

## تحسين أداء المرشحات المتكيفة في الاتصالات تحت الماء من حيث زمن التقارب ونسبة الإشارة للضجيج باستخدام مرشح هجين

د. عفيف صقور\*\*

د. جمال سعيد\*\*\*

م. أحمد رحال\*

(تاريخ الإيداع 14/ 12 / 2020 . قُبل للنشر في 6 / 7 / 2021 )

### □ ملخص □

تُستخدم المرشحات التكيفية للتقليل من الضجيج الناتج عن مصادر الضجيج المختلفة في الماء. تتأثر الإشارات الصوتية تحت الماء بشكل كبير بتداخل المحيطات وانتشار اضطرابات الضوضاء المحيطة عبر القنوات تحت الماء. لذلك، فإن نظام الترشيح التكيفي الفعال ضروري لتقليل تشوه الإشارات بسبب الضجيج. في هذا البحث، تم تحليل الخوارزميات التكيفية، مثل Least Mean Square (LMS) و Normalized LMS (NLMS) و Recursive LS (RLS) من حيث أدائها بمساعدة خصائص قياس الأداء، مثل نسبة الإشارة إلى الضوضاء (SNR) ومتوسط الخطأ التربيعي (MSE) لمصادر الضوضاء المختلفة. تظهر نتائج المحاكاة أن المرشح المقترح يحقق أداءً رائعاً، حتى في منطقة SNR المنخفضة جداً، مقارنةً بخوارزميات LMS و RLS و NLMS. علاوة على ذلك، لوحظ أن تقارب الخرج سريع جداً أيضاً والأداء مستقر لمستويات الضجيج المختلفة.

**الكلمات المفتاحية:** المرشحات التكيفية، الخوارزمية التكيفية، الصوتيات تحت الماء، حذف الضجيج، LMS، RLS، NLMS

\*طالب دراسات عليا - قسم هندسة الاتصالات والإلكترونيات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - سورية

\*\* أستاذ مساعد في قسم هندسة الاتصالات والإلكترونيات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - سورية

\*\*\* مدير بحوث في مركز الدراسات والبحوث العلمية - سورية

## Performance improvement of adaptive filters for underwater acoustic communications in terms of -convergence time and SNR Signal to noise ratio- using hybrid filter

**Dr. Afif Sakkour \***

**Dr. Jamal Saeed \*\***

**Eng. Ahmad Rahhal \*\*\***

(Received 14 / 12/ 2020 . Accepted 6 / 7 / 2021)

### □ ABSTRACT □

Adaptive filters are used to alleviate the degradation caused by different sources of noise in water. Underwater acoustic signals are greatly affected by ocean interference and ambient noise disturbances propagated through underwater channels. Therefore, an effective adaptive filtering system is necessary for denoising signals degraded by noise. In this paper, adaptive algorithms, such as Least Mean Square (LMS), Normalised LMS (NLMS) and Recursive LS (RLS) are analysed in terms of their performance with the aid of performance measure characteristics, such as Signal to Noise Ratio (SNR) and Mean Square Error (MSE) for various noise sources. Simulation results show that the proposed filter achieve remarkable performance, even in the very low SNR region, compared to LMS,RLS and NLMS algorithms. Moreover, it is observed that the output convergence is also very fast and the performance is stable for different noise levels.

**Keywords:** adaptive algorithm, Underwater acoustics, Denoising, Adaptive filters; Wiener filters; Least Mean Square; Normalized Least Mean Square; Recursive Least Square;

---

\*Scientific student – Master – Communication and electronic Dpt – faculty of Mechanical and electrical engineering – Syria

\*\*Professor in Communication and electronic Dpt – faculty of Mechanical and electrical engineering – Syria

\*\*\*Research director in Scientific Studies and Research Center

## 1 - مقدمة في الاتصالات تحت الماء

يعد إرسال الإشارة تحت الماء مهمة صعبة نظرًا لأن نطاق التردد القابل للاستخدام يقتصر على التردد المنخفض ويصبح نقل الموجات الكهرومغناطيسية مستحيلًا نظرًا لطبيعة التوهين العالية. وبالتالي فإن الإشارة الصوتية منخفضة التردد أكثر ملاءمة للإرسال في الماء. يشكل البحر، مع حدوده، وسطًا معقدًا لانتشار الصوت ولديه بنية داخلية وسطح علوي وسفلي يخلق العديد من التأثيرات المتنوعة على الصوت المنبعث من مصدر تحت الماء. تتأخر إشارة الصوت في رحلتها خلال مياه البحر وتتشوه وتضعف. أنواع التوهين التي تؤثر على إشارة الصوت هي فقد الإرسال وفقد الانتشار وفقد التوهين وضجيج الخلفية مثل ضجيج الآلات وما إلى ذلك.

### 1-1 أنواع ومصادر الضجيج تحت الماء

ينتقل الصوت بسرعة عبر الماء، أسرع بحوالي أربع مرات من الهواء. كما هو الحال في الهواء الطلق، تنتقل الأصوات في الماء كموجة ضغط. يمكن أن تكون عالية أو منخفضة، حادة أو رخمة، مستمرة أو منقطعة، وينخفض مستوى الصوت مع زيادة المسافة عن المصدر. يتم قياس ضغط الصوت بشكل شائع بالديسيبل. تم تقسيم الضجيج تحت الماء إلى نوعين رئيسيين:

- الضجيج النبضي: ضوضاء صاخبة وغير متكررة، مثل تلك التي تنتج عن الزلازل
- مستمر: ضوضاء ثابتة منخفضة المستوى، مثل تلك الناتجة عن توربينات السفن والرياح. لهذين النوعين من الضوضاء تأثيرات مختلفة على الحياة البحرية. بالإضافة إلى ذلك، قد يكون السونار البحري متوسط التردد ضارًا بالثدييات البحرية. إن تواتر أو حدة الضوضاء مهم أيضًا، لأن الحيوانات حساسة تجاه الترددات المختلفة

### 2-1 آثار الضجيج تحت الماء على الحياة البحرية

ركزت معظم الأبحاث حول تأثيرات الضوضاء تحت الماء على الثدييات البحرية. كان هناك عمل أقل لفهم آثاره على الأسماك والأنواع الأخرى. من الناحية النظرية، قد يتأثر سلوك أي نوع قادر على استشعار الصوت أو استخدامه بالضوضاء الاصطناعية.

### 3-1 الهدف

الهدف من هذا العمل هو تقليل ضجيج الخلفية في الاتصالات تحت الماء. اقترح العديد من المؤلفين خوارزميات مختلفة لتحقيق ذلك. من بين العديد من التقنيات، تلعب مرشحات وينر Wiener دورًا مهمًا في إزالة الضجيج من الإشارة الأصلية. اقترح وينر الحل الأمثل لمشكلة إلغاء الضجيج ولكن لديها بعض القيود العملية. المرشحات التكيفية هي المرشحات الرقمية مع استجابة نبضية يمكن تعديلها من وقت لآخر لتتناسب مع خصائص النظام المطلوب. تم اقتراح العديد من الخوارزميات في الأيام السابقة للكشف عن الإشارة المطلوبة. كانت الخوارزمية (LMS) هي الطريقة الأكثر كفاءة من حيث متطلبات الحساب والتخزين ولكن لها سرعة تقارب منخفضة. يتم تنظيم باقي هذه الورقة البحثية على النحو التالي:

يصف القسم 2 الأعمال ذات الصلة بشأن الاتصالات تحت الماء. يصف القسم 3 بيان المشكلة والعمل المقترح. يوضح القسم 4 بإيجاز مرشحات Wiener والمرشحات التكيفية في القسم 5. وأخيرًا، يتم عرض الاستنتاج والآفاق المستقبلية في القسم 6.

## 2- الأعمال ذات الصلة بشأن الاتصالات تحت الماء

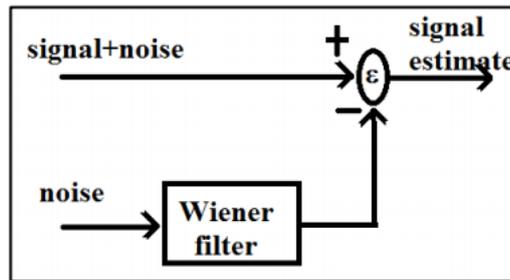
درس الباحث V Baskar [1] طرائق تخفيض ضجيج الرياح ضمن المجال الترددي 500Hz -50 KHz واقتصرت الدراسة فقط على هذا النوع من الضجيج. درس الباحثون S. S. Murugan et al [2] استخلاص إشارة معدلة من الضجيج المحيط في الاتصالات تحت الماء باستخدام المرشحات المتكيفة، تم تحليل أداء مختلف خوارزميات الترشيح المتكيف وأظهرت الدراسة تفوق KLMS على بقية المرشحات في تخفيض ضجيج الرياح ولكن هذا المرشح يتميز بتعقيد حسابي عالي وبصعوبة التطبيق. درس Vitor H. Nascimento [3] دمج المرشحات المتكيفة وأثره على الأداء حيث تم دمج مرشحات من نفس النمط ودراسة الأداء في الحالة المستقرة فقط (الحالة بعد طور التقارب) ولم يدرس الأداء في طور التقارب. درس الباحثون A. et alH. Mohammad [4] تحسين أداء مرشح LMS باستخدام بنك مرشحات متعدد الأطوار وتم تحسين سرعة تقارب وذكر وجود تحسن في استقرارية المرشح أي مشكلة التذبذب في طور التقارب لكنه لم يستعرض أي دليل رياضي أو تطبيقي أو تجريبي. درس الباحثون A. Uncini et al [5] الدمج بين المرشحات المتكيفة باستخدام نظام MISO (multiple-input single-output) وأظهرت النتائج تحسن في الأداء ولكن لم تتم الدراسة إلا في الحالة المستقرة. درس الباحث V Natarajan et al [6] أداء مختلف المرشحات المتكيفة مع الضجيج الناجم عن الرياح وأظهر تفوق خوارزمية KLMS على أقرانها ولكن هذا على حساب التعقيد الحسابي العالي وصعوبة التطبيق. درس الباحث S.S Murugan et al [7] بيانات بالزمن الحقيقي تم جمعها من خليج البنغال في تشيناي من خلال تنفيذ طرق تقدير ويلش وبارليت وبلاكمان وتحسين الحد الأقصى لنسبة الإشارة إلى الضجيج إلى 42-51 ديسيبل ولكن اقتصرت الدراسة فقط على الضجيج الناجم عن الرياح وأثبت فيها تفوق مرشح RLS علماً أن التعقيد الحسابي له كبير جداً مقارنة بخوارزمية LMS مثلاً. طور الباحث D.Ramesh et al [8] نموذجاً رياضياً مبني على مرشح ويفليت للتخلص من الضجيج في إشارة. تقلل هذه الطريقة من محتوى الضجيج المحيط الناجم عن الرياح في الإشارة المضججة ويحسن نسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR). قام الباحث Yen-Hsiang Chen et al [9] بتطبيق مرشح wiener التكيفي في الزمن الحقيقي مع مايكروفونين صغيرين لتقليل الضجيج عندما ترد إشارات الضجيج والكلام المطلوب في وقت واحد علماً أن التعقيد الحسابي لمرشح وينر عالٍ جداً ويعتبر مرشح LMS هو النسخة الأفضل منه حسابياً وهو الأكثر تلبية لظروف العمل بالزمن الحقيقي.

قارن الباحث H.kaur et al [10] بين مختلف أنواع المرشحات المتكيفة من حيث الأداء والتقارب ولم يرحم مرشح على آخر ولكنه ربط المقارنة بنوع التطبيق وركز على أهمية موضوع تقليل عدد التكرارات باعتباره ميزة أساسية في المرشحات المتكيفة. إن بساطة خوارزمية LMS وسهولة التنفيذ تجعلها الخيار الأول في العديد من التطبيقات. معدل التقارب منخفض لهذه الخوارزمية ويستدعي هذا الجانب العمل عليه لرفع هذا المعدل قدر الإمكان. قارن الباحث Talwar.R [11] أداء الخوارزميات التكيفية المختلفة مثل LMS و NLMS وخوارزميات RLS للإدخال الجيبي مع حجم خطوة مختلف وعدد مختلف من التكرارات. تمت مقارنة ثلاث خوارزميات مرشح تكيفي عن طريق المحاكاة لتحقيق معدل تقارب مرتفع وحد أدنى من متوسط الخطأ التربيعي بوجود الضجيج وقيم مختلفة من الخطوة  $\mu$  (معدل التقارب المستخدم في علاقة تعديل الأوزان الشكل 5). كل خوارزمية تعمل على طرق مختلفة لإلغاء الضجيج وتحسين أداء النظام. درس الباحث G.V.P.Chandra

[12] أداء مرشح وينر ومختلف خوارزميات المرشح التكيفي مثل LMS و NLMS وخوارزميات RLS لإلغاء الضجيج في بيئة بالزمن الحقيقي مثل الكلام المسجل حيث تتم إضافة المدخلات وإشارات الضجيج المختلفة إليها ثم يتم تقدير الإشارة المطلوبة باستخدام الخوارزميات التكيفية وأظهرت الدراسة أن خوارزمية LMS مناسبة للتطبيقات في الزمن الحقيقي برغم تفوق بقية الخوارزميات عليها في الأداء ولكن سهولة التطبيق والتعقيد الحسابي المنخفض يجعلها خياراً جيداً لهذه التطبيقات. ركز Peter H. Dahl [13] على تقدير أهمية ومدى تكرار الضجيج المحيط تحت الماء وقام بعملية جرد جزئي لمصادره الأولية.

### 3- مرشح وينر WIENER FILTER

مرشح وينر هو طريقة إحصائية حيث يُعرف تقدير الإشارة قبل معالجة الإشارة [8]. تحدد نظرية وينر القيم المثلى للمرشح. يتم تعريف متوسط الخطأ التربيعي (MSE)،  $\xi$ ، من خلال "توقع" الخطأ التربيعي ( $e_k$ ). يمكن اعتبار العديد من الخوارزميات التكيفية كتقريب لمرشح وينر المتقطع. يتم تطبيق إشارتين  $x_k$  و  $y_k$  على المرشح بحيث تكون الإشارتين مترابطتين. ينتج عن مرشح وينر تقديراً أمثلياً للجزء  $x_k$  الذي يتم طرحه بعد ذلك من  $y_k$  لينتج عنه الخطأ  $e_k$  كما هو موضح في الشكل 1.



الشكل 1: مرشح وينر

$$e_k = y_k - \hat{n}_k = y_k - \sum_{i=0}^{N-1} w(i) \cdot x_{k-i}$$

حيث  $w$  و  $x_k$  هما إشارة الدخل والأوزان على الترتيب ويعطيان بالعلاقة:

$$x_k = [x_k \ x_{k-1} \ x_{k-2} \ x_{k-3} \ \dots \ x_{k-(N-1)}]^T$$

$$w = [w(0) \ w(1) \ w(2) \ w(3) \ \dots \ w(N-1)]^T \quad (1)$$

بم الحصول على متوسط الخطأ التربيعي بأخذ التوقع الرياضي لمربع الخطأ

$$MSE = \xi = E\{e_k^2\} = E\{y_k^2\} - 2W^T R_{YX} + W^T R_{XX} W \quad (2)$$

رسم تابع الأداء أو متوسط الخطأ التربيعي 1-3

عند رسم متوسط الخطأ التربيعي كتابع لمعاملات المرشح  $w$  يظهر كما في الشكل 2 التالي ويُعرف هذا

المنحني باسم (3) لأداء. التدرج على منحني الأداء يعطى بالعلاقة

$$\nabla = \frac{d\xi}{dw} = 0 - 2P + 2RW$$

حيث  $P = R_{YX}$  هو شعاع الارتباط المتبادل بطول  $N$

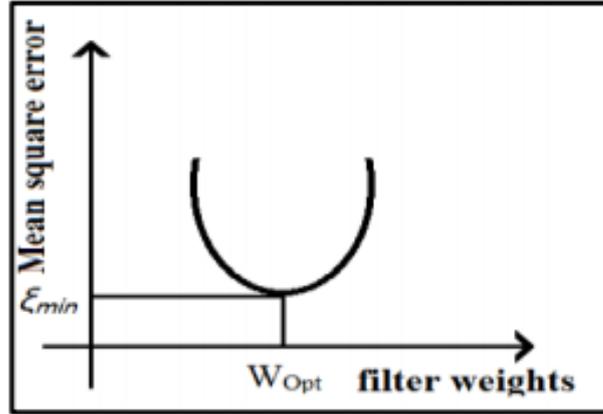
و  $R = R_{XX}$  هي مصفوفة الترابط الذاتي بأبعاد  $N \times N$

أخفض قيمة في هذا المنحني يكون التدرج فيها معدوماً ولشعاع أوزان المرشح قيم أمثلية  $w_{opt}$

$$\begin{aligned}
 \nabla &= 0 \\
 0 - 2P + 2RW &= 0 \\
 2P &= 2RW \\
 W_{opt} &= R^{-1}P
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

يُعرف هذا بمعادلة أو حل Wiener-Hopf [8]. وظيفة الترشيح المتكيف هي ضبط أوزان المرشح  $w_0$   $w_1$   $w_2$   $w_3$ ... باستخدام خوارزمية مناسبة ، لإيجاد النقطة المثلى على منحنى الأداء.

للتطبيقات في الزمن الحقيقي، هناك حاجة إلى طريقة للحصول على الأوزان الأمثلية  $W_{opt}$  على أساس عينة-عينة. تستخدم الخوارزميات التكيفية لتحقيق ذلك دون الحاجة إلى حساب  $R$  و  $P$  بشكل صريح أو إجراء عكس المصفوفة. حل معادلة وينر هوبف هو خوارزمية الانحدار التدريجي [16].

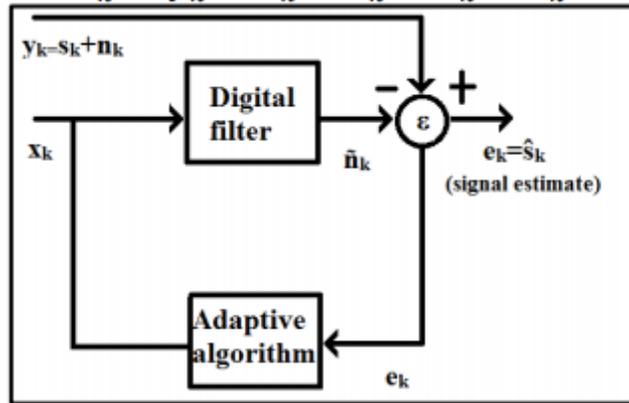


الشكل 2: منحنى الأداء

#### 4- المرشح المتكيف

يتكون المرشح التكيفي من جزأين متميزين: مرشح رقمي مع معاملات قابلة للتعديل وخوارزمية تكيفية تُستخدم لتعديل معاملات المرشح [13]. يتم تطبيق إشارتي إدخال  $x_k$  و  $y_k$  في وقت واحد على المرشح التكيفي.

الإشارة  $y_k$  هي الإشارة المضججة التي تحتوي على كل من الإشارة المرغوبة  $s_k$  والضجيج  $n_k$  المفترض أنهما غير مترابطين مع بعضهما البعض. الإشارة  $x_k$  هي مقياس لإشارة الضجيج المترابطة مع  $n_k$ . تدخل الإشارة  $x_k$  إلى المرشح الرقمي لإنتاج تقدير  $\hat{n}_k$  من  $n_k$ . ثم يتم الحصول على تقدير للإشارة المطلوبة عن طريق طرح خرج المرشح الرقمي  $\hat{n}_k$  من الإشارة المضججة  $y_k$ .



الشكل 3: المخطط الصندوقي للمرشح المتكيف في استخدامه لحذف الضجيج

الهدف الرئيسي لعملية حذف الضجيج هي إنتاج تقدير أمثلي للضجيج الموجود في الإشارة ويمكن تحقيق ذلك من خلال استخدام  $\hat{S}k$  كتغذية راجعة لتعديل معاملات المرشح الرقمي باستخدام خوارزمية تكيفية مناسبة كما في الشكل 3. [18]

- إشارة الخرج  $\hat{S}k$  تخدم غائتين:

○ تقدير للإشارة المرغوبة

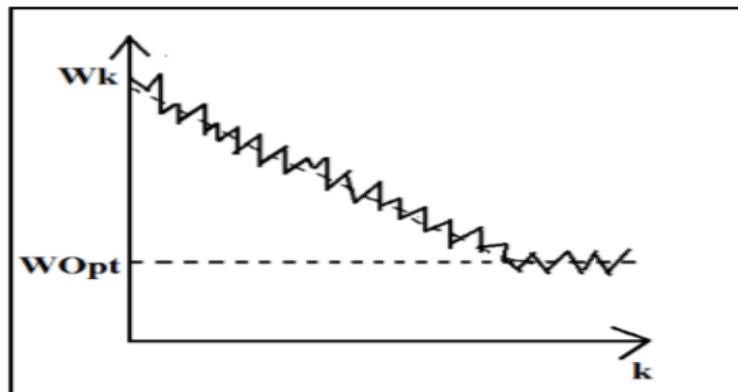
○ إشارة خطأ تستخدم لتعديل معاملات المرشح

#### 1-4 الخوارزميات التكيفية

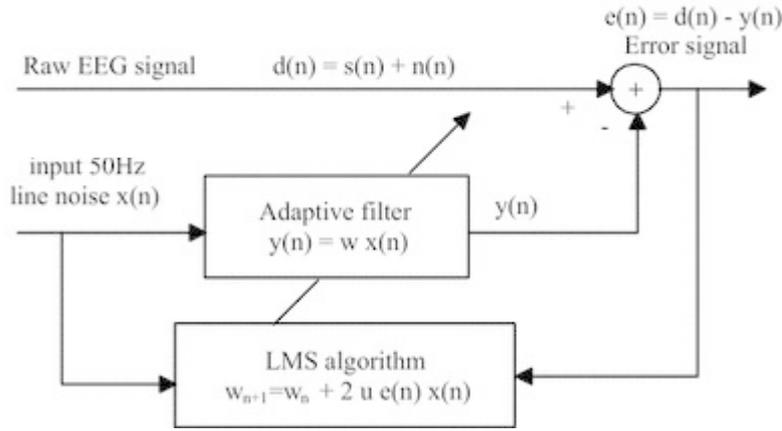
تستخدم الخوارزميات التكيفية لضبط معاملات المرشح الرقمي بحيث يتم تقليل إشارات الخطأ وفقاً لبعض المعايير. الخوارزميات التكيفية الأكثر استخداماً هي متوسط التريبعات الأصغري (LMS) ، متوسط التريبعات الأصغري المقيس (NLMS) وخوارزمية التريبعات الأصغرية العودية (RLS) لإلغاء الضجيج.

#### 1.1-4 خوارزمية متوسط التريبعات الأصغري

واحدة من أنجح الخوارزميات التكيفية هي خوارزمية LMS الموضحة في الشكل 5. بدلاً من حساب المعاملات باستخدام معادلة winener-Hopf ، يتم ضبط معاملات LMS من عينة إلى أخرى عن طريق تقليل متوسط الخطأ التربيعي [14] MSE ، بشكل تنازلي كما هو موضح في الشكل 4



الشكل 4 : توضيح خطوات وصول المعاملات إلى القيم الأمثلية



الشكل 5 : المرشح المتكيف باستخدام خوارزمية LMS

خوارزمية LMS مبنية على خوارزمية الانحدار التدريجي حيث يتم تحديث شعاع الأوزان أو المعاملات من عينة إلى أخرى كما توضح المعادلة التالية:

$$W_{k+1} = W_k - \mu \nabla_k \quad (5)$$

حيث  $W_k$  و  $\nabla_k$  هي شعاع الوزن وشعاع التدرج في لحظة أخذ العينة رقم  $k^{th}$ . المعامل  $\mu$  يتحكم بالاستقرارية ومعدل التقارب. خوارزمية الانحدار التدريجي في المعادلة السابقة لازالت تتطلب معرفة  $P$  و  $R$  وذلك لأنه يتم الحصول على  $\nabla_k$  بحل المعادلة:

$$\nabla = \frac{d\xi}{dw} = 0 - 2P + 2RW \quad (6)$$

خوارزمية LMS هي طريقة عملية للحصول على تقديرات لأوزان المرشح  $W_k$  في الزمن الحقيقي دون عكس المصفوفة في المعادلة  $W_{opt} = R - 1P$  أو الحساب المباشر للارتباط الذاتي والارتباط المتبادل.

$$\nabla = -2P + 2RW \quad (7)$$

في خوارزمية LMS يتم استخدام تقديرات لحظية من أجل  $\nabla$  وبالتالي:

$$\begin{aligned} \nabla_k &= -2P + 2RW \\ \nabla_k &= -2x_k y_k + 2x_k x_k^T W_k \\ \nabla_k &= -2x_k (y_k - x_k^T W_k) \\ \nabla_k &= -2x_k e_k \end{aligned} \quad (8)$$

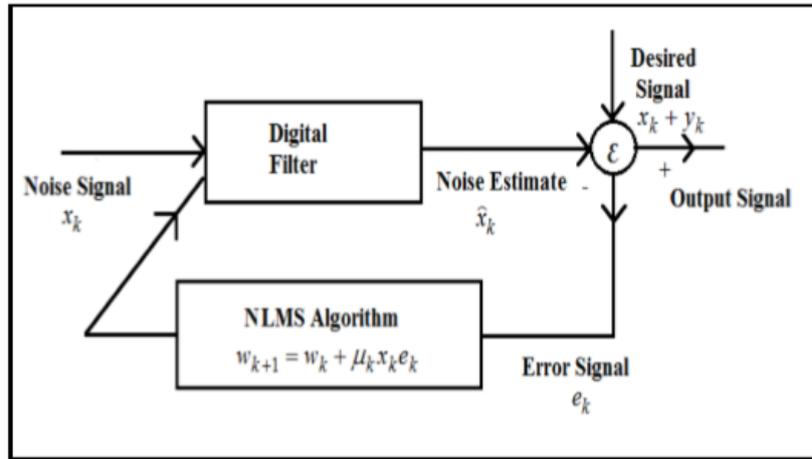
حيث  $e_k = y_k - x_k^T W_k$ . باستبدال قيمة  $\nabla_k$  في خوارزمية الانحدار التدريجي نحصل على:

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k - \mu \nabla_k \\ W_{k+1} &= W_k - \mu (-2x_k e_k) \\ W_{k+1} &= W_k + 2\mu x_k e_k \end{aligned} \quad (9)$$

وبشكل واضح فإن المعادلة السابقة والتي هي خوارزمية LMS لا تتطلب معرفة مسبقة بإحصائيات الإشارة ( R و P ). الأوزان التي يتم الحصول عليها في خوارزمية LMS هي فقط تقديرات ولكن هذه التقديرات تتحسن بشكل تدريجي مع الزمن مع تعديل الأوزان وتعلم المرشح لخصائص الإشارة. شرط التقارب هو:  $0 < \mu < 1/\lambda_{Max}$  حيث أن  $\lambda_{Max}$  هي أعلى قيمة فردية Eigen value لمصفوفة التباين لمعطيات الدخل. إن بساطة خوارزمية LMS وسهولة التنفيذ تجعل الخوارزمية الاختيار الأول في العديد من أنظمة الزمن الحقيقي [17] تتطلب خوارزمية LMS تقريباً  $2N+1$  عملية جداء و  $2N+1$  عملية جمع لكل مجموعة جديدة من عينات الدخل والخرج [14]

#### 1.2-4 خوارزمية متوسط التريعات الأصغري المقيسة NLMS

العيب الرئيسي لخوارزمية LMS هو أنها حساسة لتدرج مدخلاتها  $x_k$  وهذا يجعل من الصعب للغاية اختيار معدل تعلم  $\mu$  يضمن استقرار الخوارزمية [16] يظهر المرشح التكيفي باستخدام خوارزمية NLMS في الشكل 6.



الشكل 6. المرشح المتكيف باستخدام خوارزمية NLMS

يعد مرشح NLMS شكل مختلف لخوارزمية LMS والذي يحل مشكلته بتقييس استطاعة إشارة الدخل

$$W_{k+1} = W_k + \mu_k x_k e_k \quad \text{حيث } \mu_k = \frac{\mu}{x_k^T x_k} \quad (10) \quad 0 < \mu < 2$$

في المعادلة السابقة ، تصبح خوارزمية NLMS هي نفسها خوارزمية LMS باستثناء أن خوارزمية NLMS لها حجم خطوة  $\mu_k$  متغير مع الزمن. يعمل حجم الخطوة على تحسين سرعة تقارب المرشح التكيفي [18] .

عملياً، قد تكون  $x_k$  صغيرة جداً في بعض الأحيان .لجعل خوارزمية NLMS أكثر قوة، يمكن تعديلها كالتالي:

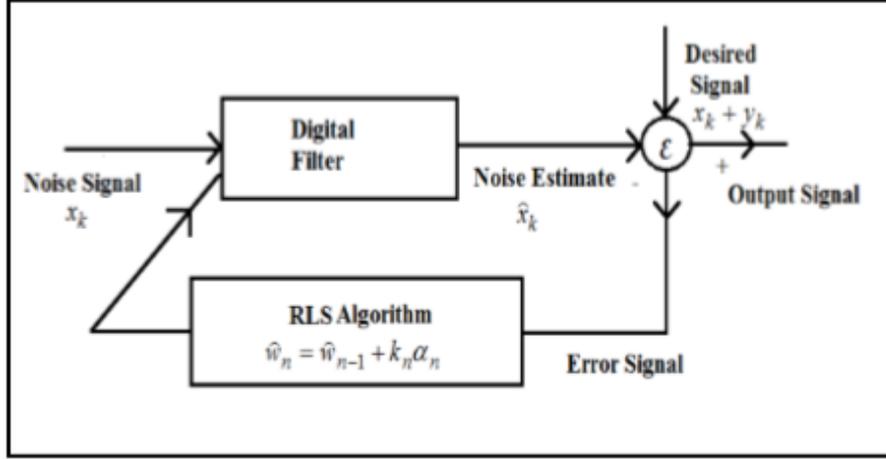
$$W_{k+1} = W_k + \frac{\mu}{\delta + x_k^T x_k} x_k e_k \quad (11)$$

وبالتالي يكون حجم الخطوة محدود دائماً.

#### 1.3-4 خوارزمية التريعات الأصغرية المتكررة RLS

تهدف خوارزمية التريعات الأصغرية المتكررة التي تحصل بشكل متكرر على معاملات للمرشح إلى تقليل متوسط الخطأ التريعي .في خوارزمية RLS، تكون إشارات الدخل حتمية أو معروفة، بينما بالنسبة إلى LMS

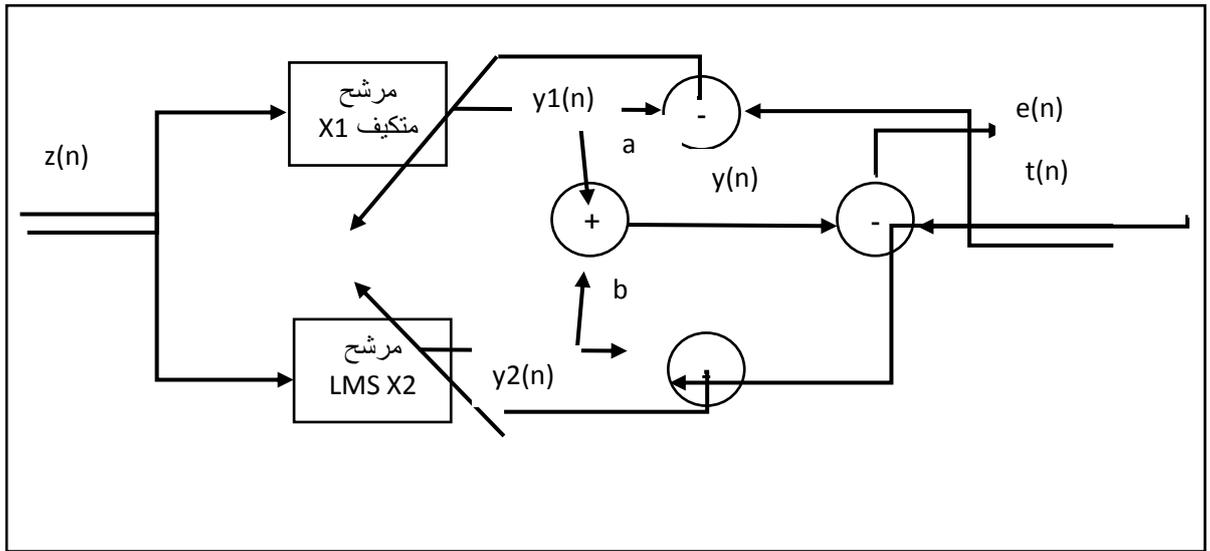
والخوارزميات المماثلة، فهي عشوائية. بالمقارنة مع معظم الخوارزميات الأخرى، يظهر RLS تقارب سريع للغاية. ومع ذلك، تأتي هذه الميزة على حساب التعقيد الحسابي العالي. الفكرة وراء مرشحات RLS هي تقليل دالة التكلفة أو الخطأ  $C$  عن طريق اختيار معاملات المرشح بشكل مناسب، وتحديث المرشح مع وصول البيانات الجديدة. تُستخدم إشارة الخطأ والإشارة المرغوبة في التغذية الراجعة السلبية. المرشح المتكيف باستخدام خوارزمية RLS في الشكل 7.



الشكل 7 : المرشح المتكيف باستخدام خوارزمية RLS

## 5- بيان المشكلة والعمل المقترح

الهدف من هذا البحث هو تخفيض أو إزالة إشارات ضجيج الخلفية من الإشارة الصوتية المضججة في الاتصالات تحت الماء. يتم إعطاء إشارة ضجيج الخلفية إلى وحدة الجامع / الطارح واستخدام مرشح Wiener يتم توليد إشارة كتقدير للضجيج عن طريق ضبط معاملات المرشح. بمجرد تطابق إشارة ضجيج الخلفية مع الإشارة المتولدة عن المرشح (تقدير الضجيج)، ينتج عن الفرق بينهما صفر مما يؤكد إزالة ضجيج الخلفية من الإشارة الصوتية المضججة. نظرًا لأن تقدير إشارة الضجيج المرجعية ليس نسخة طبق الأصل من إشارة ضجيج الخلفية، فإن إشارة الخطأ ليست دقيقة كثيرًا. من أجل الحصول على تقدير دقيق لإشارة الضجيج، يتم إرجاع إشارة الخطأ التي تم الحصول عليها إلى المرشح التكيفي من خلال الخوارزمية التكيفية مع عامل التصحيح (أوزان المرشح الجديدة). تقوم الخوارزمية التكيفية بتحديث إشارة الخرج بمساعدة معاملات المرشح المتغيرة ثم يتم تقدير إشارة الضجيج مرة أخرى، وتستمر هذه العملية حتى يتم الحصول على إشارة خالية من الضجيج. لذا، فإن المهمة الرئيسية لهذا العمل هي إزالة ضجيج الخلفية باستخدام مرشحات متغيرة مختلفة. يظهر العمل المقترح في الشكل 8.



الشكل 8 : المرشح المتكيف الهجين المقترح

أداء الخوارزميات [12] G.V.P.Chandra Sekhar Yadav et al و [10] R. Talwar و H.Kaur التكييفية مثل خوارزميات LMS و NLMS و RLS لحجم خطوة مختلف وعدد مختلف من التكرارات من أجل إشارة دخل جيبيية وإشارة كلام بالزمن الحقيقي. سيتم تحليل أداء الخوارزميات بإشارات إدخال مختلفة بأطوال ومعاملات مختلفة.

#### الدراسة الرياضية:

نفرض الحالة التي يكون فيها المرشحان من نمط LMS ونقوم بالدمج بينهما. يمكن كتابة دليل الأداء للمرشح الهجين اعتماداً على القيمة المتوسطة التربيعية للخطأ على النحو التالي:

$$F(a, b) = E[e^2] = E[(t - y)^2] = E[(d - (a \cdot y_1 + b \cdot y_2))^2] \quad (12)$$

وبعد تحليل العلاقة السابقة نصل إلى الشكل التالي:

$$F(a, b) = c - 2a \cdot X_1^T \cdot h + a^2 X_1^T \cdot R \cdot X_1 - 2b \cdot X_2^T \cdot h + b^2 X_2^T \cdot R \cdot X_2 + 2ab \cdot X_1^T \cdot R \cdot X_2 \quad (13)$$

حيث أن:

$$c = E[t^2] \quad h = E[tz] \quad R = E[zz^T] \quad (14)$$

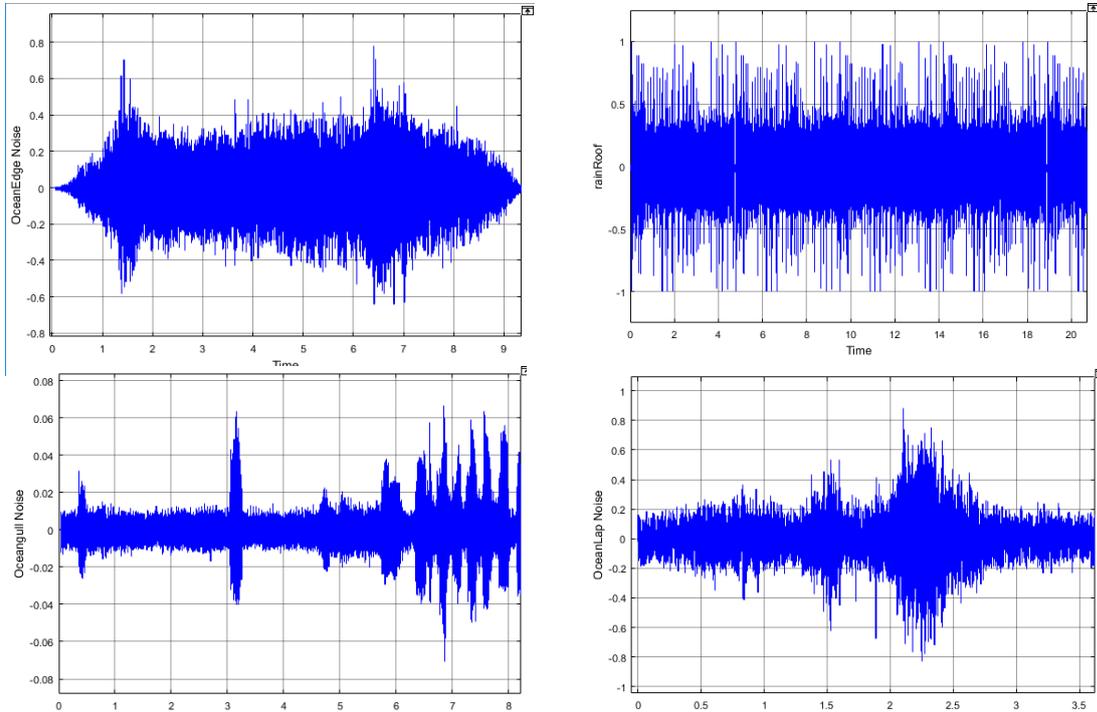
لتحديد موضع النقطة المستقرة لدليل الأداء نحتاج إلى حساب التدرج بالنسبة لـ a و b ومن ثم نجعل التدرج مساوياً للصفر للحصول على النقطة المستقرة فنحصل على العلاقة التالية:

$$a + b = 1 \quad (15)$$

إن  $a$  و  $b$  تأخذان قيم صحيحة. في تجربتنا لا نعد إلى تثبيت قيمهما بل إننا نجعلهما متغيران وفق خوارزمية متوسط الخطأ التربيعي. سنستعرض فيما يلي النتائج العملية ونقوم بمناقشتها.

## 6- المناقشة والنتائج

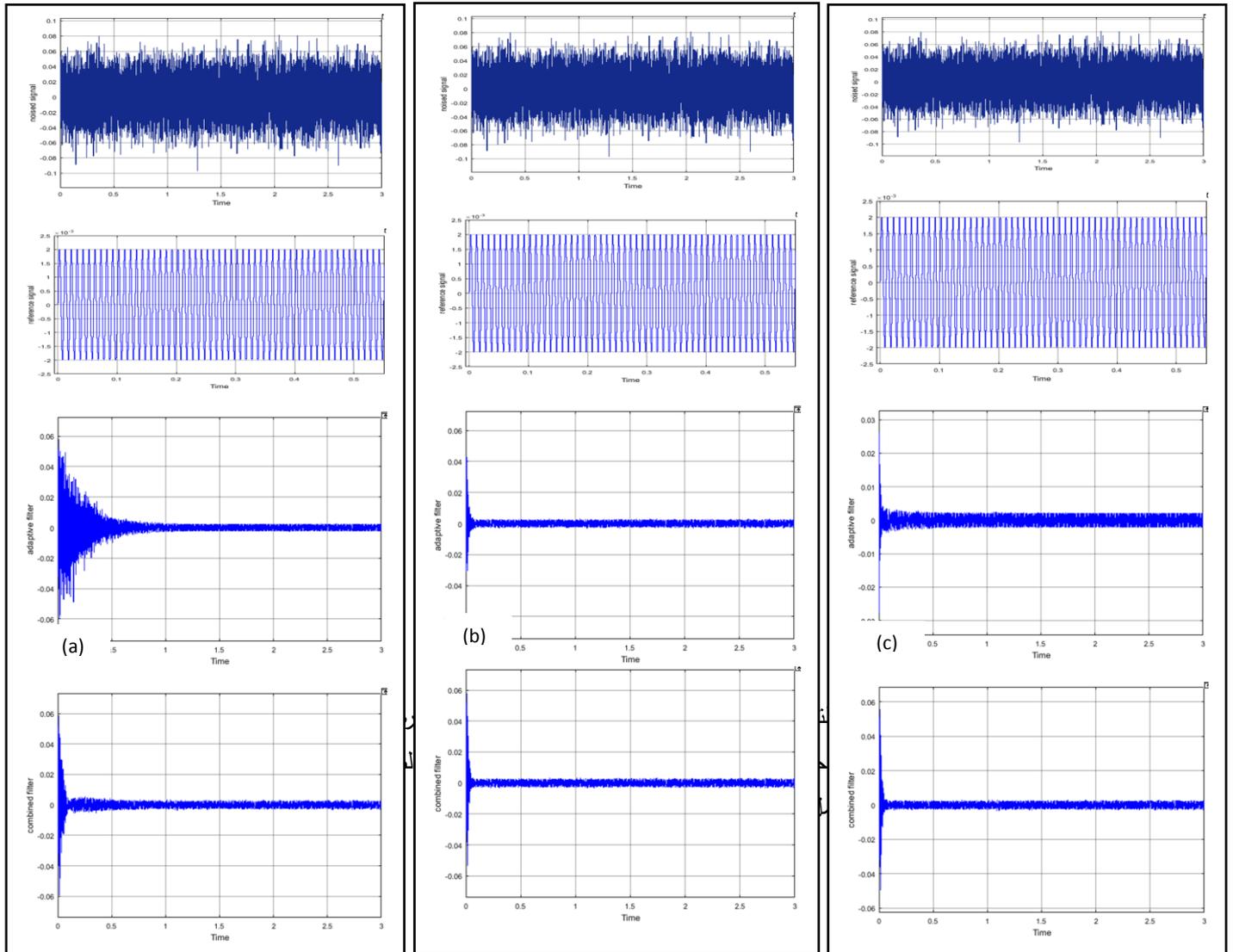
تم تنفيذ العمل المقترح ومحاكاته باستخدام MATLAB كعمل تجريبي أولي، عملنا على إزالة ضجيج المطر وضجيج حافة المحيط والضجيج الناجم عن الأمواج وضجيج النوارس بواسطة خوارزميات تكيفية مختلفة. يظهر الشكل 9 الضجيج الناجم عن المصادر المذكورة ويظهر الشكل 10 مقارنة بين أداء مختلف المرشحات المتكيفة والمرشح المقترح في الزمن الحقيقي. الإشارة المرجعية المستخدمة هي إشارة جيبية بتردد 1000 هرتز مع مراعاة أن تكون الإشارة بمطال أقل بكثير من مطال الضجيج. يتم إدخال الإشارة المضججة والتي هي مزيج من الإشارة المرجعية وإشارة الضجيج إلى المرشح المتكيف.



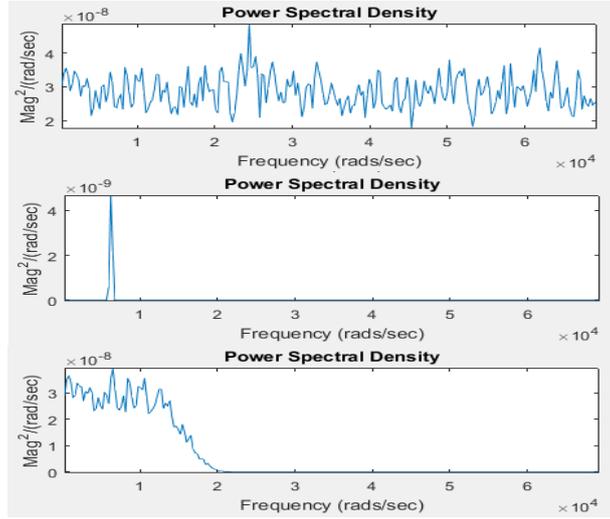
الشكل 9 : ضجيج المطر وضجيج حافة المحيط والضجيج الناجم عن الأمواج وضجيج النوارس

تم تحليل الخصائص الطيفية للإشارات ولوحظ أن الضجيج المدروس يمتد على كامل الطيف كما لو أنه ضجيج أبيض. يتم تغذية الإشارة المضججة كمدخل إلى المرشح التكيفي وهي مزيج من الإشارة المرجعية وإشارة

الضجيج. يوضح الشكل 10 التالي المجال الزمني للإشارة المضججة والإشارة المرجعية وإعادة بناء الإشارة المرجعية باستخدام خوارزميات LMS و NLMS و RLS والخوارزمية المقترحة. ويلاحظ من خوارزمية LMS أن يستغرق تقارب الخرج مزيداً من الوقت. باستخدام خوارزمية NLMS ، نجد تقارب أسرع من خوارزمية LMS أما بالنسبة إلى RLS، يكون تقارب الخرج سريعاً ويكون متوسط الخطأ التربيعي أيضاً ضئيلاً للغاية. نجد أيضاً أن أداء المرشح المقترح يظهر تحسناً ملحوظاً مع كل من المرشحات السابقة ويعطي تقارباً أسرع كما أنه يحافظ على الاستقرار.

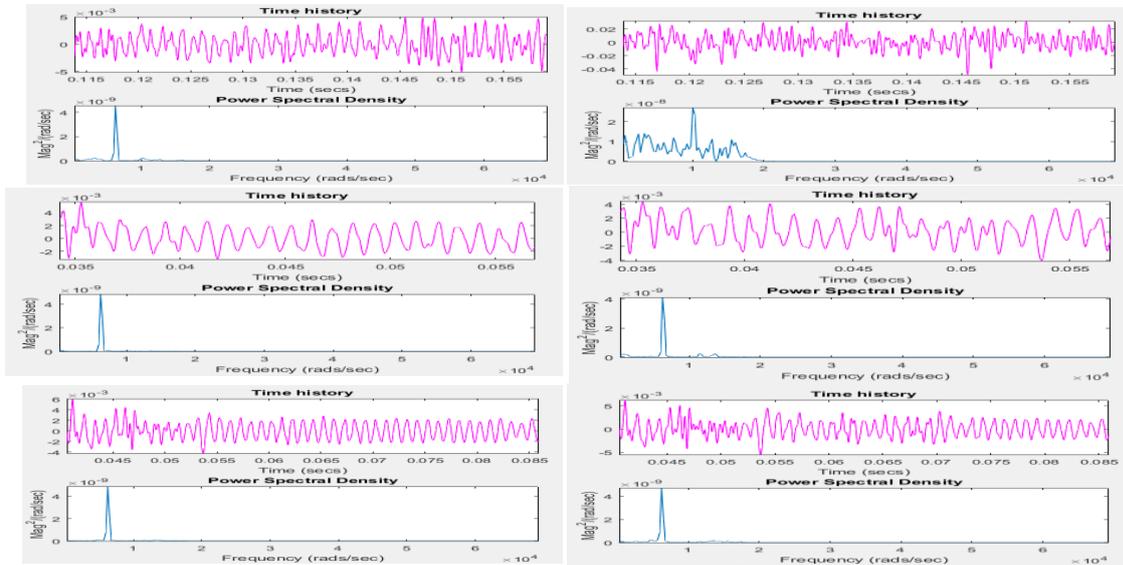


الشكل 10 : مقارنة بين أداء الخوارزميات التكيفية والخوارزمية المقترحة من حيث سرعة التقارب – (a) مقارنة بين LMS وهجينه (b) مقارنة بين NLMS وهجينه (c) مقارنة بين RLS وهجينه



الشكل 11 : الاستطاعة الطيفية للضجيج - الإشارة المرجعية - الإشارة المضججة على التوالي

يظهر الشكل 12 أداء الخوارزميات التكيفية LMS و NLMS و RLS والمرشح المقترح بشكل أوضح في المجال الترددي. يظهر تفوق أداء المرشح الهجين على نظيره LMS وذلك خلال زمن تقارب 0.16 ثانية تقريباً كما يتفوق الهجين على نظيره NLMS بزمن تقارب 0.085 ثانية تقريباً أما بالنسبة لمرشح RLS فلا يظهر المرشح الهجين أي تحسن لا في زمن التقارب ولا بنسبة الإشارة للضجيج.



الشكل 12 : مقارنة بين أداء LMS و NLMS و RLS (على اليمين) و المرشح الهجين المتوافق معه (على اليسار)

## 7- النتائج:

قمنا في الجدول التالي بتلخيص النتائج التي حصلنا عليها والتي تتضمن زمن التقارب ونسبة الإشارة إلى الضجيج لكل نوع مدروس من المرشحات المتكيفة ويقابلها المرشح الهجين.

جدول 1 : ملخص النتائج العملية

نوع المرشح	زمن التقارب بالثانية	نسبة الإشارة للضجيج RMS level (mean SPL) dB re 1 uPa	نوع المرشح	زمن التقارب بالثانية	نسبة الإشارة للضجيج RMS level (mean SPL) dB re 1 uPa
LMS	0.95	52	هجين LMS	0.16	51
NLMS	0.09	51	هجين NLMS	0.085	51
RLS	0.06	50	هجين RLS	0.06	51

المرشح الهجين المقترح متين أمام التغيرات المفاجئة التي تؤدي لخروج أحد المرشحات عن العمل كما حقق المرشح الهجين سرعة تقارب أفضل مقارنة مع مرشح LMS . يوصى باستخدام مختلف خوارزميات LMS المطورة في عملية الدمج لزيادة الفاعلية والأداء أيضاً في الحالة المستقرة.

## 8- الآفاق المستقبلية

يقوم هذا البحث بدراسة أنواع ضجيج مختلفة في الاتصالات تحت الماء، ونظرية مرشح وينر، ومشكلة مرشح وينر، وحل الترشيح الأمثل، والترشيح التكيفي، والخوارزمية التكيفية، ودراسة مرشح وينر والمرشح التكيفي للحد من الضوضاء وما إلى ذلك من بين العديد من أنواع الضجيج في الاتصالات تحت الماء، في الوقت الحالي، لقد عملنا على ضجيج المطر وضجيج حافة المحيط وضجيج الأمواج وضجيج النوارس باستخدام مرشحات تكيفية مختلفة. تمت محاكاة العمل المقترح في MATLAB ، وأثبتت أفضليته على معظم التقنيات السابقة .كعمل مستقبلي، فإنه يمكن التوسع في العمل بحيث يتم ضبط خطوة مرشح LMS بحيث يحقق أداء أفضل ويحقق الاستقرار بالإضافة لكون المرشح بسيط من الناحية التصميمية كما يمكن العمل على إدخال نوافذ هجينة على المرشحات

## المراجع

1. V. Baskar V, "Denoising Methods for Underwater Acoustic Signal", Web of Science™ Core Collection (BKCI). November 2017.
2. S. S. Murugan , S. Prethivika, "Analysis on Extraction of Modulated Signal Using Adaptive Filtering Algorithms against Ambient Noises in Underwater Communication", International Journal of Signal Processing Systems Vol. 3, No. 1, June 2015
3. V. H. Nascimento, " Combinations of Adaptive Filters: Performance and convergence properties", IEEE Signal Processing Magazine 33(1):120-140 · January 2016
4. A. H. Mohammad, A. che soh, "Improvement of LMS adaptive noise canceller using uniform Poly-phase digital filter bank" , Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, March 2020
5. A. Uncini, "Steady-State Performance of an Adaptive Combined MISO Filter Using the Multichannel Affine Projection Algorithm", MDPI ( Multidisciplinary Digital Publishing Institute ), Decembre 2018.
6. S.Sakthivel Murugan, V.Natarajan, " SNR and MSE analysis of KLMS algorithm for underwater acoustic communications", Journal of marine engineering and technology · September 2012.
7. S.Sakthivel Murugan, V.Natarajan, S.Kiruba Veni, K.Balagayathri, "Analysis of Adaptive algorithms to Improve the SNR of the Acoustic Signal affected due to wind Driven Ambient Noise in Shallow water", IEEE 2011.
8. D.Ramesh, Ranjani G. "Wavelet Based Denoising Technique for Underwater Signal Affected by Wind Driven Ambient Noise", IJECET, 2014.
9. Yen-Hsiang chen, Shanq-Jang Ruan, Tom Qi, "An Automotive Application of real time adaptive wiener filter for noise cancellation in a car environment," IEEE,2012,4673-2193.
10. H.Kaur and R.Talwar, "Performance and Convergence Analysis of LMS Algorithm," IEEE ICCIC, Dec.2012.
11. Kaur. H and Talwar.R, "Performance comparison of adaptive algorithms for noise cancellation", Engineering trends in communication, C2SPCA 2013.
12. G.V.P.Chandra Sekhar Yadav and Dr. B. Ananda Krishna, "Study of different adaptive filter algorithms for noise cancellation in real time environment", International journal of computer applications, June. 2014.
13. Peter H. Dahl, "Underwater Ambient Noise", Acoustics Today, January 2007.
14. B.Widrow and S.D.Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice- Hall, 1985.
15. S.Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Fourth edition, Upper saddle River, NJ: Prentice –Hall, 2002.
16. J.Gorritz and J.Ramrez, "A Novel LMS Algorithm Applied to Adaptive Noise Cancellation," IEEE Signal Process Letters, vol. 16, no. 1, Jan. 2009.
17. K. A. Lee, W. S. Gan, and S. M. Kuo, *Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation*. Hoboken, NJ: Wiley, 2009.
18. C.Gabriela and M.Sarachin, "Echo Cancellation Using LMS Algorithm," U.P.B Sci Bull., Series C, vol. 71, no. 4, 2009.