

اختيار الإشارة ذات المطال الأفضل على خرج الهوائي الذكي باستخدام الشبكات العصبونية

الدكتور السموعل صالح*

محمد الصرن**

(تاريخ الإيداع 1 / 9 / 2014. قُبِلَ للنشر في 10 / 12 / 2014)

□ ملخص □

طُبِقَ مفهوم إعادة استخدام التردد بشكل ناجح في أنظمة الاتصالات الخليوية الحديثة، من أجل زيادة سعة النظام، من الممكن إحداث تحسُن آخر في السعة بتطبيق المصفوفات المتكيفة في المحطة الأساسية، يستخدم من أجل ملاحقة المستخدمين المرغوبين خوارزميات إيجاد الاتجاه من أجل تحديد أماكنهم وفقاً لحركتهم ضمن الخلايا أو فيما بينها. اقترح مؤخراً خوارزميات إيجاد الاتجاه المعتمدة على الشبكات العصبونية وذلك لإيجاد اتجاه المنبع عن طريق تقييم أداء الشبكات العصبونية بمقارنة توقعاتها وانحرافها المعياري ومتوسط الخطأ التربيعي بين قيمها المتوقعة وبين ماتم قياسه، هذا البحث يعتمد هذا المنحى حيث يتم مقارنة خرج الهوائيات المصفوفية من حيث المطال، ثم اختيار الإشارة ذات المطال الأفضل وإظهارها على الخرج النهائي للنظام.

الكلمات المفتاحية: نظام الهوائي الذكي (SAS)، خوارزمية متوسط الخطأ التربيعي الأصغري (LMS)، الشبكات العصبونية الصناعية (ANN)، خوارزمية الانتشار الخلفي.

* أستاذ مساعد - قسم هندسة الاتصالات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

** باحث - ماجستير - هندسة الاتصالات - مهندس في الشركة السورية للاتصالات - اللاذقية - سورية.

Selecting the Best Signal Amplitude in the Smart Antenna Output by Using Neural Networks

Dr. Al-Samou'l Saleh*
Mohammad al-Sarren**

(Received 1 / 9 / 2014. Accepted 10 / 12 / 2014)

□ ABSTRACT □

The concept of frequency reuse has been successfully implemented in modern cellular communications systems in order to increase the system capacity. Further improvement of capacity can be achieved by employing adaptive arrays at the base station. In order to track the desired users, direction finding algorithms are used to locate the positions of mobile users as they move within or between cells.

Recently, neural networks-based direction finding algorithms have been supposed for source direction finding. The performance of neural network is evaluated by comparing their prediction, standard deviation and Mean Square Error (MSE) between their predicted and measurement values. The research depends on this context. So, it has been compared the antenna array output signals according to their amplitude, then selected the signal that has the best amplitude in the system's final output.

Key words: Smart Antenna System (SAS); Least Mean Square Algorithm (LMS); Artificial Neural Network (ANN); Back Propagation Algorithm.

* Associate Professor; Department of Communication; Faculty of Mechanical & Electrical Engineering; University of Tishreen; Lattakia, Syria.

**Researcher.; Department of Communication; Faculty of Mechanical & Electrical Engineering; University of Tishreen; Lattakia, Syria.

مقدمة:

ظهرت فكرة استخدام الهوائيات الذكية منذ عدة سنوات، إلا أنها كانت مرتفعة التكلفة، مما شكّل حاجزاً أمام استخدامها من الناحية التجارية، وقد تمّ حديثاً تصنيع معالجات إشارة رقمية رخيصة الثمن وفعالة مما سمح لهذه الهوائيات أن تكون عملية وقابلة للاستخدام في أنظمة الاتصالات الخليوية.

يتكون الهوائي الذكي من مجموعة من مصفوفة هوائيات متماثلة، وهي قادرة على تحديد اتجاه الإشارة الواردة وعلى تغيير نموذج إشعاعها بشكل ديناميكي وذلك لتقليل الضجيج والتداخل والخفوت الذي يؤثر في الإشارة المرغوبة، يعمل نظام الهوائي الذكي على تحسين جودة الإشارة للنظام الراديوي من خلال الإرسال المركز وبشكل كبير للإشارات الراديوية بالاتجاه المرغوب، كما يحسّن السعة من خلال زيادة إمكانية إعادة استخدام التردد [1]. إنّ الفرق بين الهوائيات الذكية والهوائيات العادية هو امتلاك الأولى لوريات رئيسة متكيفة في حين أن الهوائيات العادية تمتلك وريقة رئيسية ثابتة، ويعود ذلك إلى مقدرتها على الإرسال والاستقبال بشكل متكيف وفعال، باعتبارها مصفوفة هوائيات تستخدم برمجيات معالجة إشارة متطورة [2].

أحدث حقل الشبكات العصبونية الصناعية تقدماً ضخماً خلال العقدين الماضيين، إذ تتضمن أغلب تطبيقات الشبكات العصبونية حلاً لمشكلات معالجة الإشارة المعقدة بالمقارنة مع خوارزميات معالجة الإشارة التقليدية والتي تعتمد بشكل رئيس على النموذج الخطي، تقدم الشبكات العصبونية الصناعية بديلاً هاماً عن طريق إعطاء نماذج من البارامترات غير الخطية وخوارزميات تدريب متكيفة [3]، تمتلك الشبكات العصبونية قدرة على التعلم بالطرق التجريبية لتناسب متطلبات أي نظام مهما بلغت درجة تعقيده بحيث تحوله إلى نموذج رياضي [4].

أهمية البحث وأهدافه:

تمثل الهوائيات إحدى أهم العناصر المستخدمة في أنظمة الاتصالات اللاسلكية، ومع التطور السريع في أنظمة الاتصالات تم إدخال أنظمة الهوائيات الذكية لما تتميز به من اتجاهية عالية، وقدرة على استقبال إشارات المستخدمين المرغوبين بريح عالٍ، بالإضافة إلى إلغائها للتداخلات غير المرغوبة.

يقدم البحث تطبيقاً للشبكات العصبونية الصناعية في نظام الهوائي الذكي من خلال دراسة نظام هوائي ذكي (يستخدم خوارزمية متوسط الخطأ التربيعي الأصغري (LMS) المتكيفة من أجل التحكم بأوزان مصفوفة الهوائيات)، ومن ثم دراسة الشبكات العصبونية الصناعية، وخوارزمية الانتشار الخلفي المستخدمة في تدريب هذه الشبكات، وإدخالها في نظام الهوائي الذكي بدلاً من خوارزمية LMS المتكيفة بهدف الحصول على الإشارة ذات المطال الأفضل (الأكبر) على خرج النظام.

طرائق البحث وموارده:**1-3- نظام الهوائي الذكي (SAS) Smart Antenna System:**

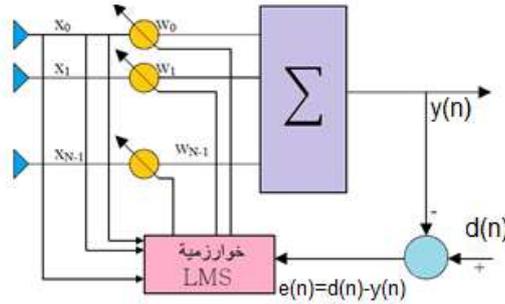
يتكون نظام الـ SAS من هوائيات متعددة، ويعتمد على التنوع المكاني ومعالجة الإشارة، حيث يزيد من أداء أنظمة الاتصال اللاسلكي بشكل ملحوظ، وتظهر الميزة الأساسية لـ SAS من خلال اختيار الخوارزميات الذكية في المصفوفة المتكيفة. باستخدام خوارزميات مشكّل الشعاع التي تعدّل أوزان مصفوفة الهوائيات لتوجه الحزمة المتكيفة باتجاه المستخدمين المطلوبين بشكل تلقائي، وفي الوقت نفسه يجعل التداخل القادم من المستخدمين الآخرين أصغرياً

وذلك بوضع إشاراتهم على النقاط الصفرية [5]، أما الفائدة الأكثر أهمية لـ SAS فهي زيادة سعة الشبكة عن طريق التحكم الدقيق بجودة إلغاءات الإشارات وتخفيف التداخل [6].

يقسم نظام الـ SAS إلى نظام الحزمة المتبدلة ونظام المصفوفة المتكيفة، وعلى الرغم من أن كلا النظامين يحاولان زيادة الريح باتجاه المستخدم إلا أن نظام المصفوفة المتكيفة فقط يقدم ربحاً أعظماً لأنه يعمل على تعريف إشارات التداخل وملاحقتها وكتبتها في الوقت نفسه [7].

2-3- خوارزمية متوسط الخطأ التربيعي الأصغري LMS [8]:

إن خوارزمية LMS هي خوارزمية متكيفة كثيرة الاستخدام بسبب بساطتها وأدائها المقبول، يفترض أنه لدينا مصفوفة هوائيات خطية متماثلة حيث تُمثل الجزء المكمل لنظام مشكّل الشعاع المتكيف كما هو موضح في الشكل (1).



الشكل (1): نظام مشكّل الشعاع باستخدام خوارزمية LMS

يعطى خرج مصفوفة الهوائيات $x(n)$ بالعلاقة:

$$x(n) = b_0 s(n) \cdot a(\theta_0) + \sum_{i=1}^N b_i \cdot u_i(n) \cdot a(\theta_i) + n(n) \quad (1)$$

حيث إن:

$s(n)$: هي الإشارة المرغوبة الواصلة بزاوية θ_0 .

$u_i(n)$: إشارات التداخل الواصلة بزوايا θ_i على الترتيب.

$a(\theta_0)$ و $a(\theta_i)$: هي أشعة ملاحقة من أجل الإشارة المرغوبة وإشارات التداخل على الترتيب.

$n(n)$: الضجيج الإضافي.

b_0 : المطال المنسوب على القيمة العظمى بالنسبة إلى الإشارة المرغوبة.

b_i : المطال المنسوب على القيمة العظمى بالنسبة إلى الإشارات التداخل.

وبالتالي يكون المطلوب هو الحصول على الإشارة المرغوبة من الإشارات المستقبلية من الوسط الذي يحتوي إشارات التداخل والضجيج الإضافي، (كما يظهر في الشكل (1)) حيث يُجمع خرج الهوائيات المفردة بشكل خطي بعد جداء الإشارات المستقبلية بقيم الأوزان ليعطي نموذج إشعاع بريح أعظمي باتجاه الإشارة المرغوبة وإلغاءات باتجاهات التداخل.

يحسب أولاً الخرج الناتج عن جداء عينات الإشارة الواردة مع أوزان مصفوفة الهوائيات وفق العلاقة:

$$y(n) = w(n)x(n) \quad (2)$$

وتحسب الأوزان باستخدام خوارزمية LMS بالاعتماد على معيار متوسط الخطأ التربيعي الأصغري الذي يعطى

بالعلاقة:

$$e(n) = d(n) - x(n) \cdot w(n) \quad (3)$$

ومن ثم تكون علاقة تحديث الأوزان هي

$$w(n+1) = w(n) + \mu \cdot x(n)[d(n) - x(n) \cdot w(n)] \quad (4)$$

نعوض بقيمة $e(n)$ من المعادلة (3)

$$w(n+1) = w(n) + \mu \cdot x(n) \cdot e(n) \quad (5)$$

حيث إن:

$e(n)$: الخطأ الحالي. $w(n)$: الوزن الحالي للهوائي.

$d(n)$: الخرج المرجعي. $w(n+1)$: الوزن اللاحق.

$y(n)$: الخرج الفعلي. $x(n)$: إشارة المستقبل من عنصر الهوائي.

تعمل هذه الخوارزمية كمايلي: تبدأ بقيمة عشوائية لشعاع الوزن $w(n)$ من أجل $n=0$ وتؤدي التصحيحات المتعاقبة لشعاع الوزن إلى قيمة خطأ أصغر.

وأما المعامل الرئيس الذي يؤثر على استقرارية ونسبة تقارب هذه الخوارزمية فهو معامل حجم الخطوة μ ، فإذا كانت قيمته كبيرة تنتج نسبة تقارب سريعة، إلا أن دقة واستقرار الخوارزمية تتناقص، وإذا كانت قيم μ صغيرة فإنها تعطي دقة واستقرار عاليين ولكن بنسبة تقارب بطيئة.

يتم اختيار قيمة μ ضمن المجال

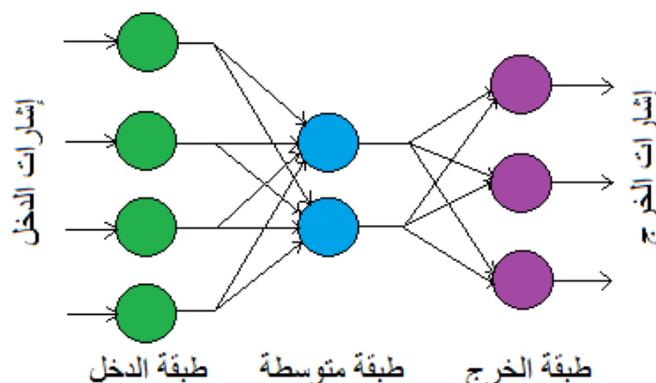
$$0 < \mu < \frac{1}{R_{max}} \quad (6)$$

حيث إن R_{max} القيمة الأعظمية لمصفوفة الترابط R التي تعطى بالعلاقة:

$$R_{max} = x(n) \cdot x^*(n) \quad (7)$$

3-3- الشبكات العصبونية الصناعية ANN:

تعتبر الشبكات العصبونية الصناعية إحدى تقنيات الذكاء الصناعي [9]، فالشبكات العصبونية الصناعية هي بنى حسابية مستمدة من دراسة المعالجة العصبية الحيوية [10]، تتكون هذه الشبكات من عدد من المعالجات المترابطة بشكل كبير والتي تتميز ببساطتها وتدعى بالعصبونات [11]، يستقبل كل عصبون عدد من إشارات الدخل عبر وصلاته، ولايعطي ابدأ سوى إشارة خرج واحدة، ترسل إشارة الخرج هذه عبر وصلة خرج العصبون والتي تقسم بدورها إلى عدة فروع ترسل عبرها الإشارة ذاتها، تنتهي فروع الخرج إلى وصلات الدخل للعصبونات الأخرى في الشبكة، ويمثل الشكل (2) الوصلات في شبكة عصبونية صناعية نموذجية.



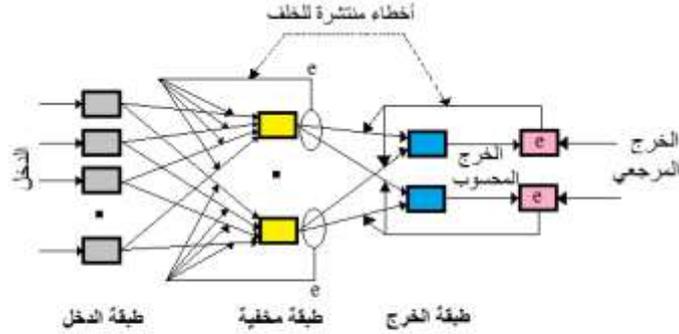
الشكل (2): الوصلات في شبكة عصبونية صناعية نموذجية

يمكن تصنيف طرق تعلم الشبكات العصبونية الصناعية إلى ثلاث طرق نموذجية هي: التعلم المراقب، التعلم غير المراقب، والتعلم المقوى (المعزز) [12]، مهما اختلفت هذه الطرق في تدريبها للشبكة فإنها تصل في النهاية إلى شرط التوازن، ونحصل على شبكة عصبونية صناعية مدربة وفق الحالة المدروسة.

4-3- خوارزمية الانتشار الخلفي:

تستخدم خوارزمية الانتشار الخلفي قاعدة التدرج الحاد التي تتطلب اختيار البارامترات بعناية مثل: الأوزان الابتدائية والانحيازات كذلك قيمة معدل التعلم وتابع التفعيل، إذ يؤدي الاختيار الخاطئ لهذه البارامترات إلى تقارب بطيء للشبكة وحدوث خطأ، وأحياناً تؤدي إلى فشل الشبكة [13].

يمثل الشكل (3) شبكة عصبونية صناعية متعددة الطبقات المخفية ذات تغذية أمامية، وتستخدم خوارزمية الانتشار الخلفي، بحيث يطبق نموذج الدخل على الشبكة أثناء عملية التعلم، وينتشر بشكل أمامي لتحديد الإشارة الناتجة في وحدة الخرج، يمثل الاختلاف بين إشارة الخرج الناتجة (الفعلية) وإشارة الخرج المرغوبة (المحددة مسبقاً) في كل وحدة خرج مقدار الخطأ الذي سينتشر عكسياً عبر الشبكة من أجل تعديل الأوزان، وتستمر عملية التعلم حتى تستجيب الشبكة لإشارة الخرج المرغوبة بحيث يصبح متوسط الخطأ التربيعي أصغرياً.



الشكل (3): شبكة عصبونية متعددة الطبقات المخفية ذات تغذية أمامية وتستخدم خوارزمية الانتشار الخلفي

تعمل خوارزمية الانتشار الخلفي كمايلي [14]:

عندما يطبق نموذج الدخل p على الشبكة، يتم بشكل تلقائي تفعيل كل وحدة وفق العلاقة (8):

$$O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp\{-\sum_i W_{ji} \cdot O_{pi} + \theta_j\}} \quad (8)$$

حيث:

O_{pj} : تفعيل الوحدة j الناتج عن تطبيق النموذج p . W_{ji} : الوزن من الوحدة i إلى الوحدة j .

θ_j : الانحياز للوحدة j . O_{pi} : إشارات دخل الشبكة الناتجة عن تطبيق النموذج p .

تُحدَّث خوارزمية الانتشار الخلفي كل الأوزان في الشبكة وفق العلاقة الآتية:

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \cdot \delta_{pj} + O_{pi} + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (9)$$

حيث:

n : عدد مرات تكرار النموذج. δ_{pj} : إشارة الخطأ للوحدة j .

η : معدل التعلم. α : معامل الزخم (تدفق كمية الحركة).

تحتسب إشارة الخطأ δ_{pj} لوحدة الخرج j من الاختلاف بين القيمة المستهدفة والقيمة الفعلية التي تعطىها تلك الوحدة، والمحددة وفق العلاقة (10)

$$\delta_{pj} = (t_{pj} + O_{pj}) \cdot O_{pj} (1 - O_{pj}) \quad (10)$$

حيث t_{pj} هي قيمة الخرج المستهدفة (المرغوبة) للوحدة j .

إشارة الخطأ δ_{pj} للوحدة المخفية هي تابع لإشارات خطأ الوحدات الموجودة في الطبقة المخفية السابقة والمتصلة مع الوحدة j ، وهي تابع لأوزان وصلات تلك الوحدة أيضاً، أما إشارة خطأ الوحدة المخفية فتعطى وفق العلاقة الآتية:

$$\delta_{pj} = O_{pj} (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} \cdot W_{kj} \quad (11)$$

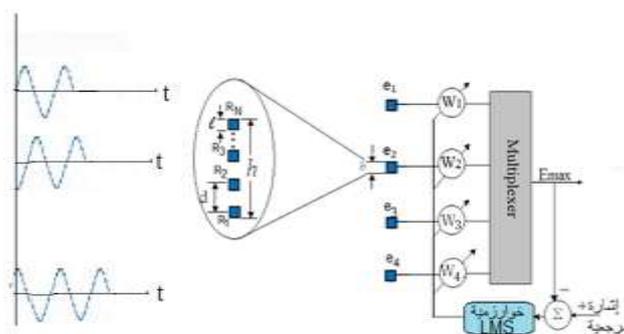
δ_{pk} : إشارة الخطأ للوحدة المخفية السابقة.

W_{kj} : الوزن من وحدة الخرج j إلى الوحدة المخفية k .

تتكرر هذه العمليات حتى الوصول إلى أول طبقة مخفية من جهة الدخل، وهكذا نحصل على شبكة مدربة يمكن وضعها بالخدمة وفق التطبيق المطلوب.

3-5- النظام المقترح:

تم اقتراح نظام هوائي ذكي يعمل في قسم الاستقبال ممثل في الشكل (4)، حيث يختلف عن النظام الممثل في الشكل (1) في أنه يحتوي في دخله على مصفوفة هوائيات مكونة من أربعة عناصر (أربعة مداخل) (e_1, e_2, e_3, e_4) وكل عنصر من هذه المصفوفة هو مصفوفة هوائيات خطية بـ N عنصر، تصل الإشارات إلى هذه المداخل مختلفة بالمطال.

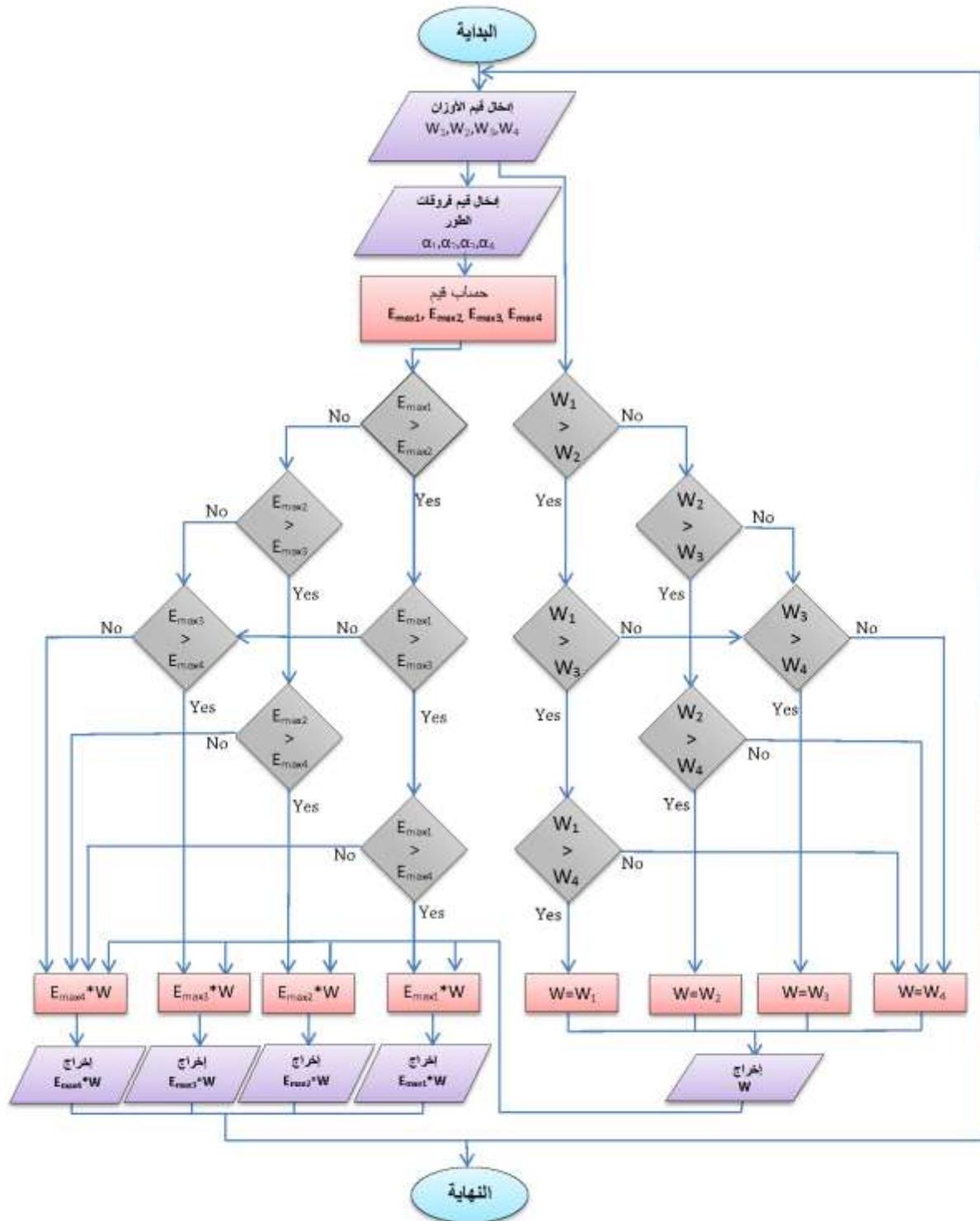


الشكل (4): نظام الهوائي الذكي المقترح

بعد حساب الخرج الفعلي للنظام السابق عن طريق حساب شدة الحقل الكهربائي ومعامل المصفوفات وفقاً لفروقات طور الإشارات الواصلة إلى كل مدخل، يتم حساب إشارة الخطأ الناتجة عن الفرق بين الخرج الفعلي والخرج المرجعي، واعتماداً على إشارة الخطأ هذه تولد الخوارزمية المتكيفة الأوزان المناسبة بحيث تعطي للإشارة ذات المطال الأفضل قيمة الوزن الأعظمية وتعطي للإشارات المتبقية قيم الأوزان الأصغرية بعد ذلك تدخل الإشارات إلى ناخب يقوم بإظهار الإشارة المرغوبة على الخرج بعد أن يتم جداولها بقيمة الوزن المناسبة.

يمكن تلخيص عمل النظام السابق وفق المخطط التدفقي الممثل في الشكل (5)، والذي يبين آلية عمل النظام

المقترح بشكل مبسط.



الشكل(5): مخطط تدفقي يوضح كيفية عمل النظام المقترح

- يتلخص عمل هذا المخطط في النقاط الآتية:
- 1 البداية
 - 2 إدخال قيم الأوزان W_1, W_2, W_3, W_4 .
 - 3 إدخال قيم فروقات الطور $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$.
 - 4 حساب القيم العظمى لشدة الحقل $E_{max1}, E_{max2}, E_{max3}, E_{max4}$.
 - 5 إذا كانت قيمة $W_2 < W_1$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 9.
 - 6 إذا كانت قيمة $W_3 < W_1$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 12.
 - 7 إذا كانت قيمة $W_4 < W_1$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 14.
 - 8 أسند قيمة W_1 إلى W .
 - 9 إذا كانت قيمة $W_3 < W_2$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 12.
 - 10 إذا كانت قيمة $W_4 < W_2$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 14.
 - 11 أسند قيمة W_2 إلى W .
 - 12 إذا كانت قيمة $W_4 < W_3$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 14.
 - 13 أسند قيمة W_3 إلى W .
 - 14 أسند قيمة W_4 إلى W .
 - 15 أخرج قيمة W .
 - 16 إذا كانت قيمة $E_{max2} < E_{max1}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 21.
 - 17 إذا كانت قيمة $E_{max3} < E_{max1}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 25.
 - 18 إذا كانت قيمة $E_{max4} < E_{max1}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 28.
 - 19 احسب قيمة $E_{max1} * W$
 - 20 أخرج قيمة $E_{max1} * W$
 - 21 إذا كانت قيمة $E_{max3} < E_{max2}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 25.
 - 22 إذا كانت قيمة $E_{max4} < E_{max2}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 28.
 - 23 احسب قيمة $E_{max2} * W$
 - 24 أخرج قيمة $E_{max2} * W$
 - 25 إذا كانت قيمة $E_{max4} < E_{max3}$ انتقل إلى الخطوة التالية وإلا انتقل إلى الخطوة 28.
 - 26 احسب قيمة $E_{max3} * W$
 - 27 أخرج قيمة $E_{max3} * W$
 - 28 احسب قيمة $E_{max4} * W$
 - 29 أخرج قيمة $E_{max4} * W$
 - 30 انتقل إلى الخطوة 2
 - 31 النهاية

النتائج والمناقشة:

بالاعتماد على الدراسة النظرية السابقة، تم وضع برنامج بلغة MATLAB يحاكي نظام هوائي ذكي يحتوي على أربعة مداخل، كل منها عبارة عن مصفوفة هوائيات خطية بـ N عنصر، وقد تم الأخذ بعين الاعتبار أن الإشارات تصل إلى هذه المداخل بفروقات طور مختلفة تم أخذها عشوائياً كما يأتي:

$$\alpha_1 = 12^\circ \quad \alpha_2 = 25^\circ \quad \alpha_3 = 40^\circ \quad \alpha_4 = 95^\circ$$

حيث أننا أخذنا بالاعتبار أنه تصل لكل مدخل إشارة واحدة فقط ومن ثم يكون:

α_1 : فرق طور الإشارة الواصلة إلى المدخل الأول للنظام.

α_2 : فرق طور الإشارة الواصلة إلى المدخل الثاني للنظام.

α_3 : فرق طور الإشارة الواصلة إلى المدخل الثالث للنظام.

α_4 : فرق طور الإشارة الواصلة إلى المدخل الرابع للنظام.

يقوم البرنامج المقترح بحساب قيم E_{max} الموافقة لقيم فروقات الطور السابقة على الترتيب فحصلنا على القيم

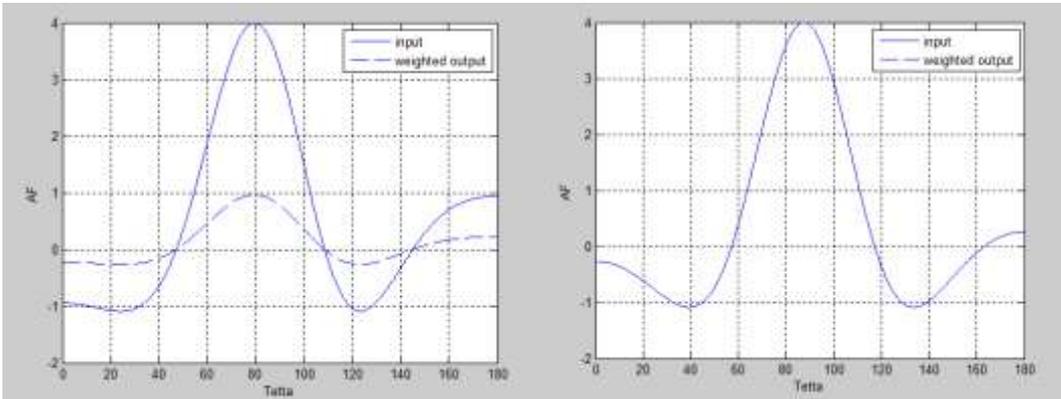
الآتية:

$$E_{max1} = 7.8147 \quad E_{max2} = 7.9898 \quad E_{max3} = 4.9485 \quad E_{max4} = 5.2943$$

مما سبق نجد أن قيمة E_{max2} هي القيمة الأعظمية بين القيم الأربع التي حصلنا عليها، لذا عند تطبيق

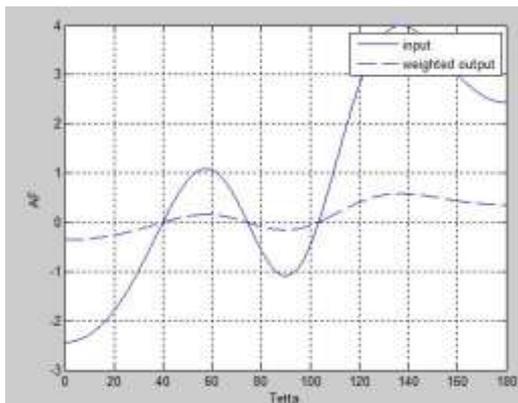
خوارزمية LMS ستعمل على إعطاء قيمة الوزن الأعظمية للمدخل الثاني وقيم الأوزان الأصغرية للمداخل الثلاثة

المتبقية، وقد أعطى تطبيق خوارزمية LMS النتائج الآتية:

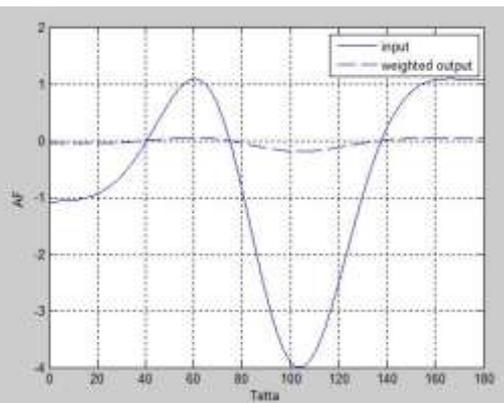


الشكل (7): الدخل والخرج الموزون للمدخل الثاني e_2 من مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية LMS

الشكل (6): الدخل والخرج الموزون للمدخل الأول e_1 من مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية LMS

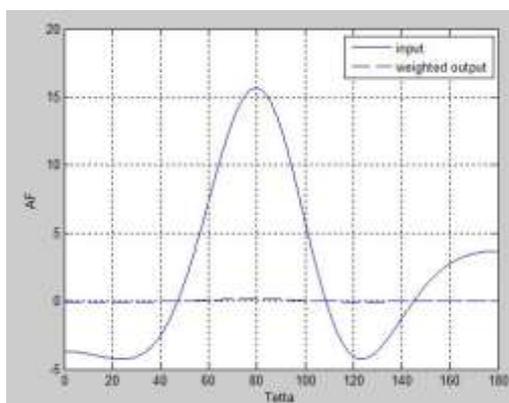


الشكل(9): الدخل والخرج الموزون للمدخل الرابع e_4 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية LMS

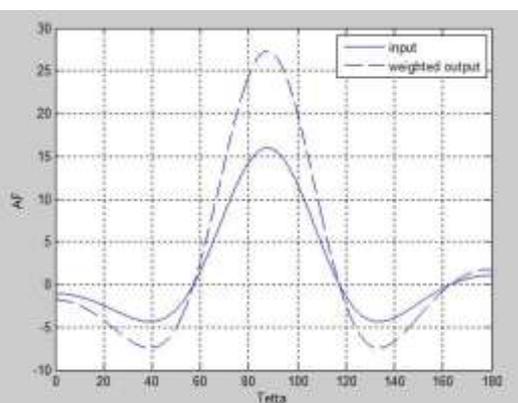


الشكل(8): الدخل والخرج الموزون للمدخل الثالث e_3 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية LMS

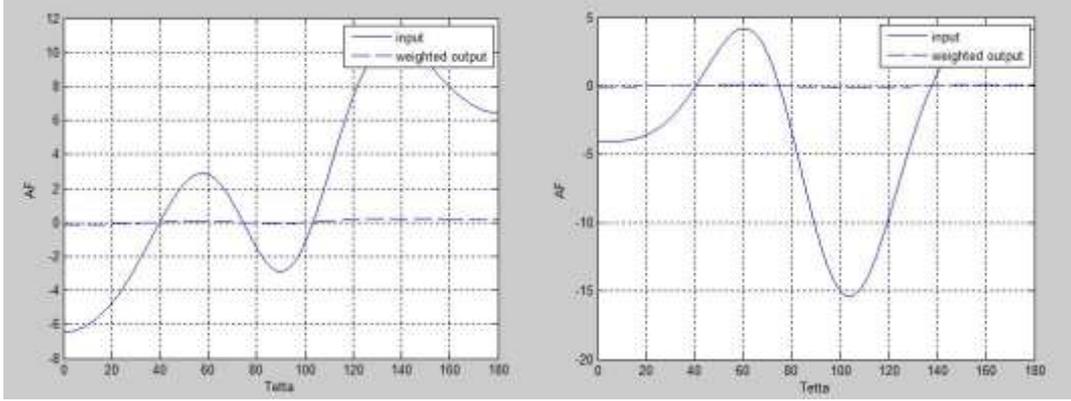
بعد الحصول على نتائج تطبيق خوارزمية LMS تم تعديل البرنامج السابق الذي يحاكي النظام ذاته عن طريق تشكيل شبكة عصبونية صناعية مكونة من ثلاث طبقات (طبقة دخل، طبقة مخفية، طبقة خرج) في كل منها أربعة عصبونات، حيث استخدمت خوارزمية الانتشار الخلفي لتدريب هذه الشبكة، بعد ذلك استخدمت هذه الشبكة بدلاً من خوارزمية الـ LMS، تمت المحاكاة مع الأخذ بعين الاعتبار أن الإشارات تصل بفروقات الطور ذاتها المذكورة سابقاً والحصول على قيم E_{max} ذاتها- وبالنتيجة تم التوصل إلى ما يأتي:



الشكل(11): الدخل والخرج الموزون للمدخل الثاني e_2 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي



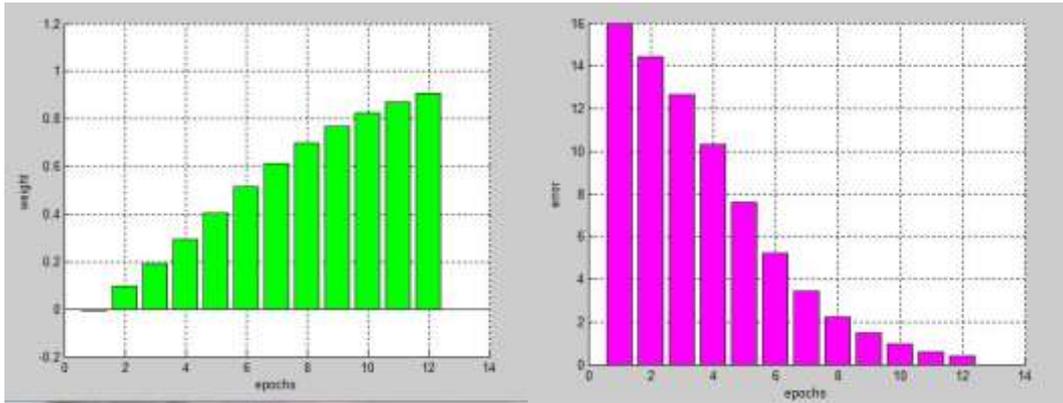
الشكل(10): الدخل والخرج الموزون للمدخل الأول e_1 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي



الشكل(12): الدخـل والخرج الموزون للمدخل الثالث e3 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي

الشكل(13): الدخـل والخرج الموزون للمدخل الرابع e4 من
مداخل النظام المقترح عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي

بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها من تطبيق خوارزمية LMS والممثلة بالأشكال (6)،(7)،(8)،(9) مع النتائج التي تم الحصول عليها من تطبيق الشبكة العصبونية المدربة عن طريق خوارزمية الانتشار الخلفي والممثلة بالأشكال (10)،(11)،(12)،(13)، نجد أنه تم إعطاء المدخل الثاني والذي يمتلك قيمة E_{max} الأعظمية وفق حالتنا المدروسة قيمة الوزن الأعظمي، بينما تم إعطاء المداخل الأخرى قيم الأوزان الأصغرية عند استخدام خوارزمية LMS والتي عملت على تصغير قيم الإشارات غير المرغوبة الممثلة في الأشكال (6)،(8)،(9)، إلا أنها لم تلغها بشكل كامل، بل حافظت على الإشارة المرغوبة والممثلة بالشكل (7) حيث انطبقت إشارة الخرج الموزون على إشارة الدخـل، بينما عند استخدام خوارزمية الانتشار الخلفي عملت على إلغاء الإشارات غير المرغوبة بشكل كامل وهذا ماتوضحه الأشكال (10)،(12)،(13)، كذلك قامت في الوقت ذاته بمضاعفة الإشارة المرغوبة والممثلة بالشكل (11) وهذا مالم تعطيه خوارزمية LMS ، وبالنتيجة أعطت الإشارة ذات المطال الأفضل على الخرج بعد مضاعفتها فأصبحت أكثر ممانعة ضد الضجيج والخفوت.



b: تناقص قيمة الخطأ بين الخرج الفعلي والمرجعي
حتى الوصول إلى القيمة المرغوبة

a : تزايد قيمة الوزن مع زيادة التكرار
حتى الوصول إلى الاستقرار

الشكل(14): تزايد قيم الوزن وتناقص قيمة الخطأ مع زيادة التكرار عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي

يظهر الشكل (14) كيفية تناقص الخطأ وتزايد قيم الأوزان حتى الوصول إلى الاستقرار، وذلك عند تطبيق خوارزمية الانتشار الخلفي، إذ تحتاج إلى اثني عشر تكراراً للوصول إلى الاستقرار، بينما لم نستطع أن نحدد بدقة عدد التكرارات عند تطبيق خوارزمية LMS، إنَّ خوارزمية LMS هي أسرع من خوارزمية الانتشار الخلفي وهذا يعود إلى بساطتها الحسابية، حيث إنَّ الزمن الكلي اللازم لتنفيذ خوارزمية LMS هو 17.311 ثانية في حين أنَّ الزمن اللازم لتنفيذ خوارزمية الانتشار الخلفي هو 24.269 ثانية، إلا أنَّ خوارزمية الانتشار الخلفي أكثر استقراراً وتعطي إمكانية أكبر للتحكم بقيم أوزان مداخل النظام.

الاستنتاجات والتوصيات:

تضمنت هذه الدراسة تحليل نظام عمل الهوائي الذكي SAS، وخوارزمية متوسط الخطأ التريبيعي الأصغري LMS المستخدمة فيه من أجل التحكم بأوزان مصفوفة الهوائيات المستخدمة في دخل النظام، كما تم تشكيل شبكة عصبونية صناعية ودراسة خوارزمية الانتشار الخلفي من أجل تدريب هذه الشبكة، ومن ثم طبقت هذه الشبكة بدلاً من خوارزمية متوسط الخطأ التريبيعي الأصغري بهدف الحصول على إشارة خرج ذات المطال الأفضل، إذ بينت نتائج الدراسة من خلال مقارنة الأشكال (6)،(7)،(8)،(9) مع الأشكال (10)،(11)،(12)،(13) قدرة خوارزمية الانتشار الخلفي على الإلغاء الكامل للإشارات غير المرغوبة مقارنة مع خوارزمية LMS، والتي عملت على التقليل منها وعدم إمكانية إلغائها، إلا أنَّ خوارزمية LMS أسرع من خوارزمية الانتشار الخلفي وهذا يعود إلى بساطتها الحسابية، وتجدر الإشارة إلى أنه من الممكن التعمق في الدراسة أكثر من أجل الحصول على إشارات خرج بأطوار مختلفة وذلك حسب المعطيات المقدّمة ومن ثم انتقاء الإشارة الأفضل، كما يمكن استخدام مصفوفات بأبعاد مختلفة في دخل النظام وزيادة عدد المداخل لتكون أكثر من أربعة مداخل والتي اقترحت في هذا البحث.

المراجع:

- [1] GODARA, L. C. *Smart Antenna*. CRC Press LLC, United States of America, 2004, 458P.
- [2] JAIN, R. K. ; KATIYAR, S. ; AGRAWAL, N. *Smart Antenna for Cellular Mobile Communications*. International Journal of Electrical, Electronics & Communication engineering, VSRD, India, Vol.1(9), 2011, pp.530-541.
- [3] SAREVSKA, M. ; ABDEL-BADEEH M. S. *Antenna Array Beamforming Using Neural Network*. World Academy & Science, Engineering And Technology, 2006,
- [4] MATHUR, S. ; GONGUAR, R. S. *A Decision Directed Smart Antenna System With Neural Estimation for M-Quadrature Amplitude Modulated Signal*. Indian Journal of Radio & Space Physics, India, Vol.39, 2010, pp.45-52.
- [5] RAO, p. A.; SARMA, N. V. *Adaptive Beamforming Algorithm for Smart Antenna Systems*. WSEAS transactions on communications, vol.13, India, 2014, pp.2224-2864.
- [6] SALUNKE, d. b. ; KAWITKAR, R.S. *Analysis of LMS,NLMS and MUSIC Algorithms for Adaptive Array Antenna System*. International Journal of Engineering And Advanced Technology (IJEAT), Vol.2 (3) , India, 2013, pp:2249-8958.
- [7] ABDALA, M. A. ; AL-ZUHAIRY A. k. *Integration of Smart Antenna System in Mobile Ad Hoc Networks*. International Journal of Mobile Learning And Computing, Vol.3(4),2013, PP.342-346.

- [8] VIJAY, J. P. ; NITIN, K. S. *Performance Analysis of RLS Over LMS Algorithm for MSE In Adaptive Filters*. International Journal of Technology Enhancements and Emerging Engineering Research, Vol.2 (4), 2014, pp.2347-4289.
- [9] QI J. ; WU, F. ; LI, L. ; SHU, H. *Artificial Intelligence Applications in The Telecommunications Industry*. expert systems, Vol.24(4), 2007, pp.271-291.
- [10] VISHWAKARMA, V. P. ; GUPTA, M.N. *A New Learning Algorithm for Single Hidden Layer Feedforward Neural Network*. International Journal of Computer Applications, vol. 28(6), 2011.
- [11] NEGNEVITSKY, M. *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*. 2nd. Edition, Addison-Wesley, pearson education, Great Britain, 2005, 415p.
- [12] KONAR, A. *Artificial Intelligence And Soft Computing, behavioral and cognitive modeling of the human brain*. CRC press LLC, USA, 2000, 788p.
- [13] SOLANKI, S.; JETHVA, H.B. *Modified Back Propagations Algorithm of Feed forward Networks*. International Journal of Innovative Technology And Exploring Engineering (IJITEE), Vol.2(6), India, 2013, pp.2278-3075.
- [14] RUMELHANT, D. J. ; ZIPSER, D. *Feature Discovering by Competitive Learning*. Cognitive Science, Vol.9, 1985, pp75-112.