

حذف نویز دما با روش موجک و پیش بینی دما با SVM و عکس روش موجک

زهرا پزشکی^۱، هادی گرایلو^۲، سید علی سلیمانی ایوری^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

^۲ استادیار دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود.

نام نویسنده مسئول:

زهرا پزشکی

چکیده

سری های زمانی دما اغلب آغشته به نویز هستند. لذا، باید به فنون حذف نویز داده ها توجه زیادی نمود. روش تحلیل موجک به میزان زیادی به منظور حذف نویز داده ها در علوم و مهندسی مورد استفاده قرار می گیرد. در این مقاله با استفاده از موجک 16 symlet و فیلترهای بالاگذر و پایین گذر، قدرت روش موجک را در حذف نویز داده های دما نشان می دهیم. سپس با استفاده از دسته بندی ضرایب موجک با استفاده از ماشین برداری پشتیبان (SVM) و بازسازی سریهای زمانی با عکس تبدیل موجک به پیش بینی دما طی روزهای آینده خواهیم پرداخت. سپس با مقایسه داده های دمای با نویز و بدون نویز به این نتیجه دست می یابیم که خطای تخمین و پیش بینی دما، پس از حذف نویز با استفاده از روش ترکیبی موجک و ماشین برداری پشتیبان^۱ به میزان ۱.۰۸٪ کاهش می یابد و داده های به دست آمده به میزان خیلی زیادی به داده های واقعی نزدیک هستند.

واژگان کلیدی: تحلیل موجک، ماشین برداری پشتیبان، دما، حذف نویز.

^۱ SVM: Support Vector Machine

مقدمه

سری های زمانی دما می توانند به آشفتگی های مختلف و خطاهای ناشی از سیستم های گرمایشی و سرمایشی، تغییرات آب و هوایی، گسستگی دما و غیر همزمانی [۳۱، ۲] آلوده باشند. لذا، مهم است تا سیگنال های واقعی دما را از داده های نویزی استخراج نماییم. روش موجک به خاطر خصوصیت چند رزولوشنی خود در برخورد با داده های نویزی بسیار مؤثر عمل می نماید. لذا تحلیل موجک به میزان زیادی در حوزه هایی مثل نجوم، مهندسی الکترونیک و زلزله شناسی و اقتصاد و امور مالی مورد استفاده قرار می گیرد و استفاده از آن برای تحلیل دما نیز شروع شده است [۶۳]. در ادامه به ارائه ی برخی مراجع کلیدی در این خصوص می پردازیم.

می توانیم سه نوع روش موجک را به منظور تحلیل دما بکار ببریم. به طور خلاصه، این روشها می توانند (۱) به تجزیه و تحلیل مشکلات چند رزولوشنی مربوط شوند؛ (۲) به تخمین پارامترهای نامعلوم یک مدل مربوط گردند و (۳) به حذف نویز یک سری داده ی خام مربوط گردند. هدف از این مقاله دستیابی به خواسته ی سوم می باشد.

به عنوان نمونه هایی از کاربرد نوع اول، یعنی تجزیه و تحلیل مشکلات چند رزولوشنی، می توانیم به کار واسیلیوس و همکاران [۴] استناد نماییم که از موجک ها برای تحلیل رابطه ی دما در ۲۲ بیمار دارای تب و بدون تب در مقیاس های فرکانسی مختلف استفاده می کنند. آنها در می یابند که دما طی مقیاس های فرکانسی مختلف با توجه به شدت و کاهش تب افزایش و کاهش می یابد. گل زهاوی و یارون روزن اشتاین [۵] پویایی دما را با استفاده از موجکها به صورت فرآیند اورتش-ولن^۲ با نوسان ثابت مدل می کنند. کیکسوان [۶] در رساله خود از روش چند رزولوشنی موجک برای اندازه گیری غیر ایستایی سری های دما در استان آلبرتا^۳ استفاده می نماید. در این رساله بررسی نوسانات شدید دمایی مشاهده شده در زمستان به سبب بادهای پیش بینی نشده با استفاده از این روش می تواند یکی از دلایل مهم برای بیمه به شمار آید. مانیماران و همکاران [۷] از روش چند رزولوشنی موجک برای تحلیل سری های زمانی در دمای بحرانی استفاده می کنند. تخمین دمای سطح ایران به صورت دوره ای و برای سری های زمانی مختلف با استفاده از تبدیل موجک گسسته توسط عراقی و همکاران [۸] انجام شد. اشلیزیک و همکاران [۹] از تبدیل موجک برای تحلیل میانگین دمای هوای سالانه با داده های سری زمانی متغیر با زمان استفاده می کنند. حذف نویز تبدیل موجک برای کاهش خطای دمای سنسورهای دما نیز توسط وانگ و همکاران [۱۰] انجام گردید.

نمونه های بیشتری از کاربرد چند رزولوشنی روش موجک را می توان در اگزینیتینگ و همکاران [۱۱]، زنگ و همکاران [۱۳]، لیائو و هان [۱۴]، هوانگ و هوانگ [۱۵]، ونجون و یانچون [۱۶]، ژانگ و همکاران [۱۷]، شاهان و همکاران [۱۸]، تامیلسلوی و تانگراج [۱۹]، دیانگو و همکاران [۲۱]، کین و کریشنان [۲۲] و کاربرد چند رزولوشنی را در زولتان و جیورجی [۲۰]، راثو و همکاران [۲۳]، کین و همکاران [۱۲]، تان و کی [۲۴]، فریدمن و استامس [۲۵] و دیگران مشاهده کرد.

به عنوان مثال هایی از کاربرد نوع دوم، یعنی تخمین پارامترهای نامعلوم یک مدل، می توانیم به کارهای [۲۶]، [۲۷] و [۳۱] اشاره نماییم. کیونگدوک و همکاران [۲۶] از موجک ها برای تخمین همزمان پارامترها و بخش بدون پارامتر مدل^۴ (PLR) با خطاهای بلندمدت حافظه و کاربرد آن در داده های دما استفاده می کنند و شواهدی دال بر توانایی تخمین بهتر موجک ها را ارائه می نمایند. در مقاله ی اخیر، کی [۲۷] روش تخمین حدی بیزین را در حوزه ی موجک برای مدلهای PLR پیشنهاد می دهد. روش موجک خیلی خوب برای تخمین مدل PLR عمل نموده است. لینیوان و همکاران [۳۱] آزمونهای مبتنی بر موجک را برای همبستگی سریال مدل های چند متغیره بررسی کردند.

دیوید و لورا [۳۲] از تحلیل موجک برای تخمین دقیق توابع چند بعدی و مشتقات آنها استفاده می کنند. آنها به کار سانگالی و همکاران [۳۳] اشاره می نمایند که هموارسازی مبتنی بر اسپلاین^۵ های دارای گره آزاد را برای تخمین خیلی دقیق منحنی های چند بعدی و مشتقاتشان پیشنهاد داده اند.

نالی و همکاران [۳۴] به پیاده سازی تجزیه ی موجک با استفاده از تبدیل موجک گسسته برای تشخیص دمای هوای سطح آنتاریو، کبک و کانادا پرداختند. بردریکسون [۳۵] به بررسی تبدیل خطی لگاریتم وارینس موجک برای تخمین پارامتر هرست^۶ در سری های زمانی دما پرداخت. وون و همکاران [۳۶] ضرایب موجکی که به عنوان ورودی های مدل خودبرگشت پذیر^۷ استفاده می شوند را برای فراهم نمودن ویژگی های زمان - فرکانس دما و بارش استفاده می کنند. در آخر، نوع سوم کاربرد که به موضوع از بین بردن نویز داده های خام می

² Ornstein Uhlenbeck³ Alberta⁴ Partial Linear Regression⁵ spline⁶ Hurst parameter⁷ autoregressive

پردازد نیز می تواند در چندین مقاله یافت شود. کار ناسون [۳۹] به بررسی موضوع انتخاب پارامتر آستانه برای تخمین توابع موجک اختصاص دارد. کمیس و تارونگی [۴۰] تکنیک های آستانه ی موجک برای حذف نویز به منظور کاهش خطر مایکروویو را مدنظر قرار می دهند. شیماک و همکاران [۴۱] از بسته ی موجک برای حذف نویز حسگر دمای اتوبوس استفاده می کنند. آنکتیل و کولیبالی [۴۲] از موجک ها برای توصیف تنوع آب و هوایی جنوب کبک با استفاده از مؤلفه ی اول در یک چرخه ی آب و هوای محلی استفاده می نمایند. عبدالکریم و همکاران [۴۳] سودمندی موجکهای مورد استفاده را در حذف نویز داده های دما نشان می دهند. مرجع کلیدی در این که چه موجکهایی می توانند در تحلیل سری های زمانی دمای سطح آب و مؤلفه های شار گرمایی مخزن برق آبی مورد استفاده قرار گیرند توسط آلسانتارا و همکاران [۴۴] داده شده است. مقاله ی اخیرتر ليو و همکاران [۴۵] مدل ترکیبی تبدیل موجک و ماشین برداری پشتیبان را برای پیش بینی سری های زمانی دما توسعه می دهند که این نسخه به خصوص با سری های زمانی بارندگی و دما خوب کار می کند. همانطوری که در بالا اشاره کردیم، مقاله ی ما به نوع سوم کاربرد حذف نویز داده های خام اشاره دارد. علی الخصوص پیشنهاد می کنیم تا از روش موجک برای حذف نویز دما و پیش بینی دماهای انتخابی آینده استفاده شود.

در سال های اخیر، روش ماشین برداری پشتیبان برای تجزیه و تحلیل سری های زمانی [۵۳-۵۷] بکار برده شده است. سری های زمانی معمولاً با ماشین برداری پشتیبان دسته بندی می شوند و سپس بر اساس این دسته بندی و بر اساس حاشیه اطمینان بیشتر می توانند به پیشگویی سریهای زمانی پردازند که این پیش بینی یکنواخت نیست و حاصل برهم نهش دوره های ادواری و روند تغییرات ویژگی های هم کوتاه مدت و هم بلند مدت است. در صورت استفاده از این روش، تأثیر کوتاه مدت ضعیف خواهد بود و حتی از بین خواهد رفت. تحلیل موجک با خصوصیت زمان-فرکانسی خوب تنها عیوب را پوشش می دهد.

سری های زمانی با تبدیل موجک به زمان و مقیاس متفاوتی تجزیه می شوند و از این رو می توانیم به خصوصیت سری های زمانی در باندهای فرکانسی متفاوت به مانند زمان در [۵۸] برسیم. این روش به میزان زیادی در تحلیل چند رزولوشنی سری های زمانی استفاده می شود [۵۹ و ۶۰]. با نظم کوتاه مدت (فرکانس زیاد) و بلند مدت (فرکانس کم) باندهای فرکانسی متفاوت پس از تجزیه ی موجک سری های زمانی چند تغییر فرآیند با مقیاس های زمانی گوناگون منعکس می شوند. اگر ضرایب موجک در باندهای فرکانسی مختلف با ماشین برداری پشتیبان دسته بندی شوند، تمایل به توسعه و نظم تغییرات سری های زمانی با مقیاس های زمانی متفاوت فراهم خواهد شد که می تواند اطلاعات طبیعی آنها را بهتر به نمایش بگذارد.

در این مقاله، ابتدا، حذف نویز داده های سری زمانی دما صورت می گیرد. سپس ضرایب موجک در مقیاس های زمانی متفاوت با ماشین برداری پشتیبان دسته بندی می شوند. سپس مدل ریاضی سری های زمانی با عکس تبدیل موجک بازسازی خواهد گردید. در نهایت، تغییرات سری های زمانی آینده تحلیل خواهد شد و ادامه ی روند دما را پیش بینی خواهد نمود. ادامه ی این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش ۲ به تشریح روش ها می پردازد. در بخش ۳، ما به طور خلاصه به روش شبیه سازی داده ها می پردازیم. بخش ۴ به بحث در مورد نتایج تجربی می پردازد و نتایج اظهارات در بخش نهایی ارائه می شوند.

۱. روش

در این بخش، ما به (۱) تجزیه ی موجک، (۲) فن حذف نویز موجک، (۳) نحوه ی آزمایش شبیه سازی انجام شده و (۴) طراحی مدل تحلیلی سری زمانی مبتنی بر موجک و SVM می پردازیم.

۱.۱. تجزیه ی موجک

خصوصیت اصلی تبدیل موجک این است که می تواند هر تابع انتگرال پذیر مربعی $y(t)$ را به ترکیبی از چند تابع مقیاس $\phi_{M,n}(t)$ و توابع موجک $\psi_{m,n}(t)$ ، ضرایب تقریب $S_{M,n}$ و ضرایب جزئیات $T_{m,n}$ مربوطه ی آن تجزیه نماید [۲۸] (همچنین جافارد و همکاران [۲۹] و به خصوص دابیشز [۳۰] را برای پیش زمینه ی کلی تر ملاحظه کنید).

$$y(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{M,n} \phi_{M,n}(t) + \sum_{m=-\infty}^M \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (1)$$

که در آن توابع مقیاس $\phi_{M,n}(t)$ به صورت زیر هستند

$$\phi_{M,n}(t) = 2^{-M/2} \phi(2^{-M}t - n) \quad (2)$$

و آنها برای معرفی قسمت تقریب $y(t)$ استفاده می شوند. توابع موجک $\psi_{m,n}(t)$ به صورت زیر داده می شوند

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (3)$$

و آنها با اطلاعات فرکانس بالای $y(t)$ در ارتباط می باشند. M و m پارامترهای مقیاس هستند که اتساع (فشرده‌گی) توابع مقیاس و موجک را کنترل می کنند؛ n پارامتر جابجایی است که انتقال (حرکت افقی) توابع مقیاس و موجک را کنترل می کند. $S_{m,n}$ ضریب تقریب هستند و می توانند با ضرب کانولوشن توابع مقیاس با تابع $y(t)$ به صورت زیر بدست آیند:

$$S_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \phi_{m,n}(t) dt. \quad (4)$$

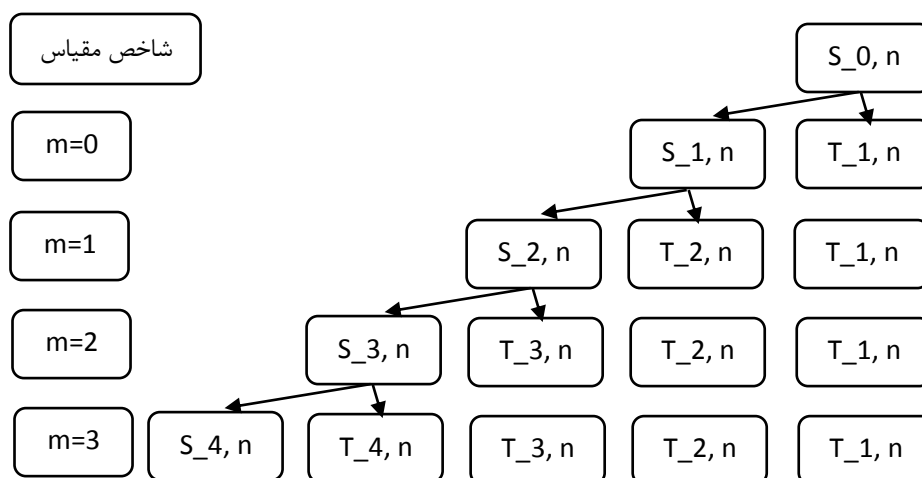
به طور مشابه، ضرایب جزئیات نامیده می شوند و می توانند با ضرب کانولوشن تابع موجک $\psi_{m,n}$ با تابع $y(t)$ به صورت زیر بدست آیند:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \psi_{m,n}(t) dt. \quad (5)$$

همین طور می توان از انتگرال های فوق مشاهده کرد که این فرمول گسترش یافته برای یک سیگنال پیوسته ی $y(t)$ با طول نامحدود معتبر می باشد. در عمل، سیگنال ها معمولاً گسسته و با طول محدود هستند. برای یک سیگنال گسسته ی $y(t)$ با طول $N = 2^M$ ، که توان صحیحی از دو می باشد، گسترش موجک گسسته به صورت زیر [۲۸] انجام می شود:

$$y(t) = \sum_{n=0}^{2^M-m-1} S_{m,n} \phi_{m,n}(t) + \sum_{m=1}^M \sum_{n=0}^{2^M-m-1} T_{m,n} \psi_{m,n}(t). \quad (6)$$

در هنگام مواجهه با سیگنالی که طول آن توان صحیحی از دو نیست، این سیگنال معمولاً با صفر خالی می شود به طوری که طول آن با توان دوی بعدی افزایش می یابد. سپس بردارهای ضریب به طور مناسب کوتاه می شوند به طوری که اطلاعات ساخته شده از سمت چپ اضافه می گردند (اگزینتینگ و همکاران [۱۱]، دابیشز [۳۰] و ادیسون [۲۸]). در شکل ۱ به عنوان مثال نحوه ی استفاده از روند تجزیه از سطح ۱ به سطح ۵ را نشان می دهیم. حالا تابع اصلی $y(t)$ ترکیبی از یک تقریب با سطح دلخواه M با سیگنال متوالی جزئیات در سطوح مختلف از ۱ تا M بیان می شود.



شکل ۱. نمودار شماتیک فرایند تجزیه ی موجک. این نمودار شماتیک نشان می دهد چگونه روند تجزیه موجک انجام می شود. $S_{m,n}$ و $T_{m,n}$ در این نمودار $S_{m,n}$ و $T_{m,n}$ هستند که به ترتیب نشان دهنده ی ضرایب مقیاس و ضرایب موجک می باشند.

۱.۲. حذف نویز موجک

حذف نویز موجک مبتنی بر تجزیه ی موجک است. هنگامی که این تجزیه را انجام می دهیم، قادر به دستکاری بردارهای ضریب جزئیات^۸ $T_{m,n}$ به منظور حذف نویز می باشیم. ساده ترین روش حذف نویز موجک از طریق به اصطلاح آستانه است که در این میان متداولترین قوانین آستانه ی مورد استفاده، آستانه گذاری "سخت" و آستانه ی "نرم" می باشند. با آستانه ی سخت، تمام ضرایب موجک، کمتر از یک مقدار ثابت مثبت بدون تغییر در صفر تنظیم می شوند و بقیه ی ضرایب موجک تغییر نمی کنند:

$$T_{m,n}^H = \begin{cases} 0 & \text{if } |T_{m,n}| < \lambda \\ T_{m,n} & \text{if } |T_{m,n}| \geq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

که در آن λ آستانه ی ثابت و بدون تغییر است. با آستانه ی نرم (همچنین لادا و ویلسون [۳۷] را ملاحظه نمایید)، علاوه بر تنظیم ضرایب کوچک در صفر که در بالا اشاره شد، ضرایب موجک با مقدار بزرگتر از آستانه به سمت صفر و نزدیک مقدار آستانه کاهش می یابند:

$$T_{m,n}^S = \begin{cases} 0 & \text{if } |T_{m,n}| < \lambda \\ \text{sign}(T_{m,n})|T_{m,n} - \lambda| & \text{if } |T_{m,n}| \geq \lambda \end{cases} \quad (8)$$

روش حذف نویز موجک این مقاله شامل سه مرحله ی زیر می باشد:

(۱) تجزیه. برای یک سری اطلاعات داده شده $y(t)$ ، تبدیل موجک گسسته در سطح خاص M برای به دست آوردن بردارهای ضریب موجک $\{T_{M,n}, T_{M-1,n}, \dots, T_{1,n}\}$ و بردار ضریب مقیاس $S_{M,n}$ می بایست محاسبه شوند.

(۲) آستانه. آستانه ی λ انتخاب می شود و بردارهای ضریب موجک $\{T_{M,n}, T_{M-1,n}, \dots, T_{1,n}\}$ از طریق یک قاعده ی آستانه فیلتر می گردند، به طوری که ضرایب موجک با مقدار کمتر از λ اگر قاعده ی آستانه ی سخت دنبال شود، در صفر تنظیم شوند؛ و یا با مقدار λ اگر قاعده ی آستانه ی نرم انتخاب شود به سمت صفر کاهش یابند. به این ترتیب، مجموعه ای از بردارهای ضریب موجک آستانه $\{\hat{T}_{M,n}, \hat{T}_{M-1,n}, \dots, \hat{T}_{1,n}\}$ تولید می شوند. در این مقاله، ما از هر دو قاعده ی آستانه استفاده کرده ایم و به اختلاف قابل توجهی بین نتایج نمی رسیم. بنابراین ما فقط نتایج را بر اساس قاعده ی آستانه ی نرم گزارش می کنیم. تعدادی از روش های انتخاب پارامتر آستانه ی حذف نویز λ وجود دارند. این روش ها آستانه ی حداقل - حداکثر مبتنی بر قاعده ی مینیماکس^۹، آستانه ی سرتاسری^{۱۰} پیشنهاد شده توسط دونوهو و جانستون [۳۸]، آستانه ی مطمئن اتخاذ اصل تخمین مخاطره بی طرفانه ی اشتاین و روش آستانه ی هورشور^{۱۱} را در بر می گیرند که ترکیبی از آستانه ی سرتاسری و آستانه ی مطمئن می باشند. در آزمایشمان، در می یابیم که نتایج همه ی روش های فوق بسیار مشابه می باشند. از این رو ما نتایج مبتنی بر انتخابگر آستانه ی هورشور بر اساس مقالات سونی و همکاران [۴۶]، روگری و ویداکویک [۴۷]، داچون و همکاران [۴۸]، کومار و جورجیو [۴۹]، لی و همکاران [۵۰]، پیوزوریکا و همکاران [۵۱] و پارک و همکاران [۵۲] گزارش می کنیم.

(۳) بازسازی. بازسازی نسخه ی حذف نویز شده ی $y(t)$ با جایگزینی بردارهای ضریب جزئیات $\{T_{M,n}, T_{M-1,n}, \dots, T_{1,n}\}$ معادله ی (۶) با بردارهای ضریب موجک آستانه ی $\{\hat{T}_{M,n}, \hat{T}_{M-1,n}, \dots, \hat{T}_{1,n}\}$ انجام می گیرد.

انتخاب سطح m (شکل ۱) که در آن تجزیه انجام می گیرد برای اثر حذف نویز بسیار مهم می باشد. ما در شکل ۲ مقایسه ی نوسانات ضمنی نتیجه شده را به ترتیب از دماهای انتخابی اصلی، دماهای آشفته (نویزی) و دماهای حذف نویز شده در سطوح مختلف از ۱ تا ۷ نشان داده ایم. به وضوح می بینیم که نوسانات حذف نویز شده وقتی سطح تجزیه افزایش می یابد، در حال نزدیک تر شدن به اصلی ها

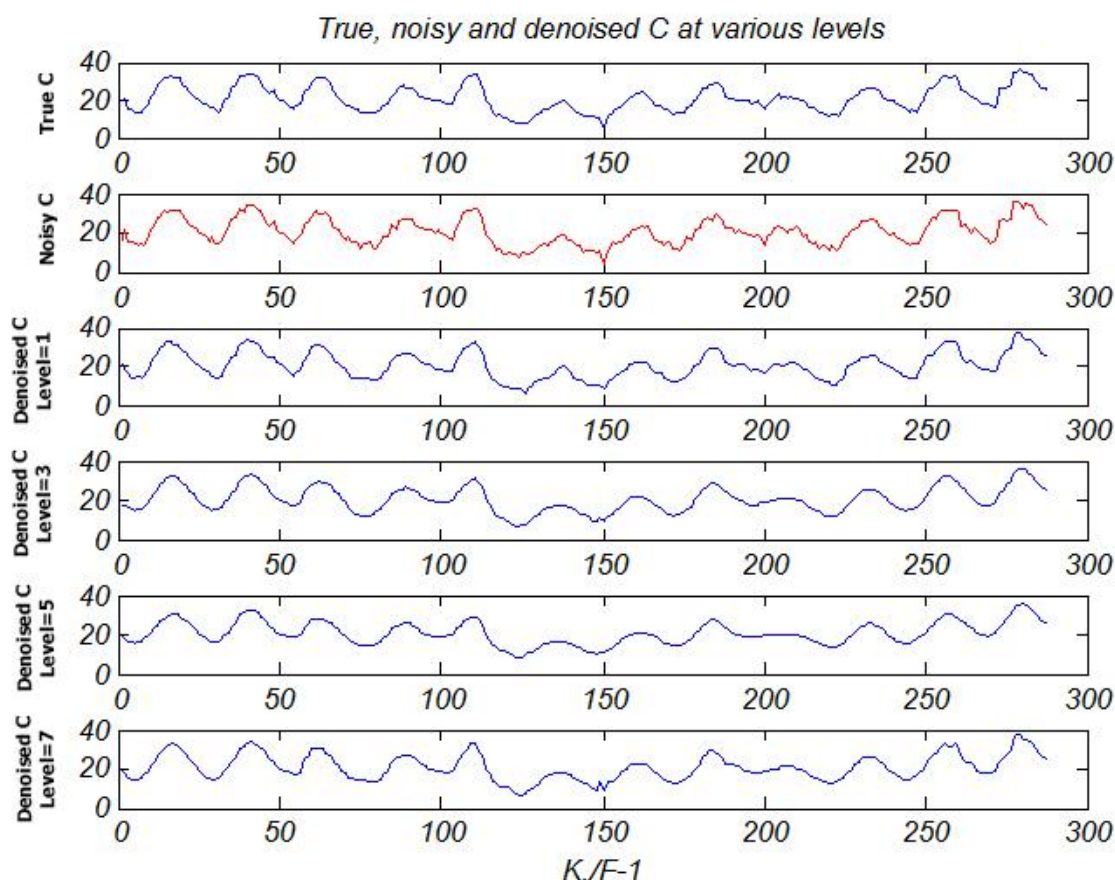
^۸ بردار ضرایب تقریب $S_{M,n}$ ویژگی های هموار تابع $y(t)$ را آشکار می کنند و بردارهای ضرایب جزئیات $T_{m,n}$ ، قسمت نویزی (فرکانس بالا) داده ها را نشان می دهند. لذا $S_{M,n}$ طی فرآیند حذف نویز بدون تغییر باقی خواهد ماند و تنها $T_{m,n}$ به منظور حذف نویز دستکاری می شود.

^۹ کمین بیشینه

^{۱۰} global

^{۱۱} HEURSURE: Heuristics Sure

هستند. در سطح ۷، نوسانات حذف نویز شده تقریباً با اصلی‌ها یکسان می‌گردند و در سطح ۷ به بعد چون دیگر تغییری وجود ندارد تجزیه انجام نمی‌گیرد. پس عملاً تجزیه اثر حذف نویز تا ۷ سطح پیش می‌رود.



شکل ۲. دماهای حذف نویز شده در سطوح مختلف. این شکل دماهای صحیح، نویزی و حذف نویز شده در سطح ۱، ۳، ۵ و ۷ را به تصویر می‌کشد. دماهای C، دماهای اصلی F و دمای نویزی K در نقاط شاخص نشان داده می‌شوند و $K/F - 1$ محور افقی دما را نشان می‌دهد. دماهای حذف نویز شده با جایگزینی نوسانات ضمنی حذف نویز شده در فرمول بدست می‌آیند.

در این مقاله symlet 16 برای حذف نویز سری‌های زمانی دما استفاده گردید و داده‌های دما از سازمان هواشناسی خراسان رضوی به دست آمدند. اولین نمودار شکل ۲ داده‌های دمای اصلی (۲۸۸ داده از اول اردیبهشت ماه تا ۱۲ اردیبهشت ماه طی ۲۴ ساعت [۶۱]) را نشان می‌دهد. می‌توانیم سیگنال را با اضافه کردن جزئیات از سطح ۱ تا سطح ۷ و تقریب سطح ۷ بازسازی نماییم. به طور کلی تقریب سطح ۷ (a7) و جزئیات (d7) نشان دهنده‌ی روند رو به رشد درجه حرارت می‌باشند. این به علت گرم شدن کره‌ی زمین و به دلیل اثر گلخانه‌ای هر سال است.

۱.۳. روش‌های آزمایش

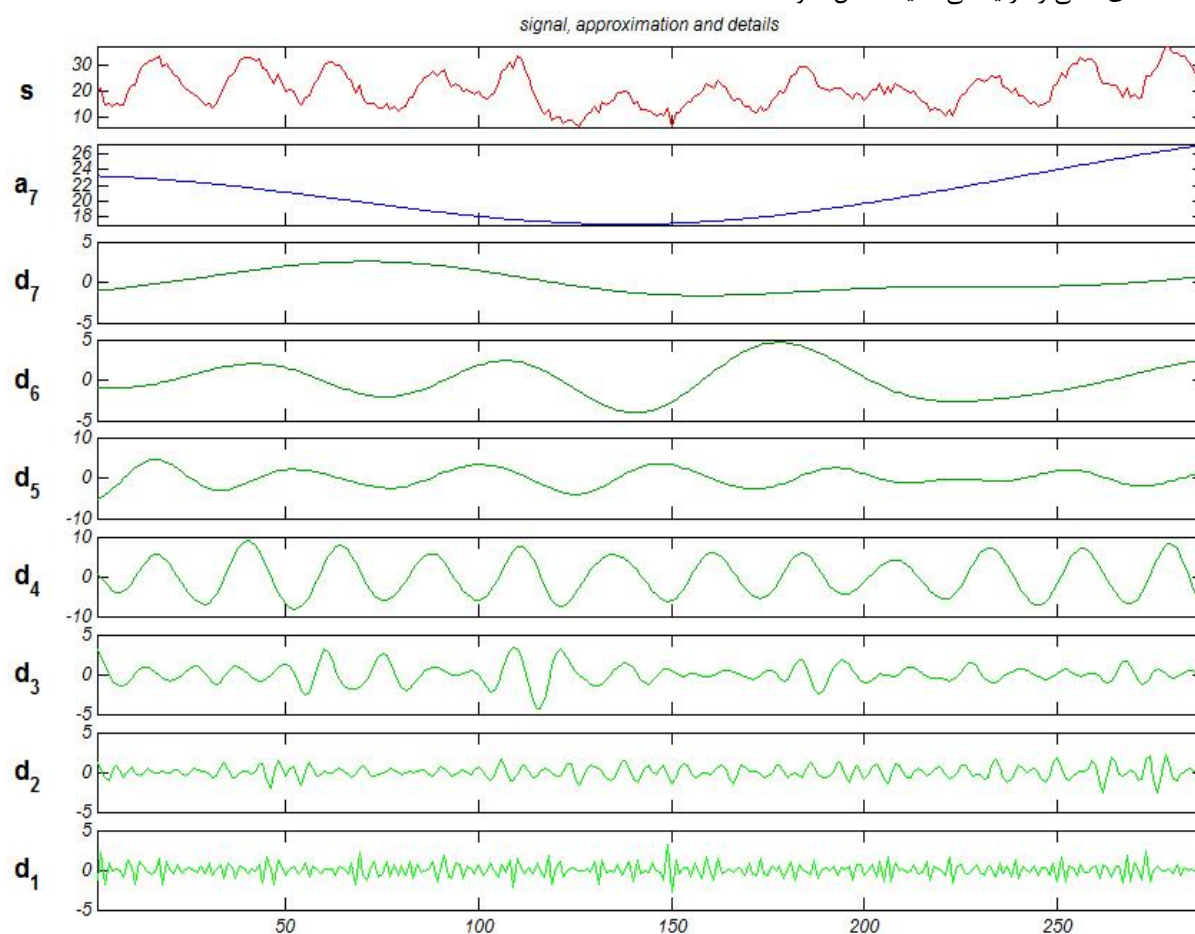
• الگوریتم حذف نویز

به منظور حذف نویز داده‌ها، نیاز به اعمال روش آستانه داریم. در حذف نویز داده‌ها، یکی از اهداف اصلی تعدیل داده‌ها در مقادیر خاص و سپس بازسازی سیگنال اصلی و یا تصویر با یک نسبت سیگنال به نویز^{۱۲} و میانگین مربعات خطا^{۱۳} قابل قبول می‌باشد. در زیر، الگوریتم مورد استفاده برای انجام حذف نویز داده‌ها آمده است:

^{۱۲} SNR: Signal to Noise Ratio

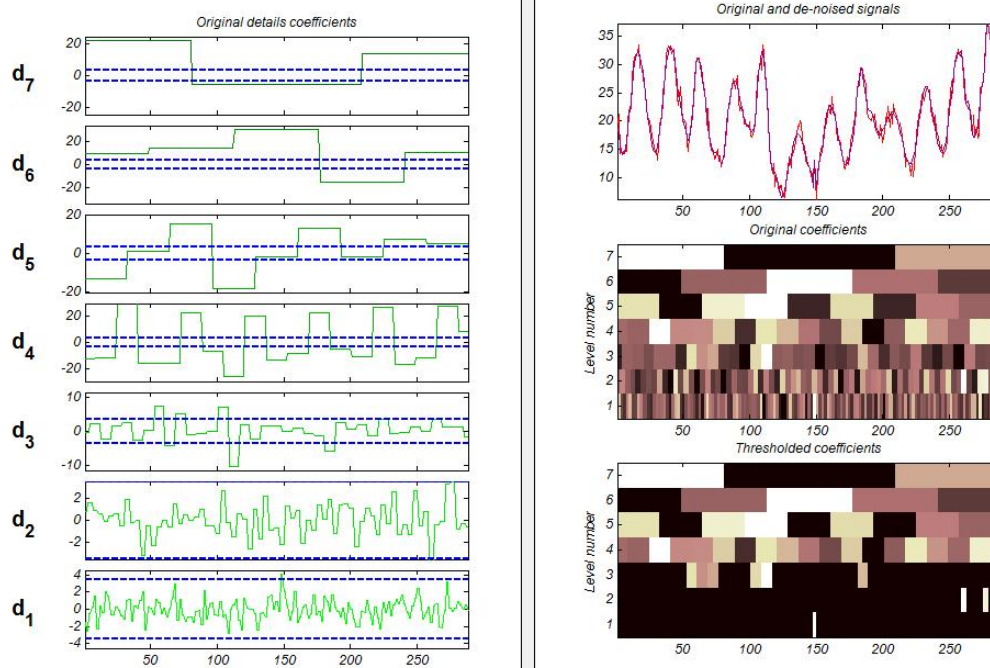
^{۱۳} RMSE: Root Mean Square Error

۱. سیگنال نویز ورودی به طول N (داده‌های دما در حال حاضر شامل نویز هستند ولی برای داده‌ای که نویز ندارد فقط می‌توانیم نویز سفید گوسی را اضافه کنیم) داده می‌شود
۲. تبدیل موجک گسسته با استفاده از symlet 16 به داده‌ها اعمال می‌گردد (تبدیل موجک داده‌ها انجام می‌شود)
۳. مقادیر آستانه را پیدا می‌کنیم. در اینجا ممکن است مقدار سخت و نرم یا مقدار سرتاسری یا هر مقدار وابسته‌ای انتخاب شود. درعمل بهترین روش برای پیدا کردن مقدار آستانه با انجام آزمایش و تجربه‌ی کاربر صورت می‌گیرد.
۴. تنها مقادیری که غیر صفر و یا حاصل تبدیل مرحله ۳ هستند را نگه می‌داریم. سپس حذف نویز موجک با مقادیر آستانه به سیگنال اصلی اعمال می‌شود.
۵. در نهایت، معکوس تبدیل موجک گسسته^{۱۴} برای داده‌های مرحله ۴ انجام می‌گیرد. این مرحله‌ی حذف نویز تقریبی از داده‌های اصلی را تولید می‌نماید (شکل ۳ و ۴).



شکل ۳. تجزیه‌ی موجک سیگنال نویزی به تقریب و جزئیات

¹⁴ IDWT: inverse discrete wavelet transform



شکل ۴. حذف نویز سیگنال نویزی

خلاصه آمار خطاهای بین دماهای درست، دماهای نویزی و دماهای حذف نویز شده در جدول ۲ در بخش ۴ گزارش می شوند. در روش های آستانه گیری معمولاً روش های Heuristics Sure و Minimax منجر به نتیجه ی بهتری در حذف نویز داده های دما می گردند. بخاطر این که آنها خطای کمتری را نسبت به روش های دیگر تولید می کنند. نتایج تجزیه و تحلیل آماری داده های دما در جدول ۱ داده شده است. روش SURE از بیشترین SNR با مقدار ۰٫۹۳۸۵ و روش Fixed-Form از کمترین SNR با مقدار ۰٫۶۸۸۳ برخوردار می باشد.

جدول ۱. نتایج آماری حذف نویز با استفاده از روش های آستانه گیری

SNR	RMSE	آستانه گیری
۰٫۷۸۸۲	۱٫۲۴۵۴	Minimax
۰٫۶۸۸۳	۱٫۶۹۱۲	Fixed-Form
۰٫۹۳۰۲	۰٫۹۸۸۴	Heuristic SURE
۰٫۹۳۸۵	۰٫۸۰۰۲	SURE

• رگرسیون و پیش بینی ماشین برداری پشتیبان

تابع رگرسیون را از طریق بردارهای پشتیبان و با استفاده از ضریب به دست آمده محاسبه و سپس تغییر روند آینده را پیش بینی می کنیم. ایده ی اصلی رگرسیون ماشین برداری پشتیبان، نگاشت غیر خطی داده های اصلی X در فضای ویژگی با ابعاد بالا می باشد. یک مجموعه داده ی آموزشی است (x_i, a_i) بردار ورودی، a_i مقدار مشاهده شده و n تعداد کل داده ها می باشد. قالب تابع تصمیم گیری ماشین برداری پشتیبان به شرح زیر است.

$$f = \omega \psi(x_i) + b \quad (9)$$

که $\psi(x_i)$ بردارهای ورودی تنظیم نگاشت غیر خطی در فضای ویژگی با ابعاد بالا می باشد. ضرایب ω و b با حداقل سازی تابع تنظیم شده ی زیر تخمین زده می شوند $r(f)$

$$r(f) = c \sum_{i=1}^N \Gamma_{\varepsilon}(a_i, f_i) + \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (10)$$

ترم اول، خطای تجربی می باشد؛ ترم دوم $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ اندازه‌ی همواری تابع است. C ثابت تنظیم تعیین جایگزینی بین هزینه‌ی تجربی و همواری مدل است. تابع تلف نامیده می شود. از بین توابع تلف، تابع غیر حساس [۶۲] بیشترین استفاده را دارد و به صورت زیر داده می شود.

$$\sum_{i=1}^N \Gamma_{\varepsilon}(a_i, f_i) = \begin{cases} 0 & |a_i - f_i| < \varepsilon \\ |a_i - f_i| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

ε اندازه‌ی مجرا نامیده می شود و تابع غیر حساس به خطای منفی ε کاری ندارد. ε کمتر و بیشتر دقت تقریب داده‌های آموزشی را نشان می دهد. C و ε هر دو پارامترهای تعریف شده توسط کاربر می باشند. با تعریف متغیرهای مثبت ξ_i^* و ξ_i مشکل اصلی زیر باید به حداقل برسد.

$$\text{Min } r(\omega, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^N (\xi_i, \xi_i^*) \quad (12)$$

به طوریکه داشته باشیم:

$$\begin{aligned} \omega \psi(x_i) + b - a_i &\leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, N \\ a_i - \omega \psi(x_i) + b &\leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

بهبود محدودیت‌های فوق می تواند با معادله‌ی لاگرانژ حل شود [۶۲].

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \xi, \xi^*, \alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*) \\ = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^N \beta_i (\omega \psi(x_i) + b - a_i + \varepsilon + \xi_i) \\ = - \sum_{i=1}^N \beta_i (a_i - \omega \psi(x_i) - b + \varepsilon + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^N (\alpha_i \beta_i + \alpha_i^* \beta_i^*) \end{aligned} \quad (13)$$

و توابع زیر می توانند با توجه به شرایط نهایی نتیجه گیری گردند.

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = \omega - \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) \psi(x_i) = 0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) = 0 \quad (15)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = c - \beta_i - \alpha_i = 0 \quad (16)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} = c - \beta_i^* - \alpha_i^* = 0 \quad (17)$$

سپس، شرط کاروش-کان-تاکر^{۱۵} به رگرسیون اعمال می گردد و وقتی عبارات (۱۴) تا (۱۷) به تابع ۱۲ اعمال می شوند، تابع مزدوج لاگرانژ (۱۸) نتیجه می شود.

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) (\beta_j - \beta_j^*) \psi(x_i) \psi(x_j) \quad (18)$$

$$- \varepsilon \sum_{i=1}^N (\beta_i - \beta_i^*) + \sum_{i=1}^N \alpha_i (\beta_i - \beta_i^*)$$

لذا وقتی $K(x_i, x_j)$ با $\psi(x_i) \psi(x_j)$ برابر شود، تابع مزدوج لاگرانژ (۱۸) می تواند بدست آید.

$$\text{Min } \vartheta(\beta_i, \beta_i^*) = \sum_{i=1}^n \alpha_i (\beta_i - \beta_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\beta_i + \beta_i^*)$$

$$- \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\beta_i - \beta_i^*) (\beta_j - \beta_j^*) K(x_i, x_j) \quad (19)$$

به طوری که داشته باشیم:

$$\sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) = 0$$

$$0 \leq \beta_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N$$

$$0 \leq \beta_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, N$$

$$\beta_i * \beta_i^* = 0$$

با محاسبه ی β_i^* و β_i وزن بهینه ی بردار رگرسیون چند بعدی به صورت زیر است:

$$\omega^* \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) \psi(x_i) \quad (20)$$

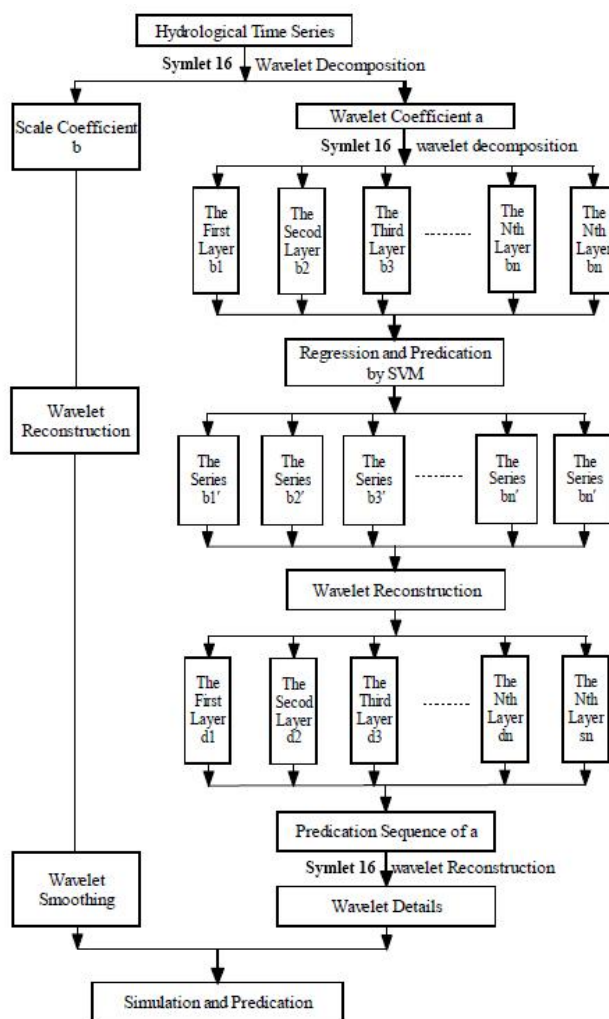
در نهایت وقتی عبارات فوق به تابع (۹) اعمال می شوند، تابع رگرسیون می تواند بدست آید و به صورت زیر می باشد.

$$g(x, \beta, \beta^*) = \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) K(x_i, x_i) + b \quad (21)$$

که $K(x_i, x_i)$ تابع کرنل نامیده می شود. مقدار کرنل با ضرب داخلی دو بردار $\psi(x_i)$ و $\tilde{\psi}(x_i)$ در فضای ویژگی برابر است. یعنی $K(x_i, x_i) = \psi(x_i) \tilde{\psi}(x_i)$ می باشد. هر تابعی که شرط مرسر را داشته باشد می تواند تابع کرنل نامیده شود [۶۳]. پس از این که تابع رگرسیون بدست آمد، پیش بینی مقیاس دما با پیش بینی ضرایب موجک حاصل می شود.

• الگوریتم محاسبه ی مراحل مدل موجک - ماشین برداری پشتیبان مبتنی بر Symlet 16

با توجه به نتایج تحلیل می توان مدلی برای پیش بینی سری های زمانی دما با ترکیب تبدیل موجک و ماشین برداری پشتیبان آماده نمود. فیلترهای موجک با L بزرگ بهتر می توانند با ویژگی های سری های زمانی دما مطابقت داده شوند. ضرایب بیشتر تحت تأثیر شرایط مرزی یعنی کاهش محلی سازی و افزایش محاسبات قرار می گیرند. از این رو کوچکترین L می تواند نتایج بهتری را فراهم آورد. مراحل محاسبه ی این مدل پیش بینی در شکل ۵ آمده است:



شکل ۵. محاسبه‌ی مراحل مبتنی بر مدل موجک - ماشین برداری پشتیبان

• پیش‌بینی مبتنی بر ماشین برداری پشتیبان

ما از ۲۸۸ داده از اول اردیبهشت ماه تا ۱۲ ی اردیبهشت ماه طی ۲۴ ساعت به عنوان نمونه‌های آموزش و از داده‌های ۱۳ اردیبهشت تا ۲۵ اردیبهشت ماه برای آزمون استفاده کردیم. نتیجه‌ی بدست آمده از مدل با دماهای واقعی مقایسه گردید و دقت مدل مورد تحلیل و آزمایش قرار گرفت.

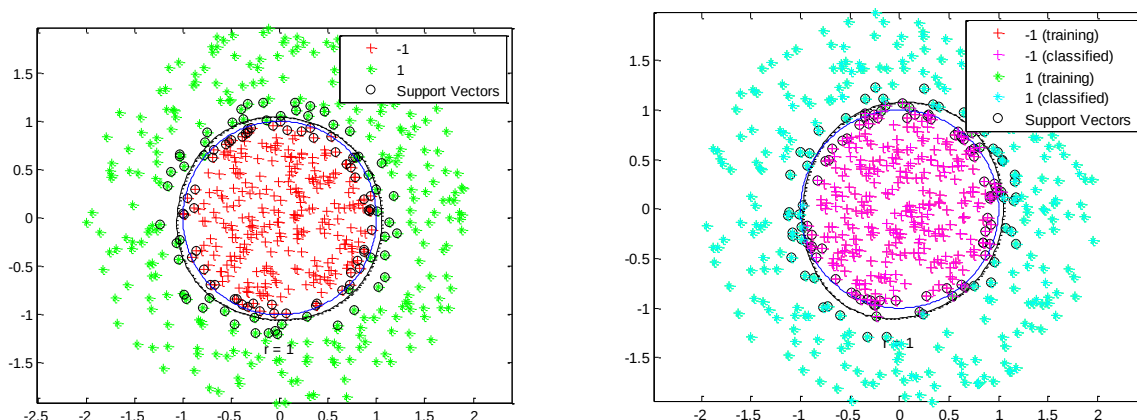
تمام سیگنالهای سطوح دریافتی تجزیه با ماشین برداری پشتیبان آموزش داده می‌شوند. طی این فرآیند، انتخاب تابع کرنل مهم می‌باشد. از توابع کرنل متداول: تابع اصلی شعاعی^{۱۶}، تابع کرنل چند جمله‌ای، تابع کاجی [۶۲] و غیره می‌باشند. در اینجا تابع اصلی شعاعی برای ایجاد مدل تجربی انتخاب می‌گردد و شکل این تابع به صورت زیر است:

$$K(x, x_i) = \exp \left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2} \right]$$

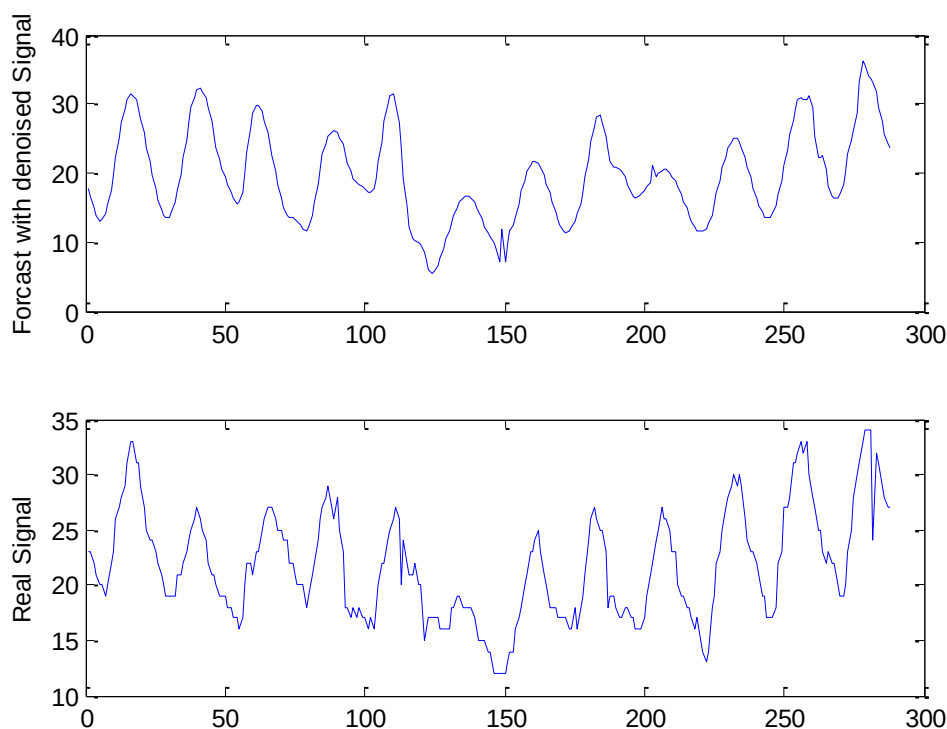
تاکنون انتخاب‌های پارامتر σ (نشان داده شده در رابطه ۱۱) و ε و C (نشان داده شده در روابط ۱۰ و ۱۱) مبتنی بر ماشین برداری پشتیبان از نظریه‌های خاصی برخوردار نبوده است. تلاشها اغلب تجربی بوده‌اند. در کاربردهای عملی، مقدار σ کمتر از ۲ می‌باشد؛ مقدار ε بین صفر و ۱ و کمتر از ۰.۵ است؛ انتخاب مقدار C انعطاف پذیرتر و بازه‌ی آن بین ۰ و ۱۰۰ می‌باشد. در این مقاله، ضریب موجک هر باند فرکانسی و ضریب مقیاس سطح هفتم نمایش داده شده در شکل ۶ به ترتیب آموزش داده می‌شوند. نتایج بهینه‌سازی

^{۱۶} radial basis

مربوطه در شکل ۶ نمایش داده می شوند. هر باند فرکانسی با ماشین برداری پشتیبان و با استفاده از پارامترهای فوق برگشت داده می شود و روند دمای ۱۲ روز بعدی پیش بینی می گردد. نتایج آزمایش در شکل ۷ داده شده اند.



شکل ۶. نتایج بهینه سازی داده های بدون نویز و نویزی مبتنی بر ماشین برداری پشتیبان



شکل ۷. پیش بینی دمای هوای ۱۲ روز بعد بر اساس سیگنال دمای حذف نویز شده با موجک

۲. نتایج

در این مقاله کاربرد تبدیل موجک با symlet 16 برای حذف نویز داده های دما مورد بحث قرار گرفته است. ۴ نوع روش آستانه گیری را اعمال می کنیم. از نتایج بدست می آید که SURE و Minimax در مقایسه با Heuristic SURE و Fixed-form نتایج بهتری را برای مقادیر SNR و RMSE حاصل می کنند. جدول ۲ خلاصه آماری از درصد واقعی خطاهای دما و خطاهای مربع دما بین دماهای واقعی و نویزی و بین دماهای واقعی و حذف نویز شده را نشان می دهد. بدیهی است که همانطور که در جدول نشان داده است، با حذف نویز سری های دمای نویزی و با استفاده از روش موجک، نویز زیادی حذف گردیده است. برای مثال، وقتی واریانس نویز ۳۰ است، خطای میانگین مربعات بین دماهای واقعی و نویزی ۰,۳۶۹۵ است، اما پس از حذف نویز تا ۰,۳۲۳۳ افت می نماید. علاوه بر این، می توانیم

از جدول مشاهده کنیم که روش حذف نویز موجک در سطوح مختلف واریانس نویز، قوی عمل می نماید. در تمام واریانس های این نویز وقتی آن را از ۱۰ تا ۵۰ افزایش می دهیم، عملکرد مثبت حذف نویز هماهنگ می باشد.

جدول ۲. خلاصه آماری از خطاهای دما. این جدول هم درصد خطای واقعی دما و هم مربع خطای دماهای بین دماهای نویزی c_D و دماهای واقعی c و خطای دماهای بین دماهای حذف نویز شده c_P و دماهای واقعی c را گزارش می دهد. ستون اول واریانس نویز تولید شده است. ستون های ۲ و ۳ میانگین، انحراف معیار، حداکثر و حداقل درصد خطاهای دماهای واقعی را گزارش می دهند. ستون های ۵ و ۶ همین ها را برای مربع خطاهای دما گزارش می دهند.

$(c - c_D)^2$	$(c - c_P)^2$	Sqd err	$\frac{ c - c_D }{c}$ (%)	$\frac{ c - c_P }{c}$ (%)	Abs % err
$\sigma_\epsilon^2 = 10$					
0.1232	0.1078	Mean	0.0049	0.0046	Mean
0.1958	0.1538	Std	0.0056	0.0043	Std
1.2309	1.2437	Max	0.0650	0.0291	Max
0.039984	0.010408	Min	0.019760	0.013442	Min
$\sigma_\epsilon^2 = 30$					
0.3695	0.3233	Mean	0.0148	0.0139	Mean
0.5874	0.4613	Std	0.0169	0.0130	Std
3.6926	3.7312	Max	0.1950	0.0872	Max
0.011995	0.0031223	Min	0.059281	0.040326	Min
$\sigma_\epsilon^2 = 50$					
0.6158	0.5388	Mean	0.0246	0.0232	Mean
0.9790	0.7688	Std	0.0282	0.0217	Std
6.1543	6.2187	Max	0.3251	0.1454	Max
0.019992	0.0052039	Min	0.098802	0.067211	Min

نتیجه گیری

سری داده های دما در معرض اندازه گیری و ثبت خطا قرار دارند. بنابراین، حذف نویز به کاری مهم در پیش بینی دما مبدل می گردد. در این مقاله، ما از نویز بدست آمده [۶۱] برای تولید نویز دماهای اصلی و از روش موجک برای فیلتر کردن آنها استفاده می کنیم. کل این آزمایش می تواند به دو بخش تقسیم گردد:

(۱) تولید تصادفی و مستقل و یکسان نویز توزیع شده و دماهای نویزی و اعمال روش موجک در حذف نویز دماهای نویزی. مقایسه ی دماهای واقعی، دماهای نویزی و حذف نویز شده به منظور نشان دادن توانایی فیلتر کردن موجکها.

(۲) روش مبتنی بر تبدیل موجک و ماشین برداری پشتیبان که به پیش بینی سری های زمانی دما منجر می گردد. نتایج بخش ۱ نشان می دهند که با حذف نویز دماهای نویزی و با استفاده از روش موجک، بیشتر نویز به طور مؤثر حذف می گردد. در بخش ۲، شواهدی دال بر اینکه می توان از ضرایب موجک بدست آمده پس از حذف نویز و ترکیب آن با ماشین برداری پشتیبان برای پیش بینی سری های زمانی دمای روزهای بعد استفاده کرد، بدست آمده است. بدیهی است که با اضافه کردن برنامه ی تجربی روش حذف نویز موجک داده های دما، نتایج ما تقویت می گردند. نتایج ما نشان می دهند که درصدی از گزینه ها پس از بکارگیری روش حذف نویز اعمال شده، پیش بینی بهتری را نتیجه می دهند، در حالی که سایر گزینه ها از حذف نویز برای پیش بینی عملکرد سودی نمی برند. این نتیجه ممکن است نشان دهد که در برخی از گزینه ها نویز وجود دارد در حالی که در سایرین وجود ندارد. نتایج تجربی نیز نشان می دهند که روش حذف نویز، واریانس نوسانات ضمنی را تا ۱۰٫۸٪ کاهش داده است و این کاهش به طور آماری در سطح ۵ درصد معنی دار است. این استفاده ی عملی ارزشمندی است چرا که اگر نوسانات ضمنی بتوانند با نوسان کمتری برآورد گردند، بهتر می توانند برای پیش بینی عملکرد مورد استفاده قرار گیرند.

تشکر و قدردانی

صمیمانه از داوران ارجمند برای نظرات مفید و پیشنهاداتی که اساساً ارائه ی این مقاله را بهبود داده است، تشکر می کنیم.

ضمیمه ی الف در مورد موجک ها

تبدیل موجک گسسته به تبدیل های موجک که در آن موجک ها به طور پراکنده نمونه گیری می شوند اشاره دارد. این تبدیل کارآمد تر از تبدیل موجک پیوسته می باشد. بنابراین، تبدیل موجک گسسته معمولاً استفاده می شود. شکل تبدیل موجک گسسته ی یک تابع انتگرال پذیر مربعی $y(t)$ می تواند به صورت زیر بیان گردد:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \psi_{m,n}(t) dt \quad (9)$$

که در آن m پارامتر مقیاس و n پارامتر تغییر مکان است. توابع موجک تولید شده بر اساس تابع موجک مادر $\psi(t)$ می باشند. معکوس تبدیل موجک گسسته به شرح زیر است:

$$y(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (10)$$

لطفاً، دابیشز (۱۹۹۲) را ملاحظه نمایید.

منابع و مراجع

- [1] William K. M. Lau and K. M. Kim, "Did the Russian heat wave trigger the Pakistan heavy rain in 2010?", *available online: <http://earthzine.org/2011/06/01/did-the-russian-heat-wave-trigger-the-pakistan-heavy-rain-in-2010/>*, 01 June 2011.
- [2] Sándor Kiss and Sándor Lipcsei, "Analysis of propagating temperature perturbations in the primary circuit of PWRs", *Annals of Nuclear Energy*, Vol. 85, pp. 1167–1174, November 2015.
- [3] Yuxun Zhou, Zhaoyi Kang and Lin Zhang, "Causal analysis for non-stationary time series in sensor-rich smart buildings", *2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pp. 593-598, 17-20 Aug. 2013.
- [4] Vasilios E Papaioannou, Ioanna G Chouvarda, Nikos K Maglaveras and Ioannis A Pneumatikos, "Temperature variability analysis using wavelets and multiscale entropy in patients with systemic inflammatory response syndrome, sepsis, and septic shock", *available online: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3681376/>*, March 2012.
- [5] Gal Zahavi and Yaron Rosenstein, "Weather Derivative Pricing With Nonlinear Weather Forecasting", *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, 21 May 2012.
- [6] Qixuan Zhou, "Dynamic Moment Analysis Of Non-Stationary Temperature Data In Alberta", *A Thesis Submitted to the School of Graduate Studies of the University of Lethbridge in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree Master of Science in Management*, Faculty of Management University of Lethbridge, Lethbridge, Alberta, Canada, 2008.
- [7] P. Manimaran, K. Panigrahi Prasanta and C. Parikh Jitendra, "Wavelet analysis and scaling properties of time series", *Phys. Rev. E Journal*, Vol. 72, Issue 4, pp. 046120-046125, 2005.
- [8] A. Araghi, M. Mousavi Baygi, J. Adamowski, J. Malard, D. Nalley and S.M. Hasheminia, "Using wavelet transforms to estimate surface temperature trends and dominant periodicities in Iran based on gridded reanalysis data", *Atmospheric Research*, Vol. 155, pp. 52-72, 15 March 2015.
- [9] P. Sleziak, K. Hlavčová and J. Szolgay, "Advantages Of A Time Series Analysis Using Wavelet Transform As Compared With A Fourier Analysis", *Slovak Journal of Civil Engineering*, Vol. 23, Issue 2, pp. 30-36, 2015.
- [10] Z. Wang, Jun Chang, Sasa Zhang, Sha Luo, Chuanwu Jia, Shuo Jiang, Boning Sun, Yongning Liu, Xiaohui Liu and Guangping Lv, "An Improved Denoising Method in RDTs Based on Wavelet Transform Modulus Maxima", *IEEE Sensors Journal*, Vol. 15, No. 2, pp. 1061-1067, Feb. 2015.
- [11] X. Gao, F. Sattar and R. Venkateswarlu, "Multiscale Corner Detection of Gray Level Images Based on Log-Gabor Wavelet Transform", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 17, No. 7, pp. 868-875, July 2007.
- [12] Qin Qiming, Wang Wenjun and Chen Sijin, "The application of dyadic wavelet in the RS building image edge detection", *2004 International Conference on Image Processing, ICIP '04.*, Vol. 3., pp. 1731-1734, 2004.
- [13] K. Zeng, D. Chen, G. Ouyang, L. Wang, X. Liu and X. Li, "An EEMD-ICA Approach to Enhancing Artifact Rejection for Noisy Multivariate Neural Data", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, No. 99, pp. 1-1, 2015.
- [14] Liao Wei and Han Put, "Application of wavelet transformation for voltage stability in distributed power system network", *Chinese Control and Decision Conference*, Yantai, Shandong, pp. 116-119, 2008.
- [15] Huang Weili and Huang Weijian, "Detection and analysis of short duration disturbances in power system based on wavelet transform", *27th Chinese Control Conference*, Kunming, pp. 631-634, 2008.
- [16] W. Li and Y. Li, "A Method of Abrupt Sensor Fault Diagnosis", *Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, Jinan, pp. 856-861, 2006.

- [17] H. Zhang, T. Chen and W. Li, "Abrupt Sensor Fault Diagnosis Based on Wavelet Network", *2006 IEEE International Conference on Information Acquisition*, Shandong, pp. 111-116, 2006.
- [18] S. C. Nercessian, K. A. Panetta and S. S. Agaian, "Non-Linear Direct Multi-Scale Image Enhancement Based on the Luminance and Contrast Masking Characteristics of the Human Visual System", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 22, No. 9, pp. 3549-3561, Sept. 2013.
- [19] P. R. Tamilselvi and P. Thangaraj, "Noise suppression and improved edge texture analysis in kidney ultrasound images", *Innovative Computing Technologies (ICICT)*, 2010 International Conference on, Tamil Nadu, pp. 1-6, 2010.
- [20] Z. Gál and G. Terdik, "Wavelet analysis of QoS based network traffic", *Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI)*, 6th IEEE International Symposium on, Timisoara, pp. 275-280, 2011.
- [21] D. Cao, C. Liu and P. Wang, "Application of Wavelet Packet Energy Spectrum to Extract the Feature of the Pulse Signal", *Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE)*, 2010 4th International Conference on, Chengdu, pp. 1-4, 2010.
- [22] E. A. E. Quinn and K. G. Krishnan, "Retinal blood vessel segmentation using curvelet transform and morphological reconstruction", *Emerging Trends in Computing, Communication and Nanotechnology (ICE-CCN)*, 2013 International Conference on, Tirunelveli, pp. 570-575, 2013.
- [23] C. V. Rao, J. M. Rao, A. S. Kumar, B. Lakshmi and V. K. Dadhwal, "Information retrieval through the fusion of multi-sensors data over multi-resolutions", *Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, 2014 International Conference on, Mysore, pp. 1262-1267., 2014.
- [24] M. Tan and A. Qiu, "Spectral Laplace-Beltrami Wavelets With Applications in Medical Images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 34, No. 5, pp. 1005-1017, May 2015.
- [25] S. Friedman and I. Stamos, "Automatic Procedural Modeling of Tree Structures in Point Clouds Using Wavelets", *2013 International Conference on 3D Vision - 3DV 2013*, Seattle, WA, pp. 215-222, 2013.
- [26] Ko K, Qu L and Vannucci M., "Wavelet-Based Bayesian Estimation Of Partially Linear Regression Modelswith Long Memory Errors", *Statistica Sinica*, Vol. 19, Issue 4, pp.1463-1478, 2009.
- [27] Qu L., "Bayesian wavelet estimation of partially linear models", *J. Statist. Comput. Simulation*, Vol. 76, pp. 605-617, 2006.
- [28] Addison P.S., "The Illustrated Wavelet Transform Handbook", *CRC Press*, Napier University, 2002.
- [29] Jaffard S., Meyer Y., Ryan R.D., "Wavelets from a Historical Perspective", *SIAM (Society for Industrial and Applied Mathematics)*, Philadelphia, PA, 2001.
- [30] Daubechies I., "Ten Lectures on Wavelets", *SIAM (Society for Industrial and Applied Mathematics)*, Philadelphia, PA, 1992.
- [31] Linyuan Li, Shan Yao and Pierre Duchesne, "On wavelet-based testing for serial correlation of unknown form using Fan's adaptive Neyman method", *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 70, pp. 308-327, February 2014.
- [32] Davide Pigoli and Laura M. Sangalli, "Wavelets in functional data analysis: Estimation of multidimensional curves and their derivatives", *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 56, Issue 6, pp. 1482-1498, June 2012.
- [33] Sangalli L.M., Secchi P., Vantini S. and Veneziani A., "Efficient estimation of three-dimensional curves and their derivatives by free-knot regression splines", *Journal of the Royal Statistical Society: Series C*, Vol. 58, Issue 3, pp. 285-306, July 2009.
- [34] D. Nalley, J. Adamowski, B. Khalil and B. Ozga-Zielinski, "Trend detection in surface air temperature in Ontario and Quebec, Canada during 1967-2006 using the discrete wavelet transform", *Atmospheric Research*, Vol. 132-133, pp. 375-398, October-November 2013.

- [35] Hege-Beate Fredriksen, "Long-range memory in Earth surface temperatures: Spatial scale dependence and land-sea differences", *FYS-3900 Master's Thesis in Physics*, Faculty Of Science and Technology Department Of Physics And Technology, University of Tromso, May 2013.
- [36] H.-H. Kwon, U. Lall and A. F. Khalil, "Stochastic simulation model for nonstationary time series using an autoregressive wavelet decomposition: Applications to rainfall and temperature", *Water Resources Research*, Vol. 43, W05407, pp. 1-15, 2007.
- [37] E.K. Lada and J.R. Wilson, "A wavelet-based spectral procedure for steady-state simulation analysis", *European Journal of Operational Research*, Vol. 174, Issue 3, pp. 1769-1801, 2006.
- [38] D.L. Donoho and I.M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage", *Biometrika*, Vol. 81, Issue 3, pp. 425-455, 1994.
- [39] G.P. Nason, "Choice of the Threshold Parameter in Wavelet Function Estimation", *Wavelets and Statistics*, Springer-Verlag New York 1995, Vol. 103, pp. 261-280, 1995.
- [40] A. Camps and J.M. Tarongi, "RFI Mitigation in Microwave Radiometry Using Wavelet", *Algorithms*, Vol. 2, pp. 1248-1262, 2009.
- [41] M. Schimmack, S. Nguyen and P. Mercorelli, "Implemented Wavelet Packet Tree based Denoising Algorithm in Bus Signals of a Wearable Sensorarray", *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 659, No. 1, pp. 1-9, 2015.
- [42] Francois Anctil and Paulin Coulibaly, "Wavelet Analysis of the Interannual Variability in Southern Quebec Streamflow", *Journal of Climate*, Vol. 17, pp. 163-173, 1 January 2004.
- [43] Samsul Ariffin Abdul Karim, Mohd Tahir Ismail and Mohammad Khatim Hasan, "Denoising the Temperature Data Using Wavelet Transform", *Applied Mathematical Sciences*, Vol. 7, No. 117, pp. 5821 - 5830, 2013.
- [44] Enner Herenio de Alcântara, José Luiz Stech, João Antônio Lorenzzetti and Evlyn Márcia Leão de Moraes Novo, "Time series analysis of water surface temperature and heat flux components in the Itumbiara Reservoir (GO), Brazil", *Acta Limnologica Brasiliensia*, Vol. 23, No. 3, pp. 245-259, 2011.
- [45] Xiaohong Liu, Shujuan Yuan and Li Li, "Prediction of Temperature Time Series Based on Wavelet Transform and Support Vector Machine", *Journal of Computers*, Vol. 7, No. 8, August 2012.
- [46] Megha Soni, Anand Khare and Saurabh Jain, "A Multiple Thresholding Technique for Image Denoising", *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 4, Issue 1, January 2014.
- [47] Fabrizio Ruggeri and Brani Vidakovic, "Bayesian Modeling in the Wavelet Domain", *Handbook of Statistics*, Vol. 25, pp. 315-338, 2005.
- [48] Dachun Zhang, Gang Liu, Hongbin Li, Deqiang Chu and Yuebin Kang, "Block Adaptive Bayesian Wavelet Shrinkage for 2D Signal De-noising", *Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 302-306, 2008.
- [49] Praveen Kumar and Efi Foufoula-Georgiou, "Wavelet Analysis for Geophysical Applications", *Reviews of Geophysics*, Vol. 35, No. 4, pp. 385-412, November 1997.
- [50] Xiaoqin Li, Wenzhi Yang and Shuhe Hu, "Uniform convergence of estimator for nonparametric regression with dependent data", *Journal of Inequalities and Applications*, Vol. 142, pp. 1-12, 2016.
- [51] A. Pizurica, W. Philips, I. Lemahieu and M. Acheroy, "A joint inter- and intrascale statistical model for Bayesian wavelet based image denoising," in *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 11, No. 5, pp. 545-557, May 2002.
- [52] Chun Gun Park, Marina Vannucci and Jeffrey D. Hart, "Bayesian Methods for Wavelet Series in Single-Index Models", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 14, No. 4, pp. 770-794, December 2005.
- [53] Shivam Tripathi, V. V. Srinivas and Ravi S. Nanjundiah, "Downscaling of Precipitation for Climate Change Scenarios: A Support Vector Machine Approach", *Journal of Hydrology*, Vol. 330, Issues 3-4, pp. 621-640, 15 November 2006.

- [54] Wei-Chiang Hong and Ping-Feng Pai, "Potential Assessment of the Support Vector Regression Technique in Rainfall Forecasting", *Water Resource Manage*, Vol. 21, Issue 2, pp. 495-513, February 2007.
- [55] Lin Jianyi and Cheng Chuntian, "Application of Support Vector Machine Method to Long-term Runoff Forecast", *Journal of Hydraulic Engineering*, Vol. 37, No. 6, pp. 681-686, 2010.
- [56] Jian-Ding Qiu, San-Hua Luo, Jian-Hua Huang, Xing-Yu Sun and Ru-Ping Liang, "Predicting Subcellular Location of Apoptosis Proteins Based on Wavelet Transform and Support Vector Machine", *Amino Acids*, Vol. 38, Issue 4, pp. 1201-1208, 04 August 2009.
- [57] Chun Liu, Changssheng Xie, Guangxi Zhu and Qingdong Wang, "Obscene Picture Identification Based on Wavelet Transform and Support Vector Machine", *Advanced Research on Computer Education, Simulation and Modeling*, Vol. 176 of the series *Communications in Computer and Information Science*, pp. 161-166, 2011.
- [58] M. Vetterli and C. Herley, "Wavelets and filter banks: theory and design," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 40, No. 9, pp. 2207-2232, September 1992.
- [59] Shao Xiaomei, Xu Yueqing, Yan Changrong, "Wavelet Analysis of Rainfall Variation in the Yellow River Basin", *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinesis*, Vol. 42, No. 4, pp. 503-509, 2006.
- [60] Feng Jianmin, Liang Xu and Zhang Zhi, "Analysis on Multi-scale Features of Precipitation in East and Middle Part of Northwest China and West Mongloia", *Scientia Meteorologica Sinica*, Vol. 25, No. 5, pp. 474-482, 2005.
- [۶۱] امیدوار، الناز، زهرا پزشکی و سیدمجید مزینانی، "تخمین هوشمند دمای خارجی ساختمان با استفاده از مدل سازی نوروفازی در حسگر حرارتی"، کنفرانس ملی فن آوری و انرژی و داده با رویکرد مهندسی برق و کامپیوتر، کرمانشاه، انجمن مهندسين برق و الكترونیک - شاخه غرب، ۱۳۹۴.
- [62] B. Schölkopf, P. Y Simard, A. J Smola, and V. N Vapnik, "Prior Knowledge in Support Vector Kernels", *Advances in Neural information processings systems*, ed. by M. I. Jordan and M. J. Kearns and S. A. Solla, Vol. 10, pp. 640-646, Cambridge, 1998.
- [63] G. F. Smits and E. M. Jordaen, "Improved SVM regression using mixtures of kernels", *Neural Networks, 2002. IJCNN '02. Proceedings of the 2002 International Joint Conference on*, Honolulu, HI, pp. 2785-2790, 2002.
- [64] K. Ren, Y. Dong, and Y. Wang, Thermal Analysis of Functionally Graded Plates by Wavelet Method", *Advanced Materials Research*, Vols 306-307, pp. 572-576, 2011.