2nd. International Conference on
Information Technology, Communications and Telecommunications (irICT2016)
1-2 March 2016 - Iran, Tehran

Archive of SID

Channel Equalization Using Wavelet Transform and Adaptive Kernel Filter

Akbar Asgharzadeh, Abbas Ali Sharifi

Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer, Islamic Azad University, Bonab branch,
E-mail: asgharzad221@gmail.com

Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer, Islamic Azad University, Bonab branch,
E-mail: a.sharifi@tabrizu.ac.ir

Abstract. Adaptive nonlinear filters with kernels becomes an interesting topic in nonlinear signal processing in last decade. Channel equalization is one of the most popular topics. In this paper, the performance of the adaptive channel equalizer with wavelet transform and kernel least mean squares (KLMS) is analyzed. Kernel-based methods has been considered previously for channel equalization, but when signal-to-noise ratio (SNR) of channel reduces, its performance reduces considerably. In this paper, we analyze the performance of wavelet transform for noise reduction before using the KLMS for channel equalization. In this way, at first received samples at receiver are denoised using wavelet transform and then equalization are performed using KLMS. Results demonstrated that the using wavelet transform enhances the performance of the KLMS in channel equalization.

Keywords: Equalizer, Denoising, Wavelet transform, kernel, LMS

متعادل‌سازی کانال با استفاده از تبدیل ویولت و فیلتر وفقی کرنل

[۱] اکبر اصغرزاده، [۲] عباسعلی شریفی

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بناب، asgharzad221@gmail.com
[۲] استادیار مهندسی برق، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بناب، a.sharifi@tabrizu.ac.ir

چکیده

فیلترهای وفقی[1] غیرخطی با استفاده از کرنل‌ها در طول یک دهه گذشته به یک موضوع مورد علاقه در زمینه پردازش سیگنال‌های غیرخطی تبدیل شده است. یکی از مواردی که همیشه مورد بحث بوده است، متعادل‌سازی کانال[2] است. در این مقاله عملکرد متعادل‌سازی وفقی کانال با استفاده از تبدیل ویولت[3] و حداقل میانگین مربعات خطای کرنل[4] (KLMS) بررسی می‌شود. روش‌های مبتنی بر کرنل برای متعادل‌سازی کانال قبلا مورد استفاده قرار گرفته‌اند، ولی در صورت کاهش نسبت سیگنال به نویز[5] (SNR) کانال، کارایی آن‌ها به صورت محسوسی کاهش پیدا می‌کند. در این مقاله کارایی استفاده از تبدیل ویولت برای کاهش نویز قبل از متعادل‌سازی کانال با روش KLMS را بررسی می‌کنیم. بنابراین، ابتدا با استفاده از تبدیل ویولت، اثر نویز کانال را کاهش می‌دهیم. سپس با استفاده از روش KLMS متعادل‌سازی کانال را انجام می‌دهیم. نتایج نشان می‌دهد استفاده از تبدیل ویولت عملکرد روش KLMS را به ویژه در نسبت سیگنال به نویزهای پایین بهبود می‌دهد.

واژه های کلیدی : متعادل کننده، کاهش نویز، تبدیل ویولت، کرنل، حداقل مربعات خطا

[1] Adaptive filters

[2] Channel equalization

[3] Wavelet transform

[4] Kernel least mean squared

[5] Signal-to-noise ratio

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

جامعه مدرن ما به یک سیستم نیازمند به اطلاعات تبدیل شده است، به دنبال صدا، ویدئو و دیتا در مقیاس‌هایی استفاده می‌شوند که حتی در یک دهه پیش نیز تصور نمی‌شد. متحرک بودن گیرنده‌ها و فرستنده‌ها، چالش‌های زیادی را ایجاد کرده است. از طرفی مخابرات بی‌سیم وارد برخی چالش‌های اساسی در دهه‌های اخیر شده است. یکی از چالش‌های جدید، ایجاد یک ارتباط فوق العاده قابل اطمینان و سریع است که توسط مسائل بوجود آمده توسط کانال‌های بی‌سیم محو شونده چند مسیره دچار تغییرات محسوس نشود. گرچه تا دهه ۷۰ میلادی به صورت عمده برای ارتباطات ماهواره استفاده می‌شد، اما اخیرا مخابرات سلولی، شبکه‌بندی بی‌سیم بخش عمده‌ای از تکنولوژی مدرن مخابرات بی‌سیم هستند.

نویز سفید گوسی جمع شونده[1] (AWGN) که در اکثر موارد به عنوان یکی از اثرات کانال لحاظ می‌شود، اکنون نمی‌تواند به خوبی بیانگر مدل کانال بی‌سیم در ارتباطات مدرن باشد [۱]. از طرفی، مسیر مستقیم بین گیرنده و فرستنده ممکن است وجود داشته باشد یا وجود نداشته باشد. مشخصه مهم کانال بی‌سیم وجود مسیرهای زیادی بین گیرنده و فرستنده که منجر به پدیده چند مسیری بین گیرنده و فرستنده می‌شود. در این حالت، به ازای یک سمبل ارسالی، چندین سمبل در گیرنده دریافت می‌شود که منجر به پدیده تداخل بین سمبلی[2] (ISI) می‌شود [۲].

روش‌های مبتنی بر کرنل به صورت گسترده در زمینه یادگیری ماشین استفاده شده‌اند. کرنل‌ها در مسائل غیرخطی، با تصویر کردن نمونه‌های ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالا، آن‌ها را به صورت خطی حل می‌کنند. بردارهای پشتیبان ماشین[3] (SVM) برای طبقه‌بندی [۳] و پیش‌بینی سری‌های زمانی [۴]، فرآیندهای گوسی [۵] و تحلیل مولفه‌های اصلی کرنل[4] (KPCA) [۶]، نمونه‌ای از روش‌های پرکاربرد مبتنی بر کرنل هستند. اخیرا روش‌های فیلتر کردن در حوزه کرنل انجام می‌شوند که به آن‌ها فیلتر کردن وفقی کرنل[5] (KAF) گفته می‌شود که در زمینه شناسایی سیستم‌ها عملکرد بسیار خوبی دارند.

KAFهای بسیاری برای شناسایی کانال مخابراتی و طراحی متعادل کننده‌ها تاکنون استفاده شده است. در [۷]، عملکرد روش‌های بازگشتی مربعات خطا[6] (RLS) و حداقل مربعات خطا[7] (LMS) با هم مقایسه شده‌اند. نتایج به دست آمده بیانگر خطای کمتر و سرعت همگرایی بیشتر RLS نسبت به LMS بود، ولی پیچیدگی محاسباتی RLS نسبت به LMS بیشتر است. در [۸]، از یک شبکه عصبی با خطوط تاخیر برای متعادل‌سازی کانال استفاده کرده است که ضرایب متعادل کننده با استفاده از روش RLS تخمین زده می‌شوند. در [۹] برای بیشینه کردن شباهت از این ایده استفاده شده است که خروجی‌های متعادل کننده از ترکیب دو گوسی با میانگین‌های مشخص تولید می‌شوند. از روش decision-directed LMS برای تخمین وزن‌های متعادل‌کننده استفاده شده است. در مرجع [۱۰] از روش RLS قوی برای تخمین کانال در حضور نویز ضربه‌ای استفاده شده است. مقاومت در برابر نویز ضربه‌ای با استفاده از وزن‌ها در پایه‌های بردار همبستگی متقابل و ماتریس خود همبستگی سیگنال ورودی حاصل می‌شود.

عملکرد KAF برای متعادل‌سازی کانال به SNR کانال وابسته است و در صورت کاهش SNR، کارایی آن‌ها کاهش می‌یابد. بنابراین ما در این مقاله پیشنهاد می‌کنیم ابتدا از تبدیل ویولت برای کاهش نویز کانال و بهبود SNR در گیرنده استفاده کنیم. بنابراین، با استفاده از تبدیل ویولت تاثیر مولفه‌های فرکانس بالای نمونه‌های دریافتی -را که بیانگر نویز می‌باشند- را کاهش می‌دهیم. سپس با استفاده از KLMS ضرایب متعادل‌ساز کانال را تخمین می‌زنیم. لازم به ذکر است در این حالت کانال به صورت یک سیستم با پاسخ ضربه محدود[8] (FIR) در نظر گرفته می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که استفاده از تبدیل ویولت قبل از متعادل‌سازی، مقدار خطای بعد از متعادل‌سازی را کاهش می‌دهد.

ساختار این مقاله به صورت مقابل است. در فصل ۲، روش پیشنهادی برای متعادل‌سازی کانال با جزئیات کامل شرح داده می‌شود. در فصل ۳، نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌شود. و در پایان، فصل ۴ مقاله را جمع‌بندی می‌کند.

۲- روش پیشنهادی برای متعادل‌سازی کانال

در این بخش روش‌پیشنهادی برای متعادل‌سازی کانال شرح داده می‌شود. متعادل‌سازی پیشنهاد شده از دو بخش اصلی تشکیل شده است، *i*) کاهش اثر نویز در گیرنده با استفاده از تبدیل ویولت و *ii*)

[1] Additive white Gaussian noise
[2] Inter-symbol interference
[3] Support vector machine
[4] Kernel principal component analysis
[5] Kernel adaptive filtering
[6] Recursive least squared
[7] Least mean squared
[8] Finite impulse response

www.SID.ir

Archive of SID

استفاده از KLMS برای تخمین وزن‌های متعادل‌کننده. در ادامه هر قسمت با جزئیات شرح خواهیم داد.

۲-۱ کاهش اثر نویز

در این مقاله برای کاهش اثر نویز در گیرنده، از روش کاهش نویز مبتنی بر تبدیل ویولت که در [۱۱] ارائه شده است، استفاده می‌کنیم. بعد از هر مرحله تبدیل ویولت، دو زیرباند به دست می‌آید، زیرباند تقریب[1] و زیرباند جزئیات[2]. کاهش نویز با استفاده از تبدیل ویولت در سه مرحله انجام می‌شود. ابتدا سیگنال نویزی به فضای ویولت منتقل می‌شود. سپس با استفاده از یک روش مناسب، حد آستانه محاسبه می‌شود و ضرایب ویولت موثر با استفاده از روش مقایسه سخت یا نرم انتخاب می‌شوند. در نهاین بر مبنای ضرایب ویولت انتخاب شده، بازسازی انجام می‌شود و سیگنال حوزه زمان بازسازی می‌شود. در این مقاله مشابه [۱۱]، سه مرحله تجزیه ویولت گسسته با استفاده از فیلترهای bior4.4 انجام می‌شود. سپس با استفاده از روش ارائه شده، برای هر مرحله حد آستانه محاسبه می‌شود. در ادامه، با استفاده از روش مقایسه سخت، ضرایب جزئیات هر مرحله با حد آستانه مقایسه می‌شوند. در نهایت با استفاده ضرایب انتخاب شده، بازسازی سیگنال با تبدیل ویولت معکوس انجام می‌شود. به علت محدودیت تعداد صفحات برای جزئیات بیشتر می‌توان به [۱۱] رجوع کرد.

۲-۲ متعادل‌سازی

هدف هر فیلتر وفقی مدل کردن سیستم ناشناخته U است که در هر لحظه n، ورودی $x(n)\in\mathbb{R}^N$ و خروجی نویزی $d(n)$ مشخص هستند. خروجی فیلتر به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$y(n)=\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}(n) \qquad (۱)$$

مدل‌سازی معادل است با حداقل کردن مربع خطا بین سیگنال مطلوب $d(n)$ و خروجی مدل $y(n)$:

$$\|e(n)\|^2=\|d(n)-y(n)\|^2 \qquad (۲)$$

۲-۲-۱ روش حداقل مربعات خطا (LMS)

گرادیان مربع خطا به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$\nabla_w E\left[e^2(n)\right]=-2\sum_{i=0}^{n}\mathbf{x}(i)\left(d(i)-\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}(i)\right) \qquad (۳)$$

با محاسبه گرادیان لحظه‌ای در لحظه n خواهیم داشت

$$\nabla_w e^2(n)=-2\mathbf{x}(n)\left(d(n)-\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}(n)\right) \qquad (۴)$$

با محاسبه گرادیان نزولی با اندازه مناسب گام η، فرمول زیر برای بروز-رسانی بردار وزن به دست می‌آید:

$$\mathbf{w}(n+1)=\mathbf{w}(n)+2\eta e(n)\mathbf{x}(n) \qquad (۵)$$

با استفاده از نرمال‌سازی می‌توان کارایی LMS را بهبود داد، به این صورت که اندازه گام را تغییر می‌دهد تا سرعت همگرایی افزایش یابد:

$$\mathbf{w}(n+1)=\mathbf{w}(n)+\frac{\eta}{\|\mathbf{x}(n)\|^2}e(n)\mathbf{x}(n) \qquad (۶)$$

۲-۲-۲ محاسبات در فضای کرنل

در حالت خطی پایه، خروجی فیلتر ترکیب خطی عناصر بردار ورودی است. تعمیم دادن به حالت غیرخطی نیازمند جملاتی است که به شامل روابط غیرخطی عناصر بردار ورودی باشند. بنابراین بردار ورودی $\mathbf{x}(n)$ باید با نگاشت $\phi:\mathbb{R}^N\mapsto F$ به برداری با ابعاد بالاتر گسترده شود تا عبارت‌های روابط غیرخطی را شامل شود. چون ابعاد فضای F می‌تواند بسیار بزرگ باشد، محاسبه ضرب داخلی $\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\phi(\mathbf{x}(n))$ پیچیدگی زیادی دارد. با این حال، برای برخی نگاشت‌های $\phi:\mathbb{R}^N\mapsto F$، یک تابع به نام کرنل وجود دارد $\kappa:\mathbb{R}^N\times\mathbb{R}^N\mapsto\mathbb{R}$، که شرط Mercer را ارضا می‌کند [۱۲]. این اجازه می‌دهد که محاسبات ضرب داخلی بردارهای $\phi(\mathbf{x}),\phi(\mathbf{y})\in F$ که بر روی بردارهای $\mathbf{x},\mathbf{y}\in\mathbb{R}^N$ عمل می‌کنند به صورت زیر محاسبه شوند:

$$\langle\phi(\mathbf{x}),\phi(\mathbf{y})\rangle=\kappa(\mathbf{x},\mathbf{y}) \qquad (۷)$$

این ایده ساده، فن کرنل نامیده می‌شود که اجازه می‌دهد نسخه غیرخطی الگوریتم‌های خطی با استفاده از ضرب داخلی با تعویض آن‌ها با ارزیابی کرنل، به دست آید. کرنلی که به صورت مکرر استفاده شده است، کرنل گوسی (Gaussian) است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\kappa(\mathbf{x}(i),\mathbf{x}(j))=\exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}(i)-\mathbf{x}(j)\|^2}{2\sigma^2}\right) \qquad (۸)$$

۲-۲-۳ الگوریتم Kernel LMS (KLMS)

برای مدل کردن سیستم غیرخطی U، نگاشت غیرخطی از بردارهای ورودی $\phi:\mathbb{R}^N\mapsto F$، باید انجام شود. در این صورت خروجی فیلتر وفقی غیرخطی برابر است با:

$$\mathbf{y}(n)=\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\phi(\mathbf{x}(n)) \qquad (۹)$$

برای جلوگیری از محاسبات صریح ضرب داخلی، فن کرنل استفاده می‌شود. بنابراین برای انجام آن، بردار $\mathbf{w}$ با ترکیب خطی به صورت زیر ساخته می‌شود:

[1] Approximation sub-band

[2] Detail sub-band

www.SID.ir

$$\mathbf{w}=\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\phi(\mathbf{x}_m) \qquad (۱۰)$$

استفاده از مجموعه M بردار پشتیبان $x_m \in \mathbb{R}^N$ لغت‌نامه نامیده می‌شود. با ترکیب (۱۰) و (۹) و استفاده از فن کرنل (۷) داریم:

$$y(n)=\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\kappa(\mathbf{x}_m,\mathbf{x}(n))=\boldsymbol{\alpha}^k\mathbf{k}(n) \qquad (۱۱)$$

که $k(n)\in\mathbb{R}^M$ برداری است که مولفه mام آن برابر است با $\kappa(\mathbf{x}_m,\mathbf{x}(n))$. بردار وزن‌ها $\alpha\in\mathbb{R}^M$ می‌تواند با استفاده از روش LMS نرمال (NLMS) به دست آید:

$$\boldsymbol{\alpha}(n+1)=\boldsymbol{\alpha}(n)+\frac{\eta}{\|\mathbf{k}(n)\|^2}e(n)\mathbf{k}(n) \qquad (۱۲)$$

در روش پیشنهادی برای متعادل‌سازی کانال، بعد از کاهش اثر نویز الگوریتم KLMS استفاده می‌شود تا ضرایب متعادل‌ساز بروزرسانی شوند.

۳- نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت به بررسی کارایی روش ارائه شده برای تخمین کانال‌های مختلف می‌پردازیم. در این مقاله، فرض می‌شود که فرستنده سیگنال‌ها را به صورت BPSK ارسال می‌کند، یعنی $s(n)\in\{-1,+1\}$ و هر کدام از مقادیر ممکن با احتمال یکسان صادر می‌شوند. بخاطر تصادفی بودن نویز، به ازای شرایط متفاوت، الگوریتم ۱۰۰ بار اجرا می‌شود و در نهایت نتایج متوسط ارائه می‌گردد. در ادامه نتایج به دست آمده در کانال غیر خطی کانال را ارائه می‌دهیم. در این کانال رابطه بین سیگنال ارسالی به صورت زیر است [۱۲]:

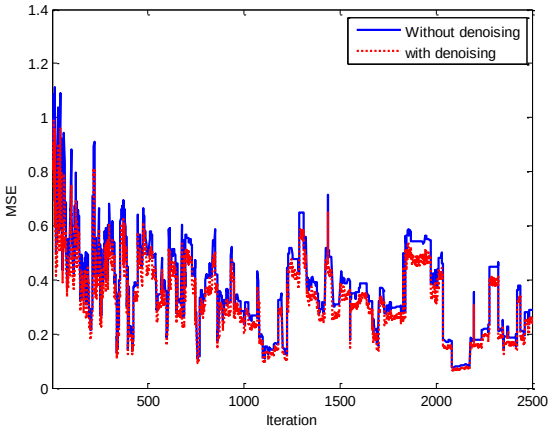
$$r(k)=z(k)-0.9z^2(k)+n(k) \qquad (۱۳)$$

که داریم:

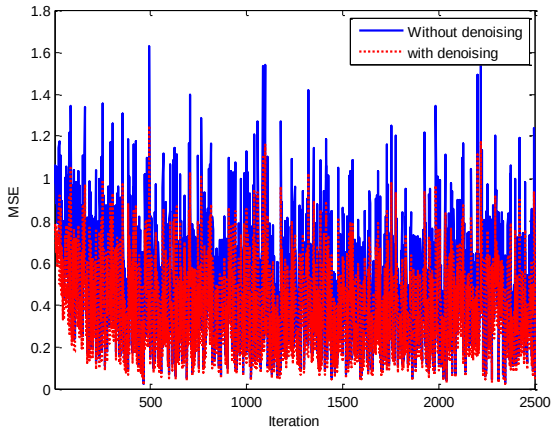
$$z(k)=s(k)+0.5s(k-1) \qquad (۱۴)$$

در این حالت بیان می‌شود که کانال با مدل غیرخطی وینر (Wiener) مدل شده است که شامل ارتباط سری یک سیستم خطی تغییرناپذیر با زمان و سیستم غیرخطی بدون حافظه است.

در شکل ۱ و ۲، نمودار MSE برای تخمین با حذف نویز و تخمین بدون حذف نویز به ازای انحراف معیارهای نویز معادل ۰,۱ و ۱ آورده شده است. همان طور که مشاهده می‌شود در هر دو حالت کاهش اثر نویز خطای تخمین را کاهش می‌دهد.



شکل ۱: نمودار همگرایی به ازای انحراف معیار ۰,۱



شکل ۲: نمودار همگرایی به ازای انحراف معیار ۱

۴- نتیجه گیری

در این مقاله روش جدیدی برای طراحی متعادل‌ساز کانال با استفاده از روش‌های حذف نویز مبتنی بر ویولت و فیلترهای وفقی کرنل ارائه دادیم. از آن جا که در حضور نویز با توان بالا، سیگنال‌های دیافتی دچار تغییرات ناگهانی زیادی هستند، الگوریتم‌های وفقی برای پیدا کردن ضرایب دچار مشکل می‌شوند و همگرایی کند می‌شود. ما با استفاده از تبدیل ویولت اثر نویز در سیگنال دریافتی کاهش می‌یابد و سپس با استفاده از روش KLMS ضرایب متعادل‌کننده تخمین زده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد کاهش نویز قبل از تخمین نویز کارایی متعادل کننده را بهبود می‌بخشد.

۵- مراجع

[۱] T. S. Rappaport, *Wireless communications: principles and practice* vol. 2: Prentice Hall PTR New Jersey, 1996.

Archive of SID
www.SID.ir

Archive of SID

[۲] J. G. Proakis, *Intersymbol Interference in Digital Communication Systems*: Wiley Online Library, 2001.
[۳] C. J. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, pp. 121-167, 1998.
[٤] K.-R. Müller, A. J. Smola, G. Rätsch, B. Schölkopf, J. Kohlmorgen, and V. Vapnik, "Predicting time series with support vector machines," in *Artificial Neural Networks—ICANN'97*, ed: Springer, 1997, pp. 999-1004.
[٥] C. K. Williams and C. E. Rasmussen, "Gaussian processes for regression," 1996.
[٦] B. Schölkopf, A. Smola, and K.-R. Müller, "Kernel principal component analysis," in *Artificial Neural Networks—ICANN'97*, ed: Springer, 1997, pp. 583-588.
[۷] R. Wang, N. Jindal, T. Bruns, A. R. Bahai, and D. C. Cox, "Comparing RLS and LMS adaptive equalizers for nonstationary wireless channels in mobile ad hoc networks," in *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2002. The 13th IEEE International Symposium on*, 2002, pp. 1131-1135.
[۸] J. Shah, I. M. Qureshi, A. A. Khaliq, and M. Iqbal, "Adaptive equalization of a nonlinear recursive channel using Gaussian RBF based network," in *Multitopic Conference (INMIC), 2012 15th International*, 2012, pp. 345-347.
[۹] S. J. Nowlan and G. E. Hinton, "A soft decision-directed LMS algorithm for blind equalization," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 275-279, 1993.
[۱۰]Y. Wang, "Channel Equalization Using a Robust Recursive Least-Squares Adaptive-Filtering Algorithm," in *Computer and Information Technology (CIT), 2012 IEEE 12th International Conference on*, 2012, pp. 135-138.
[۱۱]H. T. Patil and R. S. Holambe, "New approach of threshold estimation for denoising ECG signal using wavelet transform," in *India Conference (INDICON), 2013 Annual IEEE*, 2013, pp. 1-4.
[۱۲]W. Liu, J. C. Principe, and S. Haykin, *Kernel Adaptive Filtering: A Comprehensive Introduction* vol. 57: John Wiley & Sons, 2011.

www.SID.ir