-۵٫۳۱۲	-۶٫۳۶۰	-۶٫۱۳۶	-۵٫۸۳۳	SD	
	۱۸٫۱۰۸	۱۸٫۳۶۸	۱۹٫۴۱۶	۱۹٫۱۹۳	۱۸٫۸۸۰	SNRtot	

جدول ۳: مقایسه نتایج حاصل از حذف نویز از سیگنال‌های استاندارد با روش آموزش پیشنهادی (آموزش تعمیم‌یافته) در حالت زیرباند-وقفی بر حسب MSE، SD و SNRTOT.

سیگنال آزمایش	SNR	تابع پیشنهادی و آموزش تعمیم‌یافته (مرجع سیگنال اصلی)			تابع پیشنهادی و آموزش تعمیم‌یافته (مرجع سیگنال نویزی)			تابع پیشنهادی و آموزش تعمیم‌یافته (آموزش بی‌ناظر)		
		MSE	SD	SNRtot	MSE	SD	SNRtot	MSE	SD	SNRtot
Doppler	۵	۰٫۰۹۸۲۵	-۱۰٫۰۷۶	۱۷٫۱۸۲	۰٫۱۰۱۲	-۹٫۹۴۸	۱۷٫۰۵۳۵	۰٫۱۰۹۸	-۹٫۵۹۴	۱۶٫۶۹۹
	۷	۰٫۰۹۵۴۳	-۱۰٫۲۰۳	۱۸٫۷۶۹	۰٫۰۹۸۲۳	-۱۰٫۰۷۷	۱۸٫۶۴۴	۰٫۱۰۲۳	-۹٫۹۰۱۲	۱۸٫۴۶۷
	۹	۰٫۰۹۵۴۰	-۱۰٫۲۰۴	۱۹٫۸۲۶	۰٫۰۹۸۱	۱۰٫۰۸۳	۱۹٫۷۴۱	۰٫۱۰۸۴	-۹٫۶۴۹	۱۹٫۳۰۷
Heavy Sine	۵	۰٫۰۲۹۴	-۱۵٫۳۱۶	۲۲٫۶۳۶	۰٫۰۳۲۵	-۱۴٫۸۸۱	۲۲٫۲۰۰	۰٫۰۳۶۱	-۱۴٫۴۲۴	۲۱٫۷۴۴
	۷	۰٫۰۳۰۱	-۱۵٫۲۱۴	۲۳٫۹۹۵	۰٫۰۳۰۹	-۱۵٫۱۰۰	۲۳٫۸۸۱	۰٫۰۳۳۲	-۱۴٫۷۸۸	۲۳٫۵۶۹
	۹	۰٫۰۳۲۲	-۱۴٫۹۲۱	۲۴٫۷۹۳	۰٫۰۳۴۵	-۱۴٫۶۲۱	۲۴٫۴۹۴	۰٫۰۳۹۵	-۱۴٫۰۳۴	۲۳٫۹۰۶
Bumps	۵	۰٫۱۰۲۴	-۹٫۸۹۷	۱۸٫۲۴۱	۰٫۱۱۳۲	-۹٫۴۶۱	۱۷٫۸۰۵	۰٫۱۲۶۳	-۸٫۹۸۶	۱۷٫۳۳۰
	۷	۰٫۱۲۳۴	-۹٫۰۸۶	۱۸٫۸۹۲	۰٫۱۳۴۳	-۸٫۷۱۹	۱۸٫۵۲۴	۰٫۱۴۸۴	-۸٫۲۸۵	۱۸٫۰۹۱۱
	۹	۰٫۱۲۴۴	-۹٫۰۵۱۸	۱۹٫۹۴۸	۰٫۱۲۸۴	-۸٫۹۱۴	۱۹٫۸۱۱	۰٫۱۳۹۴	-۸٫۵۵۷	۱۹٫۴۵۴
Blocks	۵	۰٫۱۹۴۳	-۷٫۱۱۵	۱۷٫۶۱۹	۰٫۲۰۰۳	-۶٫۹۸۳	۱۷٫۴۸۱	۰٫۲۱۰۷	-۶٫۷۶۳	۱۷٫۲۶۷
	۷	۰٫۲۱۰۲	-۶٫۷۷۳	۱۸٫۷۳۸	۰٫۲۱۸۷	-۶٫۶۰۱۵	۱۸٫۵۶۶	۰٫۲۵۷۰	-۵٫۹۰	۱۷٫۸۶۵
	۹	۰٫۱۹۵۴	-۷٫۰۹۰	۲۰٫۱۴۷	۰٫۲۰۱۱	-۶٫۹۶۵	۲۰٫۰۲۲	۰٫۲۲۹۶	-۶٫۳۹۰	۱۹٫۴۴۶
معیارهای ارزیابی		MSE	SD	SNRtot	MSE	SD	SNRtot	MSE	SD	SNRtot

[۱۳] م. نصری، ح. نظام‌آبادی‌پور و س. سریزدی، "حذف وقفی نویز از سیگنال در حوزه موجک"، دوازدهمین کنفرانس بین‌المللی انجمن کامپیوتر ایران، صص. ۱۹۲۷-۱۹۲۷، تهران، ایران، اسفند ۱۳۸۵.

- [14] M. A. Kavchak and H. M. Budman, "Adaptive neural network architectures for nonlinear function estimation," in *Proc. American Control Conf.*, vol. 1, pp. 63-67, Jun. 1998.
- [15] Q. Zhang and A. Beveniste, "Wavelet networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 6, pp. 889-898, Nov. 1992.
- [16] X. L. Chen, M. Tian, and W. B. Yao, "GPR signal de-noising by using wavelet networks," in *Proc. 4th Int. Conf. on Machine Learning and Cybernetics*, vol. 8, pp. 4690-4693, Aug. 2005.
- [17] U. Lotric, "Wavelet based denoising integrated into multilayered perceptron," *Neurocomputing*, vol. 62, pp. 179-196, Dec. 2004.
- [18] X. P. Zhang, "Thresholding neural network for adaptive noise reduction," *IEEE Tran. on Neural Networks*, vol. 12, no. 3, pp. 567-584, May 2001.
- [19] S. Haykin, *Neural Network: A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, NJ, 2nd ed., 1999.
- [20] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1996.
- [21] C. Stein, "Estimation of the mean of a multivariate normal distribution," *Ann. Stat.*, vol. 9, no. 6, pp. 1135-1151, 1981.
- [22] V. P. Oikonomou and D. I. Fotiadis, "A Bayesian approach for biomedical signal denoising," presented at *IEEE ITAB 2006 Conf.*, Ioannina, Greece, Oct. 2006.

مهدی نصری در سال ۱۳۶۱ در اصفهان متولد شد و مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی پزشکی در سال ۱۳۸۳ از دانشگاه اصفهان دریافت کرد. وی در حال حاضر دانشجوی کارشناسی ارشد برق-کنترل در دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او رایانش نرم، سیستم‌های کنترل بیولوژیکی، کنترل غیر خطی و پردازش تصویر و سیگنال است.

حسین نظام‌آبادی‌پور دوره کارشناسی خود را در مهندسی برق-الکترونیک در دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷ به پایان رساند. پس از آن، مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را نیز در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ دریافت کرد. وی هم‌اکنون استادیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری است.

پیشنهادی ارائه شد و کارایی روش در حالت‌های مختلف آموزش بانظارت و بدون نظارت به اثبات رسید. در آخر، روشی جدید برای آموزش شبکه‌های آستانه‌گذاری پیشنهاد شد که در آن، پارامتر تنظیم شکل آستانه‌گذار به همراه مقدار آستانه آموزش دیده و مقادیر بهینه آنها به دست می‌آید. نتایج آزمایش‌ها کارایی روش آموزش پیشنهادی را بر روی سیگنال‌های استاندارد، به اثبات رسانید.

مراجع

- [1] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425-455, Sep. 1994.
- [2] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, May 1995.
- [3] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage," *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 90, no. 432, pp. 1200-1224, Dec. 1995.
- [4] M. S. Crouse, R. D. Nowak, and R. G. Baraniuk, "Wavelet-based signal processing using hidden Markov models," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, no. 4, pp. 886-902, Apr. 1998.
- [5] N. P. Subramaniam, M. S. Sudhakar, and K. B. Bagan, "A modified approach for denoising of power line signals using stein's unbiased risk estimator incorporated with phaselet transform," *Iranian J. of Elec. and Comp. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 51-56, Winter-Spring 2006.
- [6] X. P. Zhang and M. D. Desai, "Adaptive denoising based on SURE risk," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 5, no. 10, pp. 265-267, Oct. 1998.
- [7] X. P. Zhang, "A new time-scale adaptive denoising method based on wavelet shrinkage," in *Proc. ICASSP'99*, vol. 3, pp. 1629-1632, Phoenix, Arizona, Mar. 1999.
- [8] H. Y. Gao and A. G. Bruce, "Waveshrink with firm shrinkage," *Statistica Sinica*, vol. 7, no. 4, pp. 855-874, 1997.
- [9] H. Gao, "Wavelet shrinkage denoising using the nonnegative garrote," *J. Comput. Graph. Stat.*, vol. 7, no. 4, pp. 469-488, Dec. 1998.
- [10] W. Q. Zhang and G. Song, "A translation-invariant wavelet de-noising method based on a new thresholding function," in *Proc. Second Int. Conf. on Machine Learning and Cyber*, vol. 4, pp. 2341-2345, Nov. 2003.
- [11] B. J. Yoon and P. P. Vaidyanathan, "Wavelet-based denoising by customized thresholding," in *Proc. ICASSP'04*, vol. 2, pp. 925-928, May 2004.
- [12] Z. D. Zhao, "Wavelet shrinkage denoising by generalized thresholding function," in *Proc. Fourth Int. Conf. on Machine Learning and Cybernetic*, vol. 9, pp. 5501-5506, Aug. 2005.

سعید سریزدی کارشناسی مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات گرایش سیستم خویش را به ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدارک D. E. A در زمینه پردازش سیگنال و دکترا در زمینه پردازش تصویر را از دانشگاه Rennes1 فرانسه به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ دریافت کرد. وی هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او مورفولوژی ریاضی، بازیابی تصویر، واترمارکینگ دیجیتال و کاربرد معادلات دیفرانسیل پاره‌ای در پردازش تصویر است.

Archive of SID