[آسان داک](http://www.asandoc.com/) (www.Asandoc.com)

**پردازش سیگنال**

**ارتباط سریع**

**شناسایی سیستم غیر خطی با استفاده از فیلتر های انطباقی Spline IIR**

Michele Scarpiniti \*،Danilo Comminiello ،Raffaele Parisi،Aurelio Uncini

ایتالیا، رم 00184، Via Eudossiana18،دانشگاه “Sapienza” رم، گروه مهندسی اطلاعات الکترونیک و مخابرات(DIET)

**چکیده** : هدف این مقاله ، گسترش کار قبلی برروی کلاس اخیر و جدید فیلترهای غیر خطی است که فیلتر های تطبیقی Spline نامیده می شوند (SAF). که بخش خطی معماری وینررا به جای یک فیلتر FIR با یک فیلتر IIR پیاده سازی می کند. الگوریتم جدید یادگیری از روش LMS مشتق می شود وبرای انتخاب سرعت آموزش ، یک محدودیت پیشنهاد می دهد.برخی نتایج تجربی ،اثر بخشی ایده پیشنهادی را نشان می دهند.

**مقدمه**

در چند دهه اخیر ، محققان تلاش های بسیاری نسبت به تئوری فیلتر تطبیقی غیر خطی و برنامه های کاربردی انجام داده اند .[1,2]متاسفانه، برعکس فیلتر های خطی [3]، فیلتر های غیر خطی ،هنوز یک چارچوب نظری کلی ندارند.

برای مدل سیستم های غیر خطی، تا کنون سری ولترا [4] معرفی شده است . به دلیل اینکه فیلتر ولترا تطبیقی (VAF)پارامتر آزاد زیادی نیاز دارد ،معمولا فقط در شرایط غیر خطی خفیف[4,5] استفاده می شود. اغلب روش های مبتنی بر VAFساده که روش های مبتنی بر پیاده سازی ساده الگوریتم طرح تکراری سریع (FAPA) را پیاده سازی می کند ، ترجیح داده می شود[6,7].همچنین شبکه های عصبی (NNs) [8] ،یک ابزار انعطاف پذیر ی برای تحقق بخشیدن به فیلتر غیر خطی را نشان می دهد اما این رویکرد به طور کلی هزینه محاسباتی بالایی نیاز دارد و مشکلاتی در انطباق دارد.

در عمل، ارایه بلوک گرا، در فیلتر کردن غیر خطی استفاده می شود، که از اتصال یک فیلتر (LTI) زمان ثابت خطی و توابع غیر خطی فاقد حافظه تشکیل می شود .کلاس های عمومی سیستم های غیر خطی بلوک گرا توسط مدل وینر ارایه می شوند. (یک آبشار از یک فیلتر LTI خطی پس از یک تابع غیر خطی ایستا ) و مدل هامراشتاین (یک اتصال آبشاری از یک تابع غیرخطی ایستا پس ازیک فیلتر LTI) توسط معماری های سیستم هایی که از اتصال این دو کلاس بر اساس توپولوژی های مختلف سرچشمه می گیرد (به عنوان مثال موازی، آبشار، بازخورد و غیره) ارایه می شود[2].

اخیرا، ما یک معماری وینر بلوک گرا ی جدید پیشنهاد کرده ایم که فیلتر تطبیقی Spline (SAF) نامیده می شود.[9]. معماری ارائه شده توسط یک فیلتر FIR از یک جدول جستجوی سازگار (LUT)تشکیل شده است که با خروجی ترکیب خطی و درون یابی با یک منحنی Spline چند جمله ای پایین رتبه محلی آدرس دهی می شود.در [9] نشان داده شده است که SAF قادر است به خوبی سیستم های وینررا با غیر خطی های بالا رتبه، شناسایی کند.

در این مقاله کوتاه قصدداریم معماری SAF ارائه شده در [9]،را با پیاده سازی فیلتر خطی با یک معماری IIR تطبیقی گسترش دهیم مزیت اصلی فیلترهای IIR بر فیلترهای FIR، کارایی آنها در پیاده سازیست : تطبیق یک مشخصه خاص می تواند با پارامترهای کمتری انجام شود.کل سیستم توسط یک شیب نزولی تصادفی با استفاده از یک روش خطای خروجی پذیرفته می شود و به خوبی ،یک محدودیت در سرعت یادگیری ،ارایه می دهد .

از آنجا که LUT درون یابی شده توسط Spline ، یک تابع محدود است ، اگر بخش IIR پایدار باشد ثبات (در معنی BIBO) ساختار پیشنهادی ، تضمین شده است. بنابراین دراین کار، مشکل معیارهای ثبات، که به قطب های تابع انتقال IIR مربوط است، آدرس دهی نمی شود. نویسندگان بسیاری ،راه حل های مختلفی برای این مسئله پیشنهاد کرده اند[10,11]که می تواند به سادگی در معماری ما وارد شود. با این حال با استفاده از حد مشتق شده در رابطه با مقدار دهی پارامترها ی اکتشافی ساده ،مسائل ثبات خاصی در طول نتایج تجربی رخ نداده است .در هر صورت، موقعیت قطب ها می تواند حین مرحله یادگیری بررسی شود و هر قطب ناپایدارمی تواند به راحتی در داخل منطقه با ثبات در برخی از محلهای مناسب[10] با زیان هزینه محاسباتی بالاتر به عقب بازگردد.

\*نویسنده مسئول مکاتبات. تلفن: þ 39 06 44585869. فکس: þ 39 06 4873300.

آدرس ایمیل: michele.scarpiniti@uniroma1.it (M. Scarpiniti)

danilo.comminiello@uniroma1.it (D. Comminiello),

raffaele.parisi@uniroma1.it (R. Parisi)

aurelio.uncini@uniroma1.it (A. Uncini)

http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2014.08.045

0165-1684/& 2014 Elsevier B.V. همه حقوق محفوظ است.

**2. الحاق Spline**

Splineها ، منحنی های پارامتری صافی هستند که با الحاق نقاط کنترلی که به درستی تعریف شده در یک جدول، جمع آوری شده اند .فرض کنید  توابعی باشند که باید تخمین زده شوند.برآورد Spline تقریبی  بر اساس دو پارامتر un  و i nفراهم می کند که به طور مستقیم به s[n] وابسته اند.در حالت کلی، نقاط کنترل فاصله Q داده می شود، منحنی Spline به عنوان یک الحاق چند جمله ای از طریق مرز های مجاور Q -1نتیجه می دهد.

 در این کاربرد خاص، از منحنی Spline مکعب استفاده می کنیم ، بنابراین برای هر رخداد ورودی s[n]، Spline از چهار نقطه کنترلی انتخاب شده داخل جدول استفاده می کند.دو نقطه ، نقاط کنترلی مجاور در سمت چپ s[n] هستند ،در حالی که دو نقطه دیگر نقاط کنترل سمت راست هستند.روش محاسبه برای تعیین شاخص اندازه و پارامترهای محلی un به شرح زیر است [9] :



که در آن Δx فضای یکنواخت بین گرههاست.  عملگر کف و Q تعداد کل نقاط کنترل است.برای سادگی نماد در زیر از  استفاده می کنیم.

خروجی غیر خطی درون یابی y [n] به آسانی توسط محصول ماتریس زیر مورد بررسی قرارمی گیرد:





که در آن qk بسته به این که چه spline ای برای انجام الحاق پذیرفته شود ، معمولا B-spline یا Catmul-Rom spline(CR) ، k امین نقطه کنترل و C یک ماتریس4\*4 است [9].مشتق (2) با توجه بعد افقی محلی un به سادگی به روش زیر،ارزیابی می شود:



که

برای مراجعه کامل تر در مور این موضوع به کار قبلی [9] اشاره می کنیم.



شکل. 1. بلوک دیاگرام یک سیستم وینر.

**3. فیلتر تطبیقی Spline IIR وینر**

با توجه به شکل. 1، ارتباط ورودی-خروجی فیلتر تطبیقی به این صورت است:



که در آن bK [n] و ak [n] ، به ترتیب، پارامتر k ام از MA و بخش AR از سیستم IIR در شاخص زمانn هستند.

Mو N به ترتیب ،تعداد ضرایب MA و قطعات AR هستند.برای سادگی، بردار شیر آب فیلتر Wn به صورت زیر است



سپس با این فرمول به آنها دلالت می کند:



خروجی فیلتر IIR این گونه بیان می شود :



به منظور استخراج الگوریتم یادگیری LMS، تابع هزینه را در نظرمی گیریم :



که در آن  سیگنال خطا است و d[n] سیگنال مرجع است.

 از این رو قانون یادگیری برای انطباق ضرایب فیلتر خطی به صورت زیر است :



که در آن بردار گرادیان  به صورت زیر تعریف می شود:



با استفاده از 5 یافتن معادلات زیر ، آسان می شود:



برای و



برای i=1,....N. برای ساده سازی، قرار دهید.

علاوه بر این، فرض کنید ضرایب و  نسبت به زمان به کندی تغییر می کنند. با ساده سازی معمولی[3] داریم :





برای K = 1,...N، 12 و 13 را در 10 و 11 جایگزین کنید .معادلات بازگشتی زیر حاصل می شود:



و



بردار زیر را تعریف می کنیم.



از این رو الگوریتم LMS، با استفاده از (9) و (16)، در نهایت به صورت زیر بازنویسی می شود :



که در آن نرخ یادگیری μw [n] ثابت 2 و Δxراجذب می کند.

برای انطباق نقاط کنترلی Spline، به صورت زیر[9]پیش می رویم :



به دست آوردن الگوریتم نهایی:



که در آن نرخ یادگیری μq [n] همه ثابت ها را جذب می کند.

از نقطه نظر محاسباتی علاوه بر اقتباس از فیلتر خطی که، برای مورد الگوریتم IIR LMS، برابر است با 2M+ 4N ضربدرافزایش 2M+4N برای هر تکرار ،ما باید اقتباس نقاط کنترل q i,n را در نظربگیریم .به خصوص، برای هر تکرار تنها اندازه i ام از منحنی با محاسبه مقادیرu n ، ، و  اصلاح می شود.توجه داشته باشید که محاسبه مقدار در طول محاسبات خروجی و همچنین در مرحله انطباق (مشتقات Spline) اجرا می شود. هزینه محاسبه خروجی Spline و انطباق برابر است با ضرب4Km ، به علاوه افزایش 4K A که در آن KMو KA (کمتر از 16)، بسته به ساختار پیاده سازی، ثابت هستند. در هر صورت، اگر M + N »4، سربار محاسباتی، برای محاسبه تابع غیر خطی و انطباق آن، می توان از آن با توجه به فیلتر خطی بازگشتی n صرف نظر کرد.

**3.1. انتخاب سرعت یادگیری**

بسط سری تیلور از خطا ی  پیرامون ثابت n در مرتبه اول متوقف می شود:

****

که در آن h.o.t. به معنی شرایط بالا است . در حال حاضر، با استفاده از (17)، نتیجه می گیریم :

****

****

با جایگزینی (21) و (22) در (20)، به دستکاری مشابهی می رسیم :



با تحمیل همگرایی که اجبارا به نتیجه زیر می رسیم :



که



محدودیت مشابهی در  می تواند مشتق شود مانند [9]

**4. نتایج تجربی**

آزمایش اول به منظور نشان دادن رفتار همگرایی IIR SAF پیشنهاد ی انجام می شود.

این آزمایش، شامل شناسایی یک سیستم وینر ناشناخته متشکل از یک جزء خطی، ارائه شده ،توسط فیلتر بازگشتی زیر است .



ویک تابع هدف فاقد حافظه غیر خطی توسط  پیاده سازی می شود و با طول 23 نقطه با یک Spline درجه سوم یکنواخت با نمونه گیری فاصله درون یابی می شود و به صورت زیر تعریف می شود :





جدول 1

مقادیر میانگین و واریانس شیرهای فیلتر در آزمایش اول به طور متوسط در بیش از

30 آزمون ، =0.5α و اساس B-spline



جدول 2

مقادیر میانگین و واریانس از نقاط کنترل Spline در آزمایش اول

به طور متوسط در بیش از 30 آزمون ، برای =0.5α و اساس B-spline

سیگنال ورودی X[n] شامل 30.000 نمونه از سیگنال تولید شده توسط رابطه زیر است :



که در آن متوسط نویز سفید گوسی صفر با واریانس واحد و یک پارامتر است که

سطح همبستگی بین نمونه های مجاور راتعیین می کند. آزمایش ها با یک مجموعه بین 0.1 و 0.95 انجام شد.

پروفایل غیرخطی Spline پس از یادگیری



ترکیب خروجی خطی s[n]

شکل. 2. مقایسه مدل و اقتباس غیر خطی برای آزمایش اول، با استفاده از (26) با =0.5 αو اساس B-spline

آزمون همگرایی IIR SAF وینر



شکل. 3. متوسط MSE در 30 آزمون اولین آزمایش تجربی پیشنهاد شده ، با استفاده از (26) =0.5 α واساس B-spline

علاوه بر این به عنوان نویز سفید افزودنی V[n] با یک سیگنال در نسبت نویز  در نظر گرفته شده نرخ یادگیری برابر با و اساس B-splineتنظیم می شود.دستورات بخش هایMA و AR از فیلتر تطبیقی IIR به ترتیب به صورت M=2و N=3

تنظیم می شود.ما  را به عنوان مقدار دهی اولیه برای وزن های فیلتر انتخاب می کنیم .

در حالی که نقاط کنترلی q-1 به عنوان یک خط راست با شیب واحد مقداردهی اولیه می شوند ،شرایطی که در شبیه سازی همیشه نتایج خوب

می دهد . انتخاب مقدار دهی اولیه غیرخطی به عنوان یک خط مستقیم، ساده ترین و مستقم ترین انتخاب است.

از آنجا که ما هیچ اطلاعات پیشینی به شکل غیر خطی نداریم ، به نظر می رسد خط ، انتخاب اولیه خوبی است، یعنی در شروع روال یادگیری ،فیلتر تطبیقی خطی است. یعنی اگر مدل ،نیز خطی باشد نقاط کنترل را تغییر نمی دهیم.در حالی که در مورد غیر خطی خفیف،

نقاط کنترلی ، نباید زیاد از حرکت خط دور شوند، در مقابل از یک مقدار دهی اولیه تصادفی یا از شکل دیگری شروع می کنیم .

. 

جدول 3

خلاصه ای از آزمون همگرایی. جدول MSE را برای مقادیر مختلف سرعت یادگیری μw نشان می دهد

نتایج در مورد0.5= α، به طور متوسط در بیش از 30 آزمایش، در جدول 1خلاصه شده است که مقادیر میانگین و واریانس هر شیر فیلتررا

نشان می دهد ، در حالی که جدول 2 مقادیر متوسط و واریانس نقاط کنترلی spline مرکزی را نشان می دهد . وقتی که فیلتر به طور کامل همگرا شد ، میانگین و واریانس ارزیابی می شود. علاوه بر این، شکل 2 مشخصات تابع در فیلتر تطبیقی پس از یادگیری را نشان می دهد ، در حالی که شکل 3 میانگین مربعات خطا (MSE)را در بیش از 30 آزمایش نشان می دهد .این شکل ها به وضوح ،اثر روش پیشنهادی را در شناسایی سیستم وینر داده شده ، نشان می دهد .

علاوه بر این، به منظورتایید مرز در (25) ، شبیه سازی را با استفاده از مقادیر مختلف سرعت یادگیری μwانتخاب شده در مجموعه  اجرا می کنیم .در حالی که μq =0.01و α=0.9خلاصه ای از MSE، که در 30 آزمایش میانگین گیری شده است، در جدول 3 پیشنهاد شده است. مقدار MSE میانگین1000 نمونه آخر خطای مجذور است . این جدول نشان می دهد که معماری تا  همگرا می شود وسپس واگرا می شود.ما همچنین سمت راست (25) را در بیش از 30 آزمایش ارزیابی کرده ایم که به یک دنباله از مرزهای بالایی برای دست یافتیم . حداقل این توالی ، مقدار 0.1276 است از این رو مرز را در (25) ارزیابی می کند و نتایج را در جدول 3 تایید می کند.

در آزمایش تجربی دوم، سیستم شناسایی ، Back و مدل Tsoi NARMA که در [12] گزارش شده است. این مدل شامل یک آبشار از فیلتر IIR درجه سوم است.



و غیر خطی زیر :



سیگنال ورودی x[n] ، سیگنال های رنگی حاصل از (26)، انتخاب 0.95=α است و شامل نمونه های 5\*104  است.

مدل Back و Tsoi NARMA



شکل. 4. MSE میانگین در 30 آزمایش روش پیشنهادی (IIR WSAF) برای مدل Back و Tsoi NARMA در (27) و (28) با =0.95 α و اساس B-spline

در مقایسه با یک فیلتر ولترا کامل درجه 3 ، یک FIR SAF ساده (WSAF) و یک فیلتر معمولی IIR چند جمله ای (IIR پلی).

سرعت یادگیری است ودستورات بخش های MA و AR از فیلتر تطبیقی IIR، به ترتیب به به M= 4 و N=3 تنظیم شده است. وزن های فیلتر و نقاط کنترلی spline ، مانند آزمایش قبلی ، مقدار دهی اولیه شده است.

شکل. 4 متوسط MSE در 30 آزمایش از روش SAF IIR را در مقایسه با یک معماری ولترا مرتبه 3 با ضرایب با µV = 15 نشان می دهدو توسط الگوریتم LMS با μv = 0.01 ، یک روش آسان FIR SAF [9] با استفاده از 15 شیر فیلتر μw = μq = 0.02 و یک فیلتر چند جمله ای [4] IIR متداول با استفاده از μp= 0.01، M=4، N=3 و چند جمله ای مرتبه 5 منطبق می شود.شکل ،برتری روش ارائه شده حتی در مورد پیشنهاد شده رابه وضوح نشان می دهد.

**5. نتیجه**

در این مقاله، یک نوع از معماری SAF قبلی [9] ارائه شده است.به خصوص یک فیلتر IIR برای پیاده سازی بخش خطی معماری وینر پیشنهاد شده ،استفاده می شود. الگوریتم یادگیری جدید بر اساس یک رویکرد گرادیان نزولی مشتق شده است . به علاوه یک مرز در انتخاب سرعت

یادگیری نیز ارائه شده است.در نهایت برخی از نتایج تجربی بر روی همگرایی و شناسایی سیستم غیر خطی وینر، اثربخشی این ایده ارائه شده را اثبات می کند.

**منابع** :

 [1] N. Wiener, Nonlinear Problems in Random Theory, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1958.

 [2] L. Ljung, System Identification—Theory for the User, 2nd edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1999.

[3] A. Uncini, Fundamentals of Adaptive Signal Processing, SpringerVerlag, Berlin, Germany, 2014.

[4] V.J. Mathews, G.L. Sicuranza, Polynomial Signal Processing, John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2000.

 [5] J.-M. Le Caillec, Spectral inversion of second order Volterra models based on the blind identification of Wiener models, Signal Process91 (11) (2011) 2541–2555.

 [6] R. Niemisto, T. Makela, V. Mllyla, Robust fast affine projection algorithm for nonlinear acoustic echo cancellation, in: Proceedings of European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Toulouse, France, September 2002, pp. 523–526.

 [7] F. Albu, C. Kotropoulos, Modified Gauss-Seidel affine projection algorithm for acoustic echo cancellation, in: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), vol. 3, Philadelphia, PA, March 2005, pp. 121–124.

[8] S. Haykin, Neural Networks and Learning Machines, 3rd edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2009.

 [9] M. Scarpiniti, D. Comminiello, R. Parisi, A. Uncini, Nonlinear spline adaptive filtering, Signal Process. 93 (4) (2013) 772–783.

[10] P.A. Regalia, Adaptive IIR Filtering in Signal Processing and Control, Marcel Dekker, New York, 1995.

 [11] A. Carini, V.J. Mathews, G.L. Sicuranza, Sufficient stability bounds for

slowly varying direct-form recursive linear filters and their applications in adaptive IIR filters, IEEE Trans. Signal Process. 47 (9) (1999) 2561–2567.

 [12] A.D. Back, A.C. Tsoi, A simplified gradient algorithm for IIR synapse multilayer perceptrons, Neural Comput. 5 (3) (1993) 456–462.