

معرفی رویکرد جدید برای طراحی نگهدارنده و بهبود دقت با روش هوشمند به منظور استفاده در کنترل دیجیتال

مهدي شاکری^۱، مهرداد بابازاده^{۲*}

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: پذیرش مقاله:	در این مقاله یک نگهدارنده مرتبه کسری معرفی می‌شود که در بازسازی یک سیگنال از روی نمونه‌های آن نسبت به سایر نگهدارنده‌های سنتی خطای کمتری دارد. در نگهدارنده‌های مرتبه کسری یک ضریب ثابت کوچکتر از یک به طور بهینه تنظیم می‌گردد. در حقیقت نگهدارنده مرتبه صفر (ZOH) و نگهدارنده مرتبه اول (FOH) حالت‌های خاصی از نگهدارنده مرتبه کسری با ضرایب صفر و یک هستند. در مقاله حاضر ابتدا روشی جهت تعیین ضریب مذکور به صورت ثابت و تنظیم شده ارائه می‌شود. در ادامه خطای حاصل از این نگهدارنده جدید در بازسازی سیگنال اصلی با نگهدارنده مرتبه اول مقایسه می‌شود. سپس برای کاهش خطای نگهدارنده، رهیافتی بر اساس خطای حداقل مربعات در نظر گرفته شده است. این روش در واقع از تاریخچه رفتار سیگنال برای بازسازی نمونه‌های بعدی استفاده می‌کند. به این منظور با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یک نگهدارنده هوشمند نمونه‌های بعدی سیگنال را پیش‌بینی می‌کند. بررسی‌های انجام شده در خصوص میزان تاخیر حاصل از این روش هوشمند تطبیقی معرفی شده نشان می‌دهد که خللی در پایداری حلقه بسته ایجاد نخواهد کرد. علاوه بر آن رهیافت جدیدی در پیش‌بینی تطبیقی رفتار سیگنال با استفاده از تاریخچه آن معرفی می‌شود.
واژگان کلیدی: نگهدارنده مرتبه صفر، نگهدارنده مرتبه اول، نگهدارنده مرتبه کسری، شبکه‌های عصبی مصنوعی، پردازش سیگنال.	

۱- مقدمه

کنترل تولید می‌شود. علاوه بر این، خروجی‌های دیجیتال سیستم‌های کنترل جهت اعمال به بخش‌های بعدی (راه-اندازها و مدارهای واسط دیگر) نیاز به پیوسته‌سازی توسط نگهدارنده دارند. این سیگنال‌های دیجیتال گسسته بوده که در آن داده‌هایی با دامنه‌هایی با مقادیر پیوسته در بازه زمانی مورد نظر با دوره نمونه‌برداری خاص پراکنده شده‌اند. برای پیوسته‌سازی این سیگنال‌ها باید فاصله بین زمان‌های نمونه‌برداری با تخمینی از سیگنال بازیابی شود.

کامپیوترهای دیجیتال نقش اساسی در فعالیت سیستم‌های کنترل صنعتی بر عهده دارند [۱]. در بسیاری از کاربردهای حلقه بسته دیجیتال، سیگنال‌های خروجی از فرایند و مرجع کنترل ممکن است از انواع پیوسته یا گسسته باشند که با استفاده از مبدل‌های مناسب جهت تولید سیگنال‌های پیوسته مورد استفاده قرار می‌گیرند. به عنوان مثال، یک سیگنال خطا توسط مدار نمونه بردار و نگهدارنده داخلی مبدل آنالوگ به دیجیتال (A/D) جهت استفاده در سیستم

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: mebab@znu.ac.ir

۱. دانشجوی دکترا، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه زنجان

۲. استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه زنجان

ساده‌ترین روش مرسوم، نگهداری نمونه واقعی داده فعلی تا لحظه نمونه‌برداری بعدی است. در این صورت، به محض آمدن نمونه جدید عملیات نگهداری مجدداً تکرار خواهد شد و در نتیجه حالت‌های پلکانی در سیگنال بازسازی شده (نگهداری شده) دیده می‌شود. این کار اساس عملکرد نگهدارنده مرتبه صفر^۱ (ZOH) است. در [۲] ابتداء، کنترل-کننده مقاوم خطی با استفاده از الگوریتم شکل‌دهی بهره حلقه بسته مرتبه سوم طراحی شده و یک نگهدارنده مرتبه صفر به استراتژی کنترل اضافه گردیده است. سپس عملکرد کنترل کننده در شرایط مختلف دریا شبیه سازی شده است.

راه حل بعدی آن است که به رفتار گذشته سیگنال و نمونه-های قبلی آن توجه کرده و حرکت به سوی نمونه بعدی بر این اساس و با شیب خاصی انجام شود. اگر شیب خط‌واصل بین نمونه فعلی و نمونه قبلی در نظر گرفته شود و با این شیب به سمت نمونه بعدی حرکت انجام گردد، یک نگهدارنده مرتبه اول^۲ (FOH) بدست می‌آید. به دلیل انتظار برای وجود دو نمونه جهت پیش‌بینی نمونه بعدی، استفاده از چنین نگهداری باعث ایجاد یک واحد تاخیر خواهد شد. علاوه بر این در اثر استفاده از نگهدارنده تغییر شکلی نسبت به سیگنال واقعی به وجود خواهد آمد.

همانطور که در [۳] اشاره شده است، نگهدارنده‌های مرتبه بالاتر اگرچه ممکن است تقریب بهتری از سیگنال را به دست دهند اما تقریب بهتر به بهای تاخیر حاصل خواهد شد؛ همچنین از دیدگاه پایداری سیستم حلقه بسته چنین تاخیری مطلوب نبوده و در کاربردهای عملی قابل استفاده نیست. نگهدارنده مرتبه صفر به دلیل سادگی بیشترین کاربرد عملی را دارد. در [۴] ترکیبی از ZOH و FOH به کار رفته است به گونه‌ای که FOH در فرکانس‌های پایین و ZOH در فرکانس‌های بالای منحنی اصلی سیگنال مورد نظر استفاده شده است. نوع دیگری از نگهدارنده با نام نگهدارنده

مرتبه کسری^۳ (FROH) وجود دارند که یکی از انواع نگهدارنده‌های مرتبه بالا بوده و دارای پارامتر قابل تنظیمی هستند. طراحی نگهدارنده مرتبه کسری برای تصحیح بهره β (که امکان و احتمال شدن ZOH با $\beta = 0$ و FOH با $\beta = 1$ را دارد) به منظور اینکه انحراف خروجی به مقادیر نمونه‌ها نزدیک شود در [۵] بحث شده است. نویسندگان در [۶] برخی اصول راهنمای مقدماتی را برای اتخاذ مناسب مقدار بهره قابل تنظیم دستگاه نگهدارنده مرتبه کسری در بازسازی سیگنال در سیستم کنترل دیجیتال معرفی کرده‌اند.

یک مثال شبیه‌سازی برای مقایسه نگهدارنده مرتبه کسری و نگهدارنده مرتبه صفر در [۷] آورده شده است. نگهدارنده‌های مرتبه کسری (FROHs) میانگین نگهدارنده‌های سنتی مرتبه صفر و مرتبه اول هستند و می‌توانند برای نیل به عملکرد بهتر سیستم تنظیم گردند [۸]. محققان در [۹] یک نگهدارنده مرتبه کسری جدید را که ترکیبی از نگهدارنده مرتبه کسری و نگهدارنده مرتبه صفر است و قابلیت‌های هر دو نگهدارنده را داشته و همچنین پاسخ فرکانسی بهتری را نسبت به هر دو نگهدارنده دارا می‌باشد معرفی کرده‌اند.

در [۱۰] یک نگهدارنده مرتبه کسری قوسی شکل عملی پیشنهاد شده است؛ در این روش دوره‌ی نمونه‌برداری به سه قسمت تقسیم شده است که تقریب بهتری در بازسازی سیگنال به دست می‌دهد. در واقع در این مرجع دوره نمونه‌برداری به صورت مجازی کوچکتر شده است. شایان ذکر است که با کاهش دوره نمونه‌برداری، نمونه‌ها به یکدیگر نزدیکتر شده و بازسازی سیگنال در تمام روش‌ها با دقت بیشتری همراه خواهد بود گرچه استفاده از فرکانس‌های نمونه برداری بسیار بالا با محدودیت‌های فنی و اقتصادی همراه است. به‌عنوان یک نتیجه، می‌توان گفت که دستگاه‌های نگهدارنده خاص مثل نگهدارنده مرتبه کسری (FROH) اگر

¹ Zero-order hold

² First-order hold

³ Fractional-Order Hold

به خوبی تنظیم شوند می‌توانند عملکرد سیستم‌های کنترل هیبرید (التقاطی) را بهبود بخشند [۱۱].

در این مقاله ابتدا روشی ارائه می‌شود که ضریب نگهدار مرتبه کسری به صورت ثابت و تنظیم شده محاسبه شود. در ادامه برای طراحی نگهدار رهیافت خطای حداقل مربعات در نظر گرفته شده است. در این راه با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی تلاش می‌شود تا رفتار نمونه‌های بعدی سیگنال بر اساس رفتار نمونه‌های قبلی پیش‌بینی شود. در حقیقت یک نگهدار تطبیقی قابل دستیابی است به گونه‌ای که بتواند رفتار سیگنال را در نمونه‌های بعدی دنبال کند. در [۱۲] یک رهیافت ارتباط‌گرا برای تنظیم خودکار پارامتر نگهدار مرتبه کسری به منظور بهبود خواص پایداری صفرهای گسسته‌ی بدست آمده، با استفاده از شبکه عصبی ارائه شده است. یک روش جدید برای تنظیم خودکار پارامتر مدار نگهدار مرتبه کسری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور بهبود عملکرد سیستم کنترل دیجیتال یک دستگاه پرنیت در [۱۳] آورده شده است.

تفاوت استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در این مقاله و روش‌های دیگر، تلفیق روش پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی با طرز عملکرد نگهدارهای سنتی می‌باشد. در واقع پس از اینکه هر نمونه وارد شد، حرکت به سمت نمونه بعدی از نمونه واقعی فعلی خواهد بود و نه نمونه فعلی پیش‌بینی شده. این رهیافت جدیدی در استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی رفتار یک سیگنال در کاربردهای دیگر نیز خواهد بود. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANNs) چارچوب محاسباتی انعطاف پذیر و تقریب زنده‌های عمومی هستند که می‌توانند با درجه دقت بالایی در مسائل پیش‌بینی سری‌های زمانی در محدوده وسیعی از کاربردها اعمال گردند [۱۴].

با فرض پایداری سیستم حلقه بسته پس از به کار بردن نگهدار هوشمند، در این مقاله شبکه عصبی مصنوعی خطی تطبیقی (ADALINE) برای بازیابی نمونه‌های بعدی

سیگنال به کار برده شده است. در سال‌های اخیر ساختار آدالین (ADALINE) در کاربردهای متنوعی مورد استفاده بوده است. به عنوان مثال [۱۵] یک شبکه عصبی خطی تطبیقی دولایه منحصر بفرد را برای اندازه‌گیری سریع و دقیق اساسی، هارمونیک‌ها، زیر هارمونیک‌ها، هارمونیک‌های داخلی، اجزای DC رو به اضمحلال یک سیگنال جریان دارای اعوجاج با نویز اضافی ارائه داده است. در [۱۶] بررسی جامعی از روش‌های پیش‌بینی سری زمانی طولانی به عمل آمده و همچنین زمینه‌های تحقیقاتی بالقوه و در حال رشد در این زمینه معرفی شده‌اند.

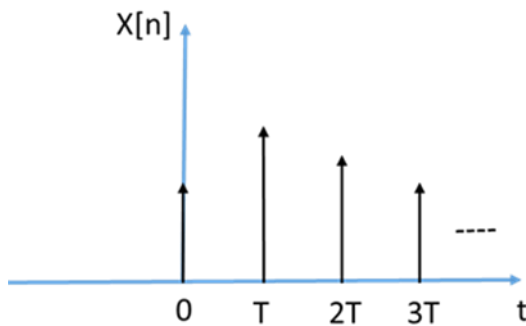
پیش‌بینی سری‌های زمانی کاربردهای فراوانی در زمینه‌های مختلف داراست. از آن جمله در [۱۷] به طور ساختارمند کارهای تحقیقاتی بررسی شده که بر پیشرفت شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق تمرکز داشتند تا از داده‌های سری زمانی ساختار یافته بیمار برای وظایف پیش‌بینی مراقبت‌های بهداشتی استفاده کنند.

در [۱۸] یک مدل ترکیبی پیشرفته برای پیش‌بینی کوتاه مدت سرعت باد توسعه داده شده است و آخرین استراتژی پردازش داده برای به دست آوردن ویژگی سرعت باد اعمال می‌شود و برای پیش‌بینی سرعت باد از مدل‌های پیش‌بینی خطی و غیرخطی استفاده گردیده است. آنگاه یک بهینه سازی چند هدفه اصلاح شده برای تعیین وزن بهینه اعمال شده است. تحلیل عدم قطعیت هر مدل با پیش‌بینی بازه ای انجام شده است.

از مزایای اصلی این تکنیک نسبت به سایر روش‌های شبکه عصبی می‌توان به سادگی و امکان آموزش آنلاین آن اشاره کرد. علاوه بر این، وزن‌های ADALINE را می‌توان به صورت فیزیکی تفسیر کرد [۱۹]. بنابراین برای شناسایی پارامترهای سیستم‌های خطی بسیار کارآمد است. در برخی از زمینه‌ها مانند پردازش سیگنال تطبیقی [۲۰] یا شناسایی هارمونیک‌های جریان در سیستم‌های قدرت [۱۹] این ساختار به یک ابزار قدرتمند تبدیل شده است.

¹ Artificial Neural Network

دقت بازیابی نمود، موجب ارتقای نگهدارنده‌های سیگنال در کنترل دیجیتال خواهد بود.



شکل ۱- سیگنال گسسته

حال روش‌هایی پیشنهاد می‌شود تا بتوان نمونه‌های بعدی سیگنال را از روی نمونه‌های فعلی آن پیش‌بینی کرده و فاصله بین نمونه‌ها را پر کرده و به سیگنال پیوسته اولیه دسترسی پیدا شود. روش‌هایی که در این مقاله بررسی می‌شوند مبتنی بر روش‌های پردازش سیگنال هستند. برای طراحی نگهدارنده مرتبه کسری جدید دو روش زیر را می‌توان در نظر گرفت:

روش اول: در این روش مطابق شکل ۲ ابتدا طول پاره‌خط واصل بین اندازه نمونه فعلی و نمونه قبلی محاسبه می‌شود. به مرکز نمونه فعلی و شعاع طول محاسبه شده کمائی رسم می‌شود تا پاره‌خط $2T$ را قطع کند. بدیهی است که این کمان پاره‌خط $2T$ را یا در یک نقطه قطع می‌کند و یا در دو نقطه. شکل ۲ حالتی را نشان می‌دهد که پاره‌خط $2T$ در دو نقطه قطع شده است. سازوکاری لازم است تا نگهدارنده یکی از دو پاره‌خط واصل بین نمونه فعلی و خط $2T$ را برای رسیدن به خطای حداقل انتخاب کند. مشاهده می‌شود که نگهدارنده مرتبه صفر و مرتبه یک حالت خاصی از این نگهدارنده خواهند بود.

این مقاله به صورت زیر ساختار یافته است. ابتدا نگهدارنده‌های مرتبه صفر و مرتبه یک و ساختارشان معرفی شده اند، سپس نگهدارنده مرتبه کسری جدید و نحوه توسعه آن ارائه گردیده است. نتایج شبیه‌سازی حاصل از این نگهدارنده آورده شده و با نگهدارنده سنتی مقایسه شده است. در ادامه پیش‌بینی رفتار سیگنال با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته است. به این منظور با استفاده از ساختار شبکه عصبی خطی تطبیقی^۱ (ADALINE) به بازسازی سیگنال از روی نمونه‌های آن اقدام شده است.

۲- طراحی نگهدارنده مرتبه کسری جدید به روش سنتی

در نگهدارنده مرتبه صفر ZOH فاصله بین نمونه‌ها با خطوط افقی پر می‌شوند. شکل موج نگهدارنده مرتبه صفر در واقع یک تقریب پلکانی از سیگنال اصلی می‌باشد. تابع تبدیل نگهدارنده مرتبه صفر در حوزه لاپلاس به صورت زیر است:

$$G_{ZOH}(s) = \frac{1 - e^{-sT}}{s} \quad (1)$$

که در آن T زمان نمونه‌برداری بوده و s نشان‌دهنده عملگر تبدیل لاپلاس است.

در نگهدارنده مرتبه اول FOH فاصله بین نمونه‌ها با خطی پر می‌شود که از امتداد خطی حاصل شده است که نمونه فعلی و نمونه قبلی را به هم وصل می‌کند. تابع تبدیل نگهدارنده مرتبه اول در حوزه لاپلاس به صورت زیر است:

$$G_{FOH}(s) = (1 + sT) \left(\frac{1 - e^{-sT}}{sT} \right)^2 \quad (2)$$

یک سیگنال می‌تواند ذاتاً گسسته باشد و یا از نمونه‌برداری از یک سیگنال پیوسته حاصل شود. فرض کنید شکل ۱ نشان‌دهنده یک سیگنال گسسته باشد که از طریق نمونه‌برداری از یک سیگنال پیوسته به وسیله نمونه‌بردار ضربه‌ای با دوره تناوب T به دست آمده است. حال اگر بتوان سیگنال پیوسته اولیه را از روی نمونه‌های حاصل، بدون تاخیر و با

¹ Adaptive Linear Neuron

$$L = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + T^2} \quad (4)$$

که در آن x_0 نمونه قبلی و x_1 نمونه فعلی می‌باشد. همچنین داریم:

$$\tan a = \frac{B}{T} \quad (5)$$

حال تابع تبدیل نگهدار جدید استخراج می‌شود. با فرض اینکه x سیگنال ورودی بوده که در سیگنال قطار ضربه با دوره تناوب T ضرب شده است و اینکه $\delta(t)$ سیگنال ضربه واحد باشد، $x^*(t)$ سیگنال نمونه‌برداری می‌باشد. شکل ۵ ساختار ورودی و خروجی نگهدار جدید را نشان می‌دهد.



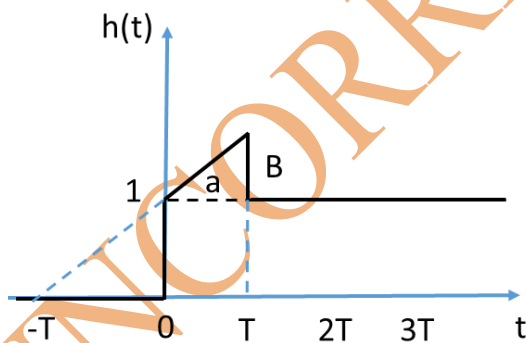
شکل ۵-ساختار ورودی و خروجی نگهدار جدید همانطور که اشاره شد داریم:

$$x(t) = u(t) \quad (6)$$

و

$$x^*(kT) = \sum_{k=0}^{\infty} x(t) \delta(t - kT) \quad (7)$$

به این معنی که در این روش ورودی سیگنال پله واحد است که در این صورت خروجی نگهدار مطابق شکل ۶ خواهد بود.

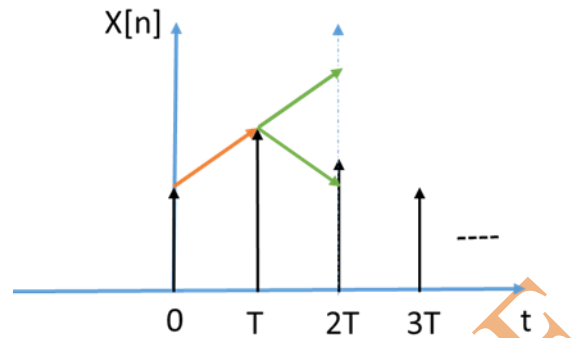


شکل ۶-خروجی نگهدار جدید

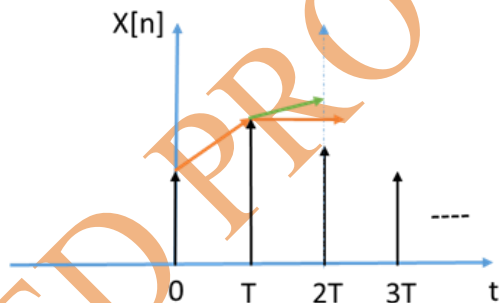
که در آن:

$$B = \sqrt{1 + T^2} - T \quad (8)$$

خروجی نگهدار بر اساس سیگنال‌های پایه به صورت زیر نشان داده می‌شود:



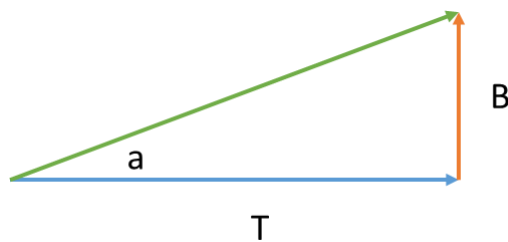
شکل ۲-روش اول برای طراحی نگهدار مرتبه کسری جدید روش دوم: در این روش مطابق شکل ۳ عمل می‌گردد.



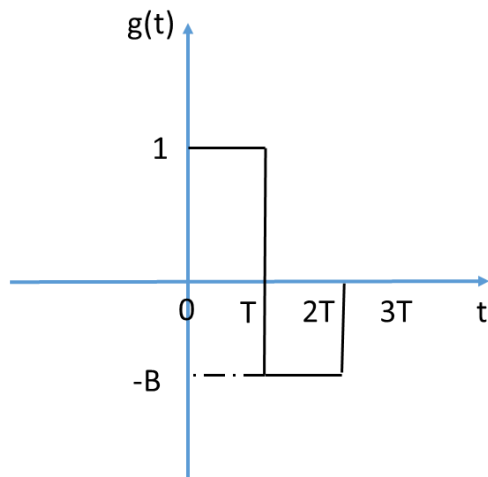
شکل ۳-روش دوم برای طراحی نگهدار مرتبه کسری جدید در این روش ابتدا طول پاره‌خط واصل بین نمونه فعلی و نمونه قبلی محاسبه می‌شود. اندازه این طول برابر L در نظر گرفته شده است. مشابه نگهدار مرتبه صفر، از نمونه فعلی خطی با طول L رسم می‌شود تا خط $2T$ را قطع کند. واضح است که L بزرگتر یا مساوی با T خواهد بود. اختلاف طول L و T برابر B در نظر گرفته می‌شود.

$$B = L - T \quad (3)$$

به مرکز محل تقاطع L و $2T$ کمانی به شعاع B رسم می‌شود. این کمان پاره‌خط $2T$ را در دو نقطه قطع می‌کند. شیب مثبت را انتخاب کرده و مطابق شکل ۴ از نمونه فعلی تا نمونه بعدی با این شیب حرکت انجام می‌گیرد.



شکل ۴-استفاده از رابطه فیثاغورث برای محاسبه طول B اندازه طول L از رابطه زیر محاسبه می‌شود:



شکل ۷-نمایش حوزه زمان نگهدار جدید

به این دلیل که این نگهدارنده بر اساس ایده محاسبه طول پاره خط طراحی شد، به صورت LOH:Length-Order Hold نام گذاری شده است.

۳- بررسی عملکرد نگهدار جدید در بازسازی سیگنال نمونه برداری شده

یک سیگنال سینوسی به عنوان سیگنال اصلی در نظر گرفته شده و پس از انجام عمل نمونه برداری، این سیگنال با استفاده از نگهدار جدیدی که طراحی گردید بازسازی می شود. به این منظور سیگنال اصلی نمونه برداری شده با تابع تبدیل به دست آمده کانوالو می شود. شکل ۸ سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده را نشان می دهد.

با در نظر گرفتن همان سیگنال به عنوان سیگنال اصلی، عملکرد نگهدار جدید در بازسازی سیگنال با نگهدارهای مرتبه صفر و مرتبه اول مقایسه می گردد. شکل ۹ این مقایسه را نشان می دهد. در نهایت مربعات خطای بازسازی سیگنال با LOH و FOH در شکل ۱۰ با هم مقایسه شده است. مشاهده می شود که عملکرد نگهدار جدید در مواردی که شیب سیگنال اصلی کاهشی است بهتر می باشد و خطای کمتری را نشان داده است.

$$h(t) = u(t) + \frac{B}{T}tu(t) - Bu(t-T) - \frac{B}{T}(t-T)u(t-T) \quad (9)$$

$$\frac{B}{T}(t-T)u(t-T)$$

با بکار بردن تبدیل لاپلاس از طرفین رابطه فوق داریم:

$$H(s) = \frac{1}{s}(1 - Be^{-sT}) + \frac{B}{s^2T}(1 - e^{-sT}) \quad (10)$$

از آنجا که سیگنال ورودی پله واحد بود، تابع تبدیل حوزه لاپلاس نگهدار جدید از رابطه زیر به دست می آید:

$$G(s) = H(s)(1 - e^{-Ts}) \quad (11)$$

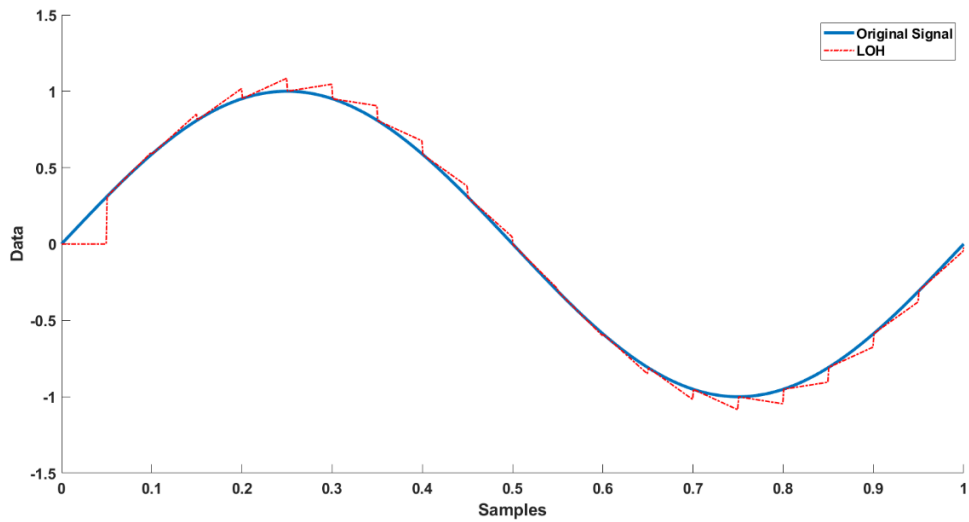
در نهایت خواهیم داشت:

$$G(s) = \frac{1}{s}(1 - Be^{-Ts})(1 - e^{-Ts}) + \frac{B}{T}\left(\frac{1 - e^{-Ts}}{s}\right)^2 \quad (12)$$

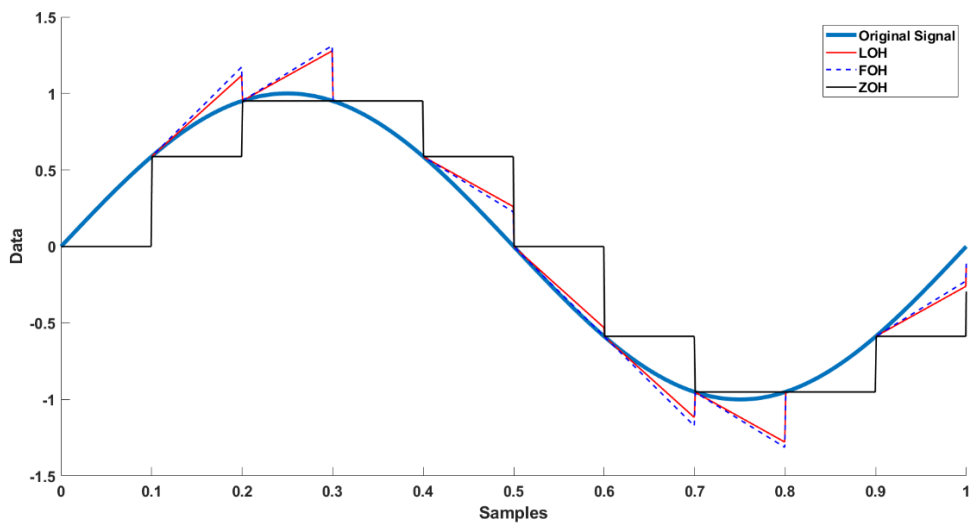
تابع تبدیل نگهدار جدید به صورت زیر در حوزه زمان بازنویسی می گردد:

$$g(t) = \frac{1}{T} \text{rect}\left(\frac{t}{T} - \frac{1}{2}\right) - B * \text{rect}\left(\frac{t}{T} - \frac{2}{3}\right) + B * \text{triangle}\left(\frac{t}{T} - 1\right) \quad (13)$$

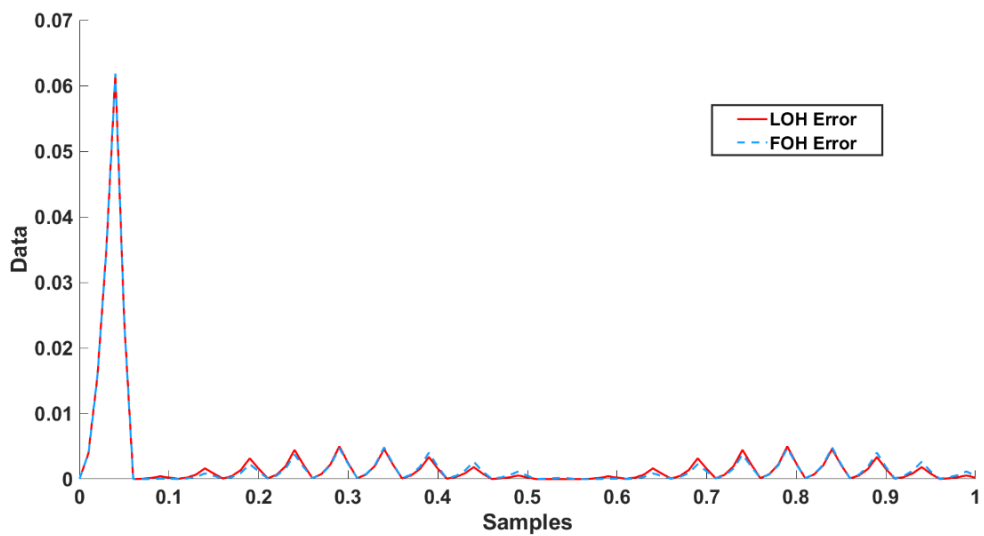
این نگهدار در شکل ۷ نمایش داده شده است.



شکل ۸- بازسازی سیگنال با LOH



شکل ۹- مقایسه عملکرد LOH با ZOH و FOH در بازسازی سیگنال



شکل ۱۰- مقایسه خطای FOH و LOH در بازسازی سیگنال

۴- طراحی نگهدار خطی تطبیقی با استفاده از

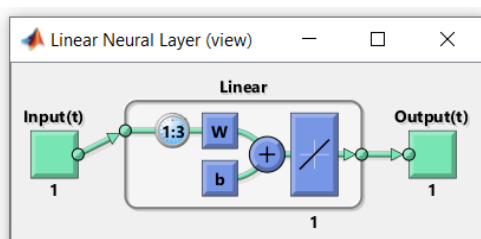
شبکه عصبی مصنوعی

آنچه تا اینجا ارائه گردید بسط روش‌های سنتی طراحی نگهدار بود. در ادامه با استفاده از رهیافت شبکه‌های عصبی و پردازش سیگنال، نگهدار تطبیقی حاصل خواهد شد. این نگهدار قادر خواهد بود بر اساس رفتار گذشته سیگنال نمونه‌های بعدی را به صورت تطبیقی بازسازی نموده و تمامی نگهدارها از تمامی مرتبه‌ها را در خود جای داده و ترکیبی از همه حالت‌ها باشد. در رهیافت شبکه‌های عصبی احتیاج به داده‌های آموزش داریم. با استفاده از روش سری-های زمانی هر نمونه به عنوان یک داده در نظر گرفته خواهد شد. داده‌های آموزش به دو صورت می‌توانند در اختیار شبکه عصبی قرار گیرند. نخست آنکه همه داده‌ها به یکباره در اختیار شبکه عصبی قرار گیرد. داده‌های آموزش به صورت تصادفی پخش خواهند بود و بازسازی سیگنال بر این اساس صورت گیرد. دوم آنکه ترتیب ورود داده‌ها اهمیت داشته باشد و از داده‌های گذشته و فعلی به عنوان داده‌های آموزش استفاده شود. بدیهی است که روش دوم در این تحقیق مورد نظر است.

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی خطی تطبیقی ADALINE ساختار ساده‌تری نسبت به سایر مدل‌های پیچیده‌تر شبکه‌های عصبی داشته و نیز می‌تواند در طول زمان با تغییرات سیگنال تطبیق یابد، همچنین این ساختار خطی در برابر نویز در داده‌های ورودی مقاوم بوده و به سرعت می‌تواند به وزن‌های بهینه برسد. بعلاوه ساختار ساده‌تری داشته و نیاز به محاسبات پیچیده کمتری دارد. به این منظور از ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی خطی تطبیقی ADALINE در این مقاله استفاده شده است. در این روش حداقل مربعات خطا مد نظر بوده و از داده‌های قبلی به عنوان داده‌های آموزش استفاده می‌شود. در اینجا هم دو راه وجود دارد. نخست اینکه بخشی از داده‌های ابتدایی به عنوان داده‌های آموزش به کار برده شوند و بازسازی ادامه سیگنال صرفاً بر اساس این داده‌ها صورت

گیرد. دوم آنکه بخشی از داده‌های ابتدایی به عنوان داده آموزش مورد استفاده قرار گیرند و بعلاوه هر داده‌ای که به ترتیب وارد می‌شود نیز در گام بعدی مورد استفاده قرار گیرد و بازسازی سیگنال بر این اساس صورت گیرد. هر دو روش مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

در گام اول داده‌های نمونه‌برداری شده از یک سیگنال سینوسی را با استفاده از نگهدارنده مرتبه اول و با استفاده از ساختار شبکه عصبی مصنوعی خطی تطبیقی بازسازی کرده و نتایج را مقایسه می‌کنیم. ساختار بازسازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی خطی تطبیقی در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

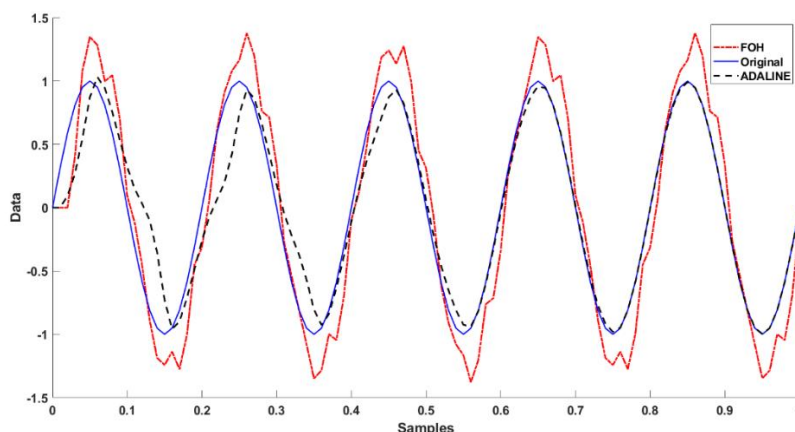


شکل ۱۱- لایه شبکه خطی

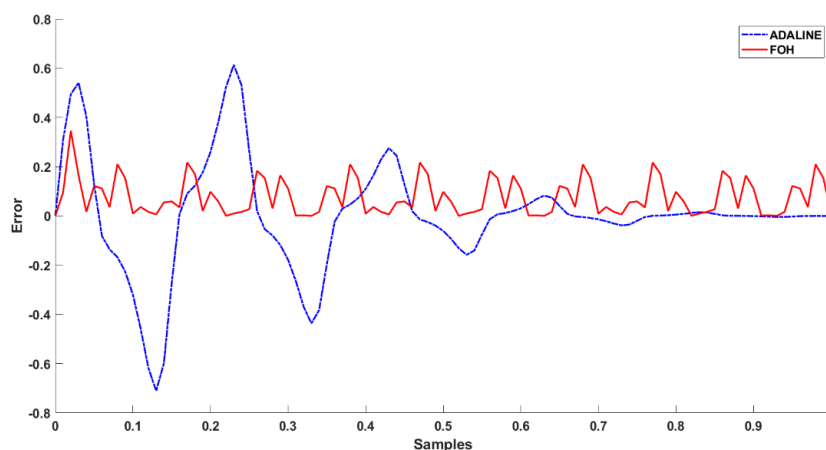
ساختار ADALINE مشابه ساختار پرسپترون می‌باشد با این تفاوت که تابع آن خطی است. ۵۰ درصد داده‌ها به عنوان داده آموزش و مابقی داده‌ها به عنوان داده‌های مورد استفاده قرار گرفتند. به این ترتیب تعداد داده‌های ورودی متناسب با سیگنال ورودی و نرخ نمونه‌برداری خواهد بود، ضمن اینکه تعداد گره‌های شبکه ۱۰۰ و نرخ آموزش اولیه برابر ۰/۰۵ تنظیم گردید و همچنین وزن‌دهی اولیه به صورت تصادفی می‌باشد. همچنین دوره (epoch) نیز ۴۰۰ در نظر گرفته شده است. مشاهده می‌شود که خطای بازسازی سیگنال با استفاده از نگهدار سنتی مقدار ثابتی بوده و هیچگاه صفر نمی‌شود، اما نگهدار هوشمند تطبیقی خطی مورد استفاده در ابتدا خطای بیشتری داشته است اما رفته رفته و در طی نمونه‌های بعدی و آموزش، توانسته است سیگنال اصلی را با دقت بالایی در سیکل‌های بعدی بازسازی نماید، به گونه‌ای که در سیکل‌های انتهایی کاملاً بر سیگنال اصلی منطبق شده و خطا به سمت صفر میل می‌کند. از آنجا که بیشتر سیگنال‌های عملی مورد استفاده از نوع متناوب هستند، لذا کاربرد استفاده از نگهدار

در صورت افزایش دقت که با افزایش تعداد نمونه‌ها همراه است، تاخیر افزایش پیدا کرده و منجر به ناپایداری سیستم حلقه بسته خواهد شد. بنابراین در مورد سیگنال‌های متناوب، نگهدارهای هوشمند برتری خود را نشان خواهند داد.

هوشمند در این موارد و برتری آن مشهود خواهد بود، چرا که با گذشت زمان خطای بازسازی سیگنال با استفاده از این نگهدار به سمت صفر میل خواهد کرد و سیگنال با دقت بسیار بالایی بازسازی خواهد شد، اما چنین اتفاقی در مورد نگهدارهای سنتی قابل انتظار نیست چرا که در این نوع نگهدارها همانطور که مشاهده شد خطا مقدار ثابتی بوده و



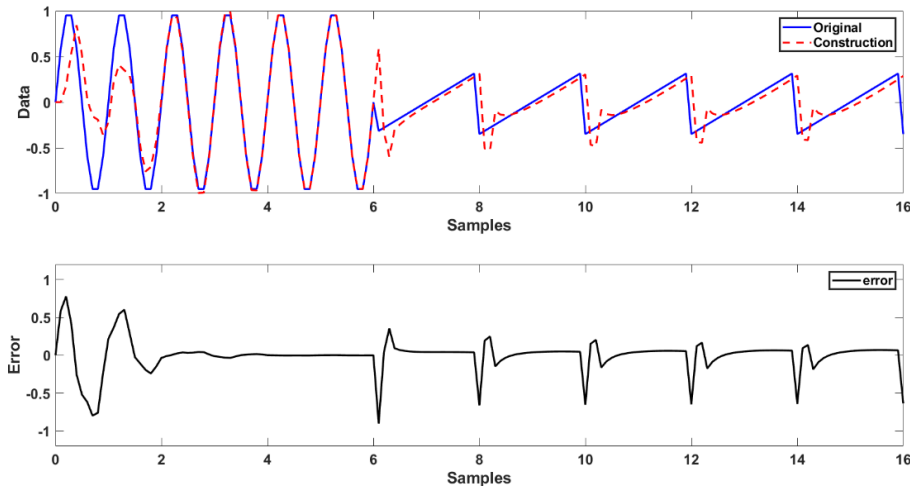
شکل ۱۲- بازسازی سیگنال سینوسی با نگهدارنده مرتبه اول و ساختار شبکه عصبی



شکل ۱۳- مقایسه خطای حاصل از بازسازی سیگنال به روش سنتی و روش شبکه عصبی

می‌شود که این ساختار پس از چند سیکل خود را با تغییرات نمودار وفق داده و خطا کمتر شده است.

در ادامه با استفاده از ساختار شبکه عصبی مصنوعی خطی تطبیقی داده‌های نمونه‌برداری شده از سیگنال سینوسی و دندان‌اره‌ای مطابق شکل ۱۴ بازسازی شده است. مشاهده

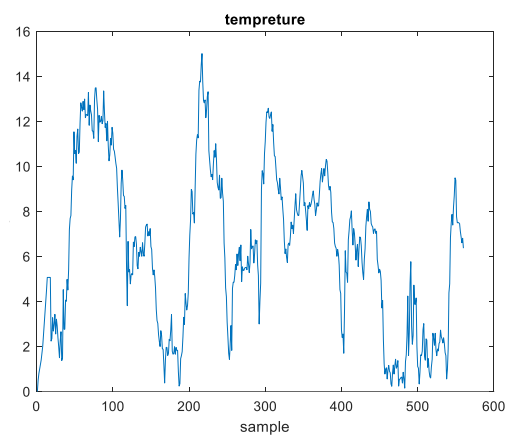


شکل ۱۴- بازسازی سیگنال نمونه برداری شده و پیش بینی رفتار آن با ساختار ADALINE

آنکه علاوه بر داده‌های آموزش، داده‌هایی که در هر گام وارد می‌شوند نیز دوباره مورد استفاده قرار گیرند (Predict). در این روش در هر مرحله بازسازی سیگنال بر اساس ۵۰ درصد داده آموزش صورت گرفته سپس داده واقعی (و نه پیش‌بینی شده) در هر گام به عنوان داده آموزش اضافه می‌شود، در واقع در هر مرحله شبکه به روز شده و نمونه بعدی پیش‌بینی می‌شود سپس نمونه واقعی سیگنال به داده‌های آموزش اضافه شده و این روند ادامه پیدا می‌کند. نتایج این دو روش در ادامه آورده شده است.

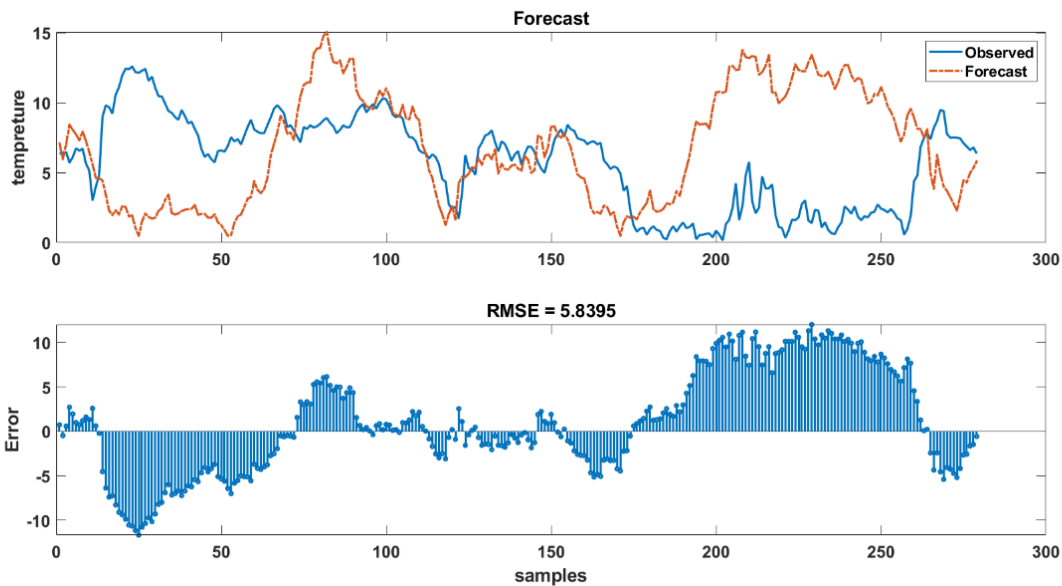
شکل ۱۶ بازسازی و پیش‌بینی ادامه سیگنال اصلی با روش Forecast و شکل ۱۷ نشان دهنده بازسازی و پیش‌بینی سیگنال با روش Predict است. در شکل ۱۶ بازسازی سیگنال تصادفی با روش Forecast بر اساس ۵۰ درصد داده‌های ابتدایی بوده و این داده‌ها داده‌های آموزش می‌باشند، در این روش نمونه‌های بعدی که وارد می‌شوند در روند آموزش و تاثیر بر داده‌های بعدی نقشی ندارند، به همین دلیل و به سبب ماهیت تصادفی سیگنال اصلی هرچه نمونه‌های بیشتری وارد شوند رفته رفته خطا بیشتر می‌شود. اما در شکل ۱۷ که بر اساس روش Predict می‌باشد، علاوه بر اینکه ۵۰ درصد داده‌های اولیه به عنوان داده آموزش در نظر گرفته شده‌اند، هر داده‌ی جدیدی نیز که وارد می‌شود مورد استفاده قرار گرفته و به بازسازی نمونه‌های بعدی کمک می‌کنند. به همین دلیل این روش نسبت به روش قبلی خطای کمتری نشان داده است.

در بخش آخر این رهیافت برای سیگنالی با ماهیت تصادفی به کار برده شده است. به این منظور با اندکی تغییر در ساختار شبکه ADALINE و ایده سری‌های زمانی، بخشی از داده‌های نمونه‌برداری شده به عنوان داده آموزش استفاده شده و ترتیب داده‌ها اهمیت دارد. به این منظور سیگنال تصادفی که در [۱۰] نشان داده شده است به کار می‌رود این سیگنال در شکل ۱۵ نشان داده شده است. تعداد نمونه‌ها ۵۶۰ تا و زمان نمونه‌برداری ۰/۱ در نظر گرفته شده است.

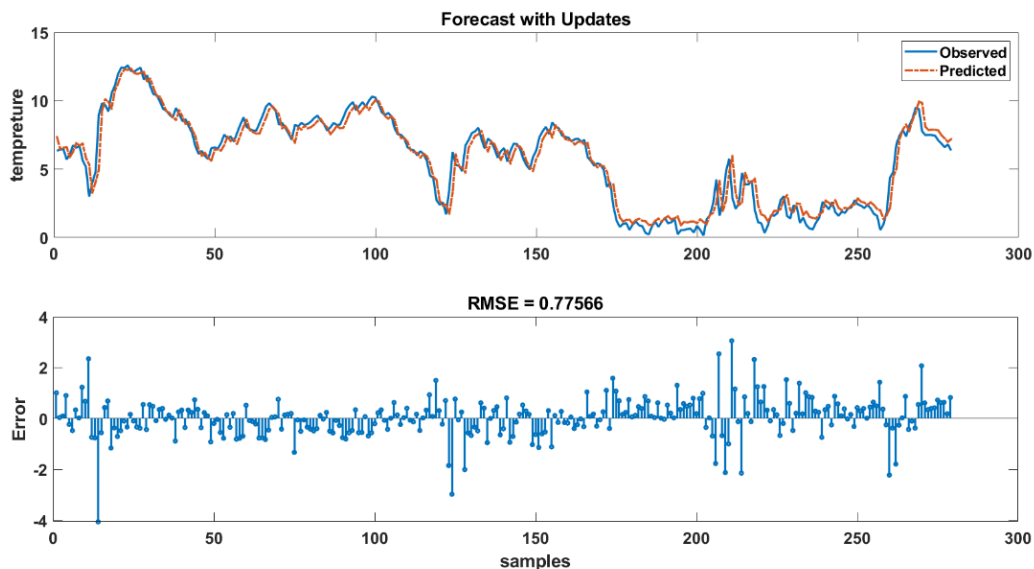


شکل ۱۵- سیگنال اصلی با ماهیت تصادفی

در اینجا ۵۰ درصد ابتدایی داده‌ها به عنوان داده آموزش در نظر گرفته شده است. ایده بر اساس میانگین حداقل مربعات خطا می‌باشد و همانطور که اشاره شد به دو روش می‌توان عمل نمود: نخست آنکه صرفاً بر اساس داده‌های آموزش به پیش‌بینی رفتار سیگنال پرداخته شود (Forecast) و دوم



شکل ۱۶- بازسازی ادامه سیگنال با روش Forecast



شکل ۱۷- بازسازی ادامه سیگنال با روش Predict

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، ابتدا یک نگهدار مرتبه کسری جدید با ایده محاسبه طول معرفی و استخراج گردید. در این نگهدار مرتبه کسری ضریب تنظیم به صورت ثابت محاسبه گردید. نتایج شبیه سازی نشان داد که عملکرد این نگهدار بهتر از ZOH بوده و در مواقعی که شیب سیگنال کاهش می یابد بهتر از FOH است. در ادامه برای بازسازی سیگنال از روی نمونه های آن از شبکه های عصبی مصنوعی و ساختار ADALINE استفاده شد. نظر به اینکه بیشتر سیگنال های

مشاهده می شود که میانگین حداقل مربعات خطا در روش Predict برابر ۰/۷۷۵۶۶ بوده و این مقدار برای روش Forecast عدد ۵/۸۳۹۵ می باشد که برتری روش Predict را نشان می دهد. در جدول ۱ مقایسه سه روش با در نظر گرفتن معیار حداقل مربعات خطا آمده است.

جدول ۱- مقایسه میانگین حداقل مربعات خطا با سه روش

میانگین حداقل مربعات خطا	
۰/۹۸۲۱	روش LOH
۵/۸۳۹۵	روش Forecast
۰/۷۷۵۶۶	روش Predict

عملی مورد استفاده از نوع متناوب هستند، مقایسه عملکرد نگهدار سنتی و نگهدار هوشمند طراحی شده در بازسازی یک سیگنال متناوب نشان داد که خطای حاصل از نگهدار سنتی هیچگاه صفر نمی‌شود در حالیکه نگهدار هوشمند توانست پس از چند سیکل کاملاً بر سیگنال اولیه منطبق شده و خطا به سمت صفر میل کرد. در ادامه روش هوشمند برای بازسازی سیگنالی با ماهیت تصادفی و نامتناوب به کار

برده شد. به این منظور دو رهیافت مبتنی بر به‌روزرسانی و غیربه‌روزرسانی استفاده گردید. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که در این حالت میانگین خطای روش Predict برابر 0.77566 بود که نسبت به روش Forecast که میانگین خطای $5/8395$ را داشت در بازسازی سیگنال‌هایی با ماهیت تصادفی عملکرد بسیار بهتری داشته است.

مراجع

- [1] S. R. Burge, et al, "Automated ground-water sampling and analysis of hexavalent chromium using a "universal" sampling/analytical system", *Sensors (Basel)*, vol. 5, no. 1, pp. 38-50, 2005.
- [2] ZHANG, X. and H. HONG, *Design of ship course keeping controller based on zero-order hold and nonlinear modification*. Chinese Journal of Ship Research, 2024. 19(1).
- [3] K. Ogata, "Discrete-time control systems", vol. 2, Prentice Hall Englewood Cliffs, 1995.
- [4] Y. Gholipour, E. M. Shams, I. Mehriz, "Introduction new combination of zero-order hold and first-order hold", *International Electrical Engineering Journal (IEEJ)*, vol. 5, no. 2, pp. 1269-1272, 2014.
- [5] M. Sen, "About optimal fractional hold circuits for inter-sample output reconstruction in sampled-data systems", *Sensors*, vol. 7, no. 12, pp. 3146-3155, 2007.
- [6] M. B. Naumović, "A revisit to the fractional-order hold device", *Electrical Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 267-273, 2014.
- [7] M. Ishitobi, "Properties of zeros of a discrete-time system with fractional order hold", *Proceedings of 35th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 4339-4344, 1996.
- [8] J. T. Machado, "Fractional order modelling of fractional-order holds", *Nonlinear Dynamics*, vol. 70, no. 1, pp. 789-796 2012.
- [9] F. Hashemzadeh, A. Rezaei, P. Jabehdar-Maralani, "A new fractional order hold and its capability in frequency response and zero placement", *Journal of Applied Mathematics*, pp. 1-7, 2013.
- [10] M. Babazadeh, J. Garcia, W. Lang, "A new practical ARC-Shaped fractional order hold", *23rd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED) IEEE*, pp. 951-955, 2015.
- [11] K. Basterretxea, R. Bárcena, U. Ugalde, "Design and synthesis of a configurable fractional order hold device for sampled-data control systems", *WSEAS Transactions on Circuits and Systems*, vol. 7, no. 8, pp. 869-878, 2008.
- [12] R. Bárcena, M. DE LA SEN, K. BASTERRETXEA, "Improvement of a Measurement Plotting System Performance with Fractional Order Hold adjusted by Neural Networks".
- [13] R. Bárcena, A. Etxebarria, "Adaptive control of printing devices using fractional-order hold circuits adjusted through neural networks", *Journal of the Franklin Institute*, vol. 344, no. 6, pp. 801-812, 2007.

[14] M. Khashei, M. Bijari, "An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting", *Expert Systems with applications*, vol. 37, no. 1, pp. 479-489, 2010.

[15] P. Garanayak, R. Naayagi, G. Panda, "A High-Speed Master-Slave ADALINE for Accurate Power System Harmonic and Inter-Harmonic Estimation", *IEEE Access*, pp. 51918-51932, 2020.

[16] Chen, Z., et al., Long sequence time-series forecasting with deep learning: A survey. *Information Fusion*, 2023. 97: p. 101819.

[17] Morid, M.A., O.R.L. Sheng, and J. Dunbar, Time series prediction using deep learning methods in healthcare. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 2023. 14(1): p. 1-29.

[18] Liu, Z., et al., A combined forecasting model for time series: Application to short-term wind speed forecasting. *Applied Energy*, 2020. 259: p. 114137.

[19] Abdeslam, D.O., et al., A unified artificial neural network architecture for active power filters. *IEEE transactions on industrial electronics*, 2007. 54(1): p. 61-76.

[20] Jannati, M., et al., A novel approach to adaptive single phase auto-reclosing scheme for EHV transmission lines. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2011. 33(3): p. 639-646.

UNCORRECTED PROOF

Introducing a new approach for holder design and accuracy improvement with intelligent method for use in digital control

Mehdi Shakeri¹, Mehrdad Babazadeh²

1. Phd Student, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Zanjan
2. Assistant professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Zanjan

*Corresponding Author: Dr. Mehrdad Babazadeh

ARTICLE INFO

Keywords:

Zero-order hold,
First-order hold,
Fractional order hold,
Artificial neural networks,
Signal processing.

ABSTRACT

This article introduces a fractional-order hold (FROH) that has less error in reconstructing a signal from its samples compared to other traditional holders. In fractional-order holds, a constant coefficient smaller than one is optimally adjusted. In fact, the zero-order hold (ZOH) and first-order hold (FOH) are special cases of fractional-order holds with coefficients of zero and one, respectively. This article presents a method for determining this coefficient, which is fixed and adjusted. The error resulting from this new holder in reconstructing the original signal is then compared to that of the first-order hold. To reduce the hold's error, an approach based on least mean square error is considered. This method uses the signal's behavior history to reconstruct future samples. Specifically, an intelligent holder predicts the next samples of the signal using artificial neural networks (ANNs). Investigations into the delay caused by this adaptive intelligent holder show that it will not cause any instability in the closed-loop control system. Additionally, a new approach is introduced to adaptively predict the signal's behavior using its history.

UNCORRECTED PROOF