

تطبيق الشبكات العصبونية في أنظمة الهوائيات الذكية للحصول على خرج أمثلي

الدكتور السموعل صالح*

الدكتور علي العلي**

محمد الصرن***

(تاريخ الإيداع 17 / 2 / 2013. قُبل للنشر في 21 / 4 / 2013)

▽ ملخص ▽

استخدمت الأنظمة اللاسلكية في الماضي أنظمة هوائيات ثابتة، حالياً تستخدم الهوائيات الذكية بكثرة وذلك لتكيفها بشكل ديناميكي مع متطلبات الحركة المتغيرة، وتستخدم هذه الهوائيات عادةً في المحطة الأساسية حيث تشع أشعة ضيقة الحزمة لتخدم المستخدمين المختلفين. يتم تشكيل أشعة متكيفة بالاعتماد على الخوارزميات المتكيفة التي تستخدم لحساب الأوزان العقدية ومن هذه الخوارزميات خوارزمية متوسط الخطأ التربيعي الأصغري Least Mean Square Algorithm (LMS)، كما واجهت الشبكات العصبونية الصناعية (ANN) Artificial Neural Networks خلال السنوات الأخيرة تطوراً كبيراً، وعلى الرغم من وجود أنواع عديدة من الشبكات العصبونية إلا أن جميعها تشترك بالميزات التالية: استحالة صياغة تحليلية تمثلها، تكيفها مع البيئة مما يسمح لها أن تتعلم من البيئة المتغيرة، وهذا يسمح بإنجاز سرعة حساب عالية، يعطي استخدام الشبكات العصبونية في أنظمة الهوائي الذكي درجات حرية أكثر من الخوارزميات المتكيفة كالتحكم بالأوزان العقدية، وبالتالي تحسين خرج الهوائي الذكي مما ينعكس على أداء النظام بشكل عام.

الكلمات المفتاحية: الهوائي المصفوف الخطي، الهوائيات الذكية، خوارزمية LMS، الذكاء الصناعي، الشبكات العصبونية الصناعية، خوارزمية الانتشار الخلفي.

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

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

*** طالب دراسات عليا (ماجستير) - قسم هندسة الاتصالات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Neural Networks Application in Smart Antenna Systems For Obtaining an Optimal Output

Dr. Alsamawal Saleh *
Dr. Ali AL-Ali **
Mohammad Alssarn ***

(Received 17 / 2 / 2013. Accepted 21 / 4 / 2013)

▽ ABSTRACT ▽

In the past, Wireless systems usually used fixed antenna, now they use smart antennas, because of these adapt dynamically to changing traffic requirements. Smart antennas are usually employed at the base station and radiate narrow beams to serve different users. Adaptive beam forming based on adaptive algorithms that are used to calculate the complex weights like Least Mean Square (LMS). Artificial Neural Networks (ANNs) have experienced a great development. Although there are several types of ANN's all of which share the following features: exact analytical formula impossible; environment adaptation that allows them to learn from a changing environment that allows them to achieve high computation speed. Using neural networks in smart antenna systems gives new degrees of freedom more than the adaptive algorithms such as control of complex weights and thus improve the smart antenna output, which is reflected on the overall system.

Key words: Linear array antenna, smart antenna, least mean square algorithm, artificial intelligence, neural network, back propagation algorithm.

*Assistant Professor, Dept of communication, Faculty of mechanical and electrical engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

**Professor, Dept of communication, Faculty of mechanical and electrical engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

***Postgraduate Student, Dept of communication, Faculty of mechanical and electrical engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

مقدمة:

يطلب من النظام اللاسلكي تحسين التغطية، وجودة الخدمة، والسعة الأكبر، تستخدم الهوائيات الذكية عادة في المحطة الأساسية وتشتع أشعة بعرض حزمة ضيقة لتخدم المستخدمين المختلفين، وطالما أن المستخدمين منفصلون مكانياً بشكل جيد فإنه يمكن إعادة استخدام التردد نفسه إذا كان المستخدمون ضمن الخلية نفسها [1]، بشكل عام تتألف الهوائيات الذكية من هوائي شعاع متبدل وهوائي مصفوف متكيف، يمكن أن يغطي هوائي الشعاع المتبدل كامل الخلية عن طريق أشعة متوازية عديدة والتي يكون اتجاهها ثابتاً، ويحدد عرض الحزمة عن طريق عدد الهوائيات الذكية، بالاستفادة من تقنية معالجة الإشارة الرقمية، يشكّل هوائي المصفوف المتكيف شعاعاً تكيفياً لتقليل التداخل، زيادة السعة، توسيع التغطية، وتحسين السرعة في نقل البيانات [2].

تطورت طرق الذكاء الصناعي كالتريقة العصبونية والخوارزمية الجينية في مجالات عديدة خلال العقود القليلة الماضية، وذلك بسبب قابلية تقربها العددية فاستخدمت في مسائل الأمثلية بشكل واسع [3]، تتضمن أغلب تطبيقات الشبكات العصبونية بشكل خاص حل مشكلات معالجة الإشارة الإحصائية الصعبة بالمقارنة مع خوارزميات معالجة الإشارة التقليدية التي تعتمد بشكل رئيسي على النموذج الخطي [4]، حيث تقدم الشبكات العصبونية الصناعية بديلاً هاماً بإعطاء نماذج غير خطية مع خوارزميات تدريب متكيفة.

أهمية البحث وأهدافه:

تعدّ الهوائيات من العناصر الأساسية في أي نظام اتصالات، ونتيجة التطور السريع كان لابد من إيجاد أنواع جديدة من الهوائيات التي تخدم هذا التطور مثل الهوائيات الذكية، يقدم البحث المعروض ربطاً بين الهوائيات الذكية والشبكات العصبونية الصناعية، حيث يبحث في إمكانية الحصول على خرج أمثلي للهوائي الذكي بتطبيق الشبكات العصبونية، لذلك تم دراسة الهوائيات المصفوفية وخوارزمية LMS المتكيفة المستخدمة في الهوائيات الذكية والتي تحدد الإشارة الأمثلية، كما تم دراسة خوارزمية تعلم الشبكات العصبونية وهي خوارزمية الانتشار الخفي وكيفية استخدامها في تحديد أوزان عناصر الهوائي بهدف تقليل الخطأ بين الخرج الفعلي والخرج المرجعي.

طرائق البحث وموارده:**1-3- الشبكات العصبونية وطرق تعلمها:**

الشبكات العصبونية الصناعية هي بنى حسابية مستمدة من دراسة المعالجة العصبية الحيوية [5]، فالعصبون هو وحدة معالجة معلومات أولية، لديه وسيلة لحساب مستوى تفعيله ويرسله كإشارات خرج عبر وصلات الخرج، ويمكن أن يكون العصبون مفرد الدخل أو متعدد المداخل ولكنه لايعطي أبداً سوى خرج وحيد [6].

تتكون الشبكة العصبونية الصناعية من طبقة دخل هي عصبونات الدخل، وعلى الأقل طبقة مخفية واحدة من العصبونات الحسابية وطبقة خرج تتكون أيضاً من عصبونات حسابية، تلتقط طبقة الدخل إشارات الدخل، وتعيد توزيعها إلى كل عصبونات الطبقة المخفية التي تكتشف خصائص إشارات الدخل، تستقبل طبقة الخرج إشارات الخرج من الطبقة المخفية وتولد نمط الخرج لكامل الشبكة.

تتعلم الشبكات العصبونية الصناعية وفق ثلاث طرق نموذجية هي: التعلم المراقب، التعلم غير المراقب، والتعلم المقوى أو المعزز [7]، ففي التعلم المراقب تطبق نماذج الدخل والخرج المستهدف على الشبكة ثم يُحسب الخطأ بين

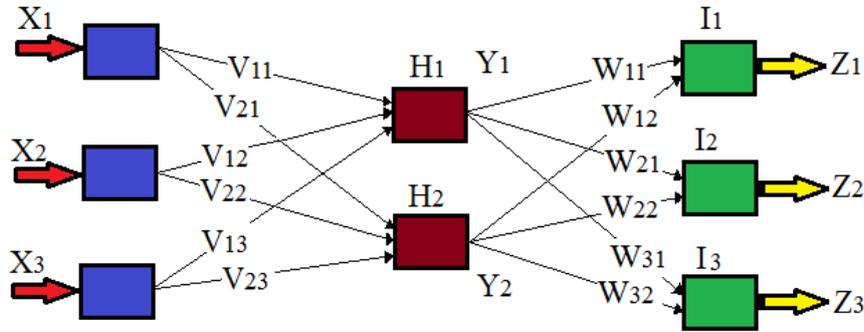
الخرج الفعلي والخرج المستهدف وتعَدّل الأوزان لتقليل الخطأ، وفي التعلم غير المراقب يكون الخرج المستهدف غير معروف فتولد مجموعة فريدة من الأوزان من أجل صنف معين من الأنماط حيث تعدّل الأوزان ذاتياً باستخدام العلاقات التكرارية حتى الوصول إلى شرط التوازن وهذا يعتمد على هيكلية الشبكة وتطبيقاتها، أمّا في التعلم المقوى فيعدّ شكلاً وسطياً بين النوعين السابقين إذ تقوم آلية التعلم بإجراء بعض القياسات لبيئة التطبيق وتحصل على الاستجابة الراجعة من البيئة وفقاً لهذه الاستجابة يعدّل النظام بارامتراته، تكرر عملية التعديل حتى الوصول إلى شرط التوازن.

2-3- خوارزمية الانتشار الخلفي [8]:

بفرض لدينا شبكة عصبونية ذات تغذية أمامية مفردة الطبقة المخفية كما في الشكل (1)، تكون طبقة الدخل متصلة اتصالاً تاماً مع عصبونات الطبقة المخفية جميعها، حيث تكون جميع هذه العصبونات متصلة مع طبقة الخرج، لذلك سنعرّف دخل الطبقة المخفية وطبقة الخرج كما يلي:

$$H_j = \sum_{i=1}^n V_{ij} X_i \quad (1)$$

$$I_k = \sum_{j=1}^h W_{kj} Y_j \quad (2)$$



الشكل (1): شبكة عصبونية ذات تغذية أمامية مفردة الطبقة المخفية

يعطى خرج الوحدة z من الطبقة المخفية وخرج الوحدة k من طبقة الخرج بالعلاقتين التاليتين:

$$Y_j = f(H_j) \quad (3)$$

$$Z_k = f(I_k) \quad (4)$$

حيث f تابع التفعيل، يعرف متوسط خطأ النظام E_{tot} بأنه متوسط أخطاء الخرج E^P من أجل جميع نماذج

التدريب، كما في العلاقة (5)

$$E_{tot} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^p E^P \quad (5)$$

سنقوم بتغيير الأوزان عند تطبيق كل نموذج دخل على نحو متتابع حيث يتم تخفيض قيم أخطاء النظام تكرارياً

عن قيمها السابقة، لذلك يكون تعديل الوزن عند الخطوة $s+1$ من عملية التدريب متناسباً مع مشتق الخطأ E^P

المحسوب لـ s تكرار ونعبر عن ذلك رياضياً بالعلاقة (6)

$$\Delta W(s+1) = -\eta \frac{\partial E^P}{\partial W(s)} \quad (6)$$

حيث η معدّل التعلم الثابت، يعرف مربع الخطأ لنموذج دخل p بالعلاقة:

$$E^P = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k^p - z_k^p)^2 \quad (7)$$

لإيجاد تعبير تعديل الأوزان يجب أخذ المشتق الجزئي لـ E^P بالنسبة للأوزان W_{kj} و V_{ji}

$$W_{kj}(s+1) = W_{kj}(s) + \Delta W_{kj} \quad (8)$$

$$\Delta W_{kj}(s+1) = -\eta \frac{\partial E^P}{\partial W_{kj}(s)} \quad (9)$$

ومن ثم نأخذ اشتقاق الحدود التي تعتمد على الأوزان، ونهمل الدليل p من أجل التبسيط، ونستخدم العلاقات (2)، (4)، (7).

سنركز أولاً على تحديث أوزان وحدات الخرج، باستخدام العلاقة

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial I_k} \left[\frac{\partial (\sum_{j=1}^h Y_j \cdot W_{kj})}{\partial W_{kj}} \right] \quad (10)$$

الحد بين القوسين في العلاقة السابقة يمكن أن يعطي مباشرة القيمة

$$Y_j = \frac{\partial (\sum_{j=1}^h Y_j \cdot W_{kj})}{\partial W_{kj}} \quad (11)$$

ولدينا:

$$\frac{\partial E}{\partial I_k} = \frac{\partial E}{\partial z_k} \cdot \frac{\partial z_k}{\partial I_k} = -(t_k - z_k) \cdot \hat{f}(I_k)$$

حيث إن

$$\frac{\partial E}{\partial z_k} = -(t_k - z_k) \quad (12)$$

$$\frac{\partial z_k}{\partial I_k} = \hat{f}(I_k) \quad (13)$$

إذا عرفنا الآن

$$\delta_k = (t_k - z_k) \cdot \hat{f}(I_k) \quad (14)$$

نستطيع كتابة قاعدة تحديث أوزان وحدات الخرج على النحو التالي

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \eta \cdot \delta_k \cdot Y_j \quad (15)$$

تطبق هذه القاعدة على أوزان وحدات الطبقة المخفية المتصلة مع طبقة الخرج جميعها في حالة شبكة عصبونية مفردة الطبقة المخفية .

إذا عدنا إلى أوزان الطبقة المخفية V_{ji} نجد أنه لا توجد قيم مرغوبة تحسب منها الأخطاء، لذلك يجب إيجاد طريقة نستخدم فيها أخطاء وحدات الخرج لتعديل الأوزان بين الدخل والطبقة المخفية، أي نحتاج لحل العلاقة

$$\Delta V_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial V_{ji}} \quad (16)$$

نلاحظ أن المشتق الجزئي الأخير يمكن أن يقيم مباشرة من العلاقتين (3)، (4) أي

$$\frac{\partial H_j}{\partial V_{ji}} = \sum_i \frac{\partial (V_{ji} \cdot X_i)}{\partial V_{ji}} = X_i \quad (17)$$

للحصول على الحل للمشتق الأول للعلاقة (16) يجب الحصول على

$$\frac{\partial E}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial H_j} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \hat{f}(H_j) \quad (18)$$

باشتقاق $\frac{\partial E}{\partial Y_j}$ مباشرة نحصل على

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial Y_j} &= \frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial (t_k - f(\sum_j W_{kj} \cdot Y_j))^2}{\partial Y_j} \\ &= -\sum_k (t_k - z_k) \cdot \hat{f}(I_k) W_{kj} \end{aligned} \quad (19)$$

نستطيع الآن استنتاج قاعدة التحديث لوحدات الطبقة المخفية بتكرار خطوات استنتاج قاعدة تحديث عصبونات

طبقة الخرج فنحصل على :

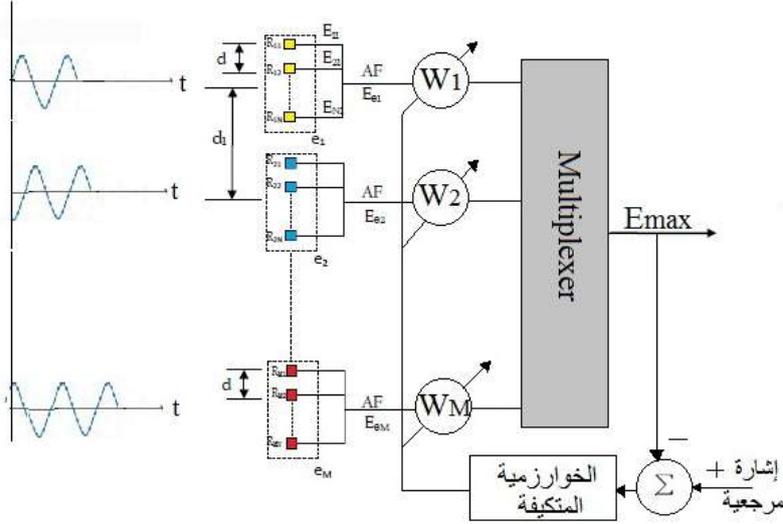
$$V_{ji} = \eta \cdot X_i \cdot \hat{f}(H_j) \sum_k \delta_k W_{kj} \quad (20)$$

$$\delta_j = \hat{f}(H_j) \sum_k \delta_k \cdot W_{kj} \quad (21)$$

$$\Delta V_{ji} = \eta \cdot \delta_j \cdot X_i \quad (22)$$

3-3- مصفوفة الهوائيات الخطية بـ M عنصر:

بفرض لدينا مصفوفة الهوائيات الموضحة في الشكل (2) والتي تتكون من M عنصر هي $(e_1, e_2, e_3, \dots, e_M)$ ، المسافات بين كل عنصرين متتاليين هي d_1 ، وكل عنصر عبارة عن مصفوفة هوائيات خطية جزئية مكونة من N عنصر حيث تكون المسافات بين كل عنصرين متتاليين في مصفوفة الهوائيات الجزئية هي d ، تم في هذه الدراسة اعتبار $N=8$ و $M=4$ و $d=\lambda/2$.



الشكل (2): مصفوفة هوائيات خطية بـ M عنصر تستخدم خوارزمية متكيفة

تم سابقاً استخراج علاقة الحقل الكهربائي الناتج عن مصفوفة خطية بـ N عنصر في نقطة استقبال تقع في منطقة الحقل البعيد [1]، والتي تمثل أحد عناصر المصفوفة الكلية في دراستنا هذه، حيث يُعطى الحقل الكهربائي ومعامل المصفوفة بالعلاقات

$$E_{11} = \frac{j60\pi I_{11} l}{\lambda r_{11}} \sin \theta e^{-jkr_{11}} \quad (23)$$

$$E_1 = E_{11} \cdot AF \quad (24)$$

$$AF = \frac{\sin \frac{N}{2} \psi}{\sin \frac{\psi}{2}} \quad (25)$$

حيث إن:

θ : الزاوية الحاصلة بين محور مصفوفة الهوائيات ومنحى الإشارة.

α : فرق طور الإشارة الواصلة إلى الهوائي.

$$k = \frac{2\pi}{\lambda} \quad \psi = k \cdot d \cdot \cos \theta + \alpha$$

λ : طول الموجة.

d : البعد بين عناصر الهوائي في المصفوفة.

3-4- خوارزمية LMS [1]:

إن خوارزمية LMS هي خوارزمية متكيفة كثيرة الاستخدام بسبب بساطتها وأدائها المعقول، وبما أنها خوارزمية تكرارية يمكن أن تستخدم في بيئة الإشارة المختلفة زمنياً بشكل كبير.

يفرض لدينا مصفوفة الهوائيات السابقة، حيث تشكّل الجزء المكملّ لنظام مشكّل الشعاع المتكيف كما يظهر في الشكل (2)، يعطى خرج مصفوفة الهوائيات بالعلاقة:

$$x(t) = s(t) \cdot a(\theta_0) + \sum_{i=1}^M u_i(t) \cdot a(\theta_i) + n(t) \quad (26)$$

ستحسب الأوزان باستخدام خوارزمية LMS بالاعتماد على معايير متوسط الخطأ التربيعي الأصغري، إنَّ علاقة

تحديث الوزن هي

$$w(m+1) = w(m) + \mu x(m)[d^*(m) - x^H w(m)] \quad (27)$$

$$w(m+1) = w(m) + \mu x(m)e^*(m) \quad (28)$$

حيث إنَّ μ هو بارامتر حجم الخطوة ويتحكم بخصائص تقارب خوارزمية LMS، تبدأ الخوارزمية بقيمة عشوائية

لـ $w(0)$ من أجل $m=0$ ، إنَّ التصحيحات المتعاقبة لشعاع الوزن تؤدي في النهاية إلى قيمة خطأ أصغرية.

إنَّ خلاصة خوارزمية LMS هي

$$y(m) = \omega^h x(m) \quad (29)$$

$$e(m) = d^*(m) - y(m) \quad (30)$$

$$\omega(m+1) = \omega(m) + \mu x(m) \cdot e^*(m) \quad (31)$$

تمثّل العلاقة (29) الخرج، بينما تمثّل العلاقة (30) الخطأ، أما العلاقة (31) فتمثّل الوزن

يعطى تقارب شعاع الوزن بالعلاقة:

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (32)$$

حيث λ_{max} هي القيمة الذاتية الأعظمية لمصفوفة الترابط R.

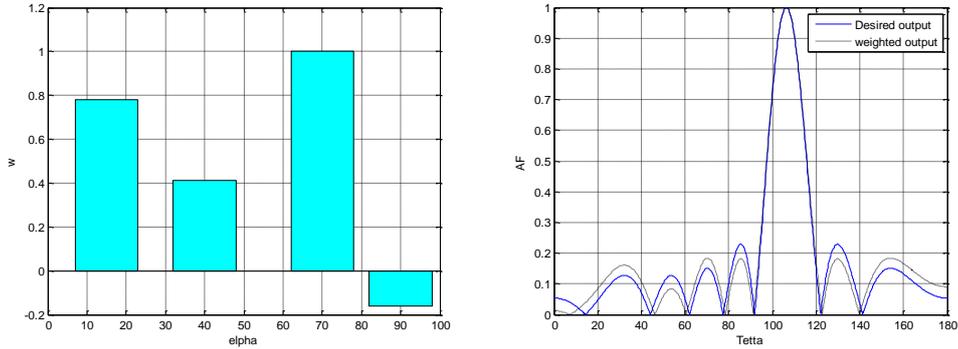
النتائج والمناقشة:

بالاعتماد على العلاقة (24) التي تحدد المخطط الإشعاعي للحقل الكهربي تم وضع برنامج بلغة الـ Matlab يحاكي الهوائي المصفوف، بعد ذلك تم تحديد E_{max} لكل عنصر من عناصر المصفوف، ثم تمت المقارنة فيما بينها لتحديد أي عنصر يعطي E_{max} الأعظمية، من أجل تخصيصه بقيمة الوزن الأعظمية وتخصيص العناصر الأخرى بقيم الوزن الأصغرية وذلك باستخدام خوارزمية LMS، بعد تحديد الأوزان يتم جداء قيمة كل وزن بمعامل المصفوف للعنصر الموافق، في هذه الدراسة تم اعتماد قيم عشوائية لفرق طور الإشارات الواصلة إلى الهوائيات وهي موضحة في الجدول (1)

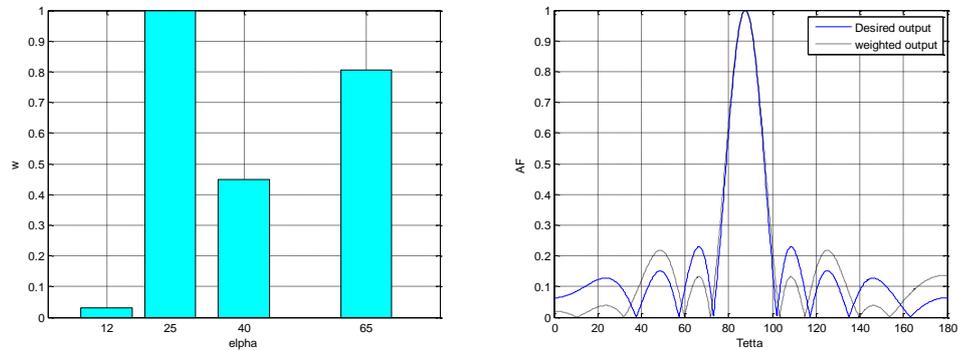
الجدول (1): فرق طور الإشارات الواصلة إلى عناصر الهوائي وقيمة E_{max} الموافقة لكل عنصر

E_{max4}	E_{max3}	E_{max2}	E_{max1}	α_4°	α_3°	α_2°	α_1°	
5.6175	4.9485	4.5792	7.5481	90	40	15	70	الحالة الأولى
5.2943	4.9485	7.9898	7.8147	65	40	25	12	الحالة الثانية
5.6175	7.9898	4.9485	7.9081	90	25	40	75	الحالة الثالثة
7.9898	7.4028	7.9081	5.6175	25	45	75	90	الحالة الرابعة

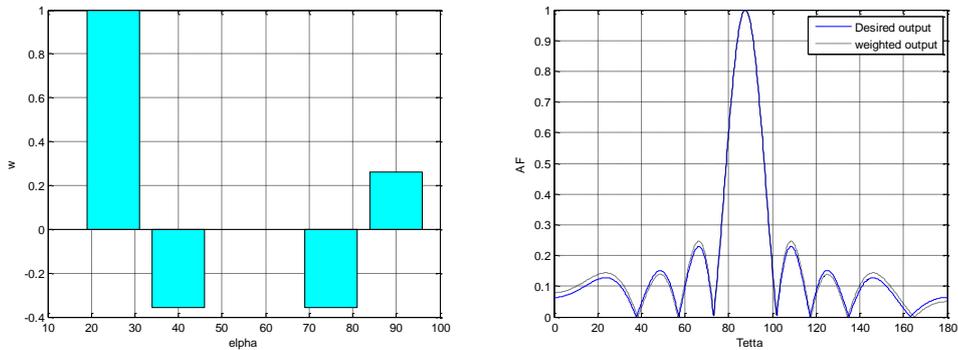
بعد إجراء المحاكاة تم الحصول على الأشكال التالية:



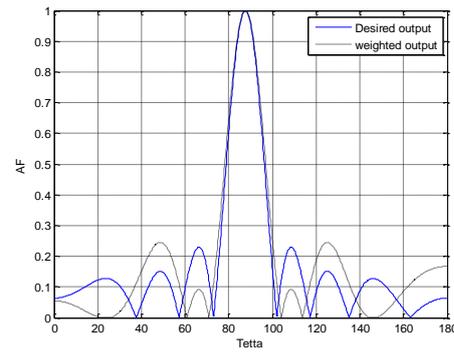
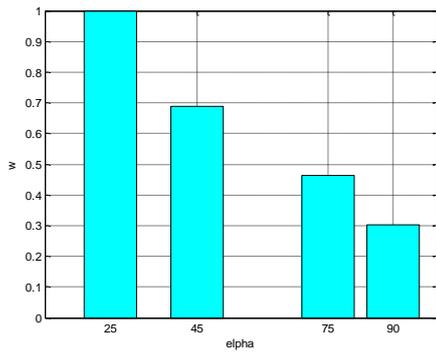
a: خرج النظام الفعلي والمرجعي **b:** قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة
الشكل (3): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية LMS مع الأخذ بالحسبان الحالة الأولى من الجدول (1)



a: خرج النظام الفعلي والمرجعي **b:** قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة
الشكل (4): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية LMS مع الأخذ بالحسبان الحالة الثانية من الجدول (1)



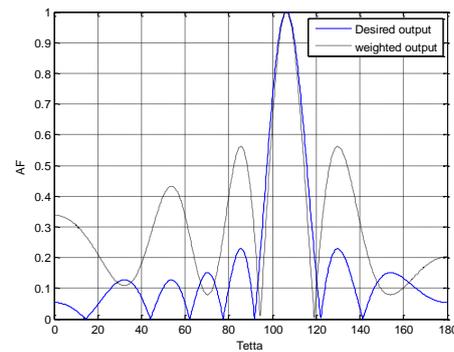
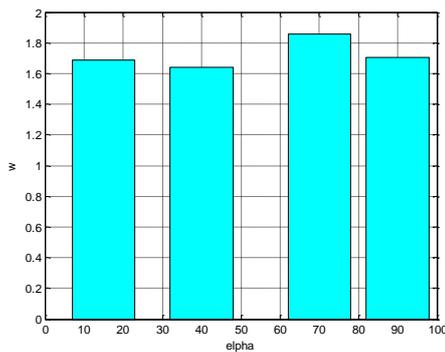
a: خرج النظام الفعلي والمرجعي **b:** قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة
الشكل (5): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية LMS مع الأخذ بالحسبان الحالة الثالثة من الجدول (1)



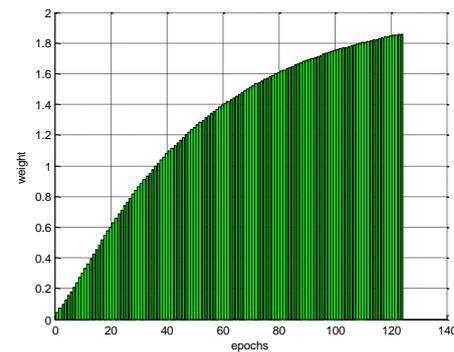
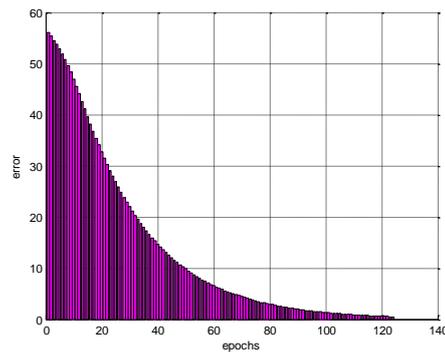
a: خرج النظام الفعلي والمرجعي b: قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة

الشكل (6): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية LMS مع الأخذ بالحسبان الحالة الرابعة من الجدول (1)

بعد ذلك تم وضع برنامج يحاكي النظام السابق نفسه الموضح في الشكل (2)، ولكن باستخدام الشبكات العصبونية بدلاً من خوارزمية LMS ، حيث تم تدريب الشبكة العصبونية باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي، وتم الحصول على النتائج التالية:



a: خرج النظام الفعلي والمرجعي b: قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة



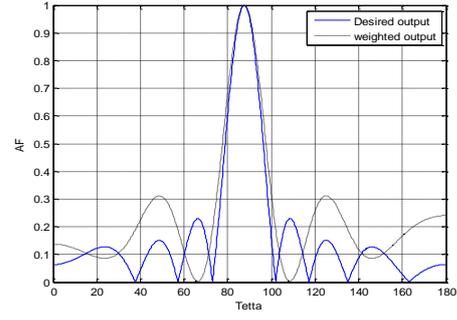
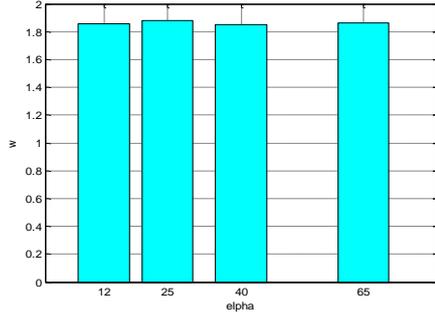
d: تناقص قيمة الخطأ بين الخرج الفعلي

c: تزايد قيمة الوزن مع زيادة التكرار

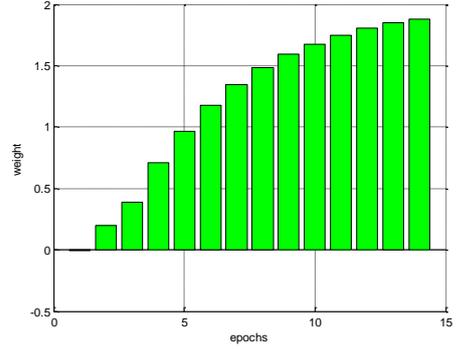
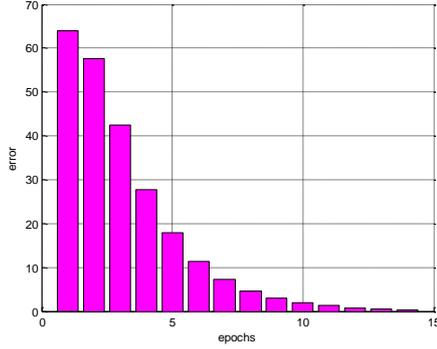
والمرجعي حتى الوصول إلى القيمة المرغوبة

حتى الوصول إلى الاستقرار

الشكل (7): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي مع الأخذ بالحسبان الحالة الأولى من الجدول (1)



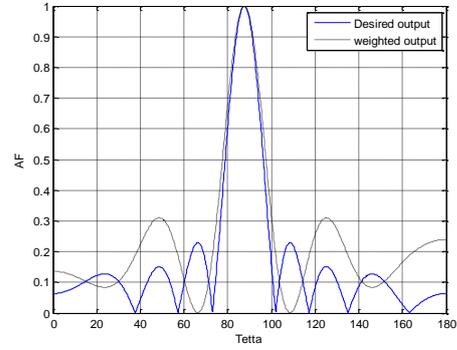
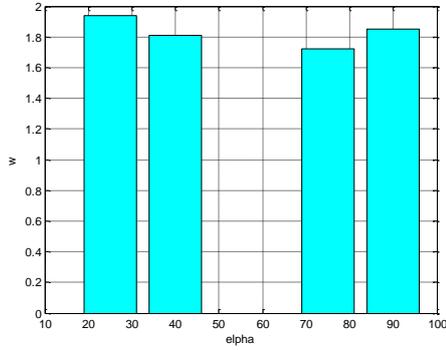
a: خرج النظام الفعلي والمرجعي b: قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة



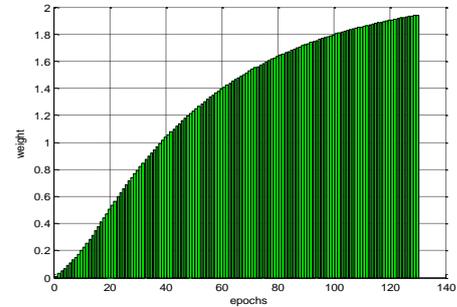
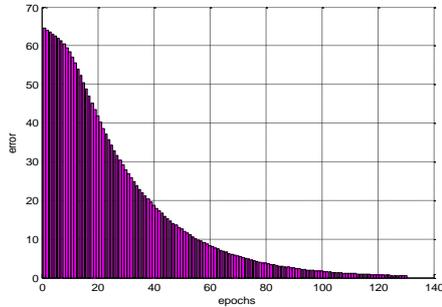
d: تناقص قيمة الخطأ بين الخرج الفعلي والمرجعي حتى الوصول إلى القيمة المرغوبة

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

الشكل (8): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي مع الأخذ بالحسبان الحالة الثانية من الجدول (1)



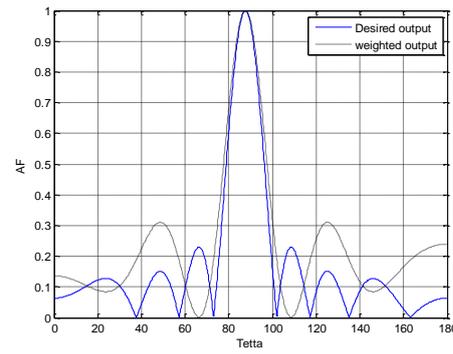
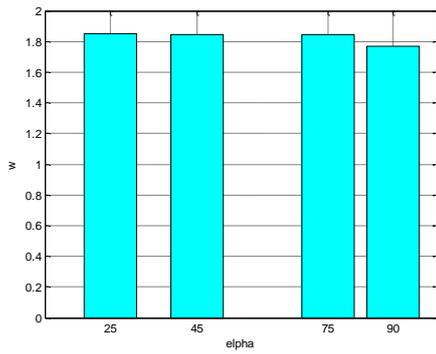
a: خرج النظام الفعلي والمرجعي b: قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة



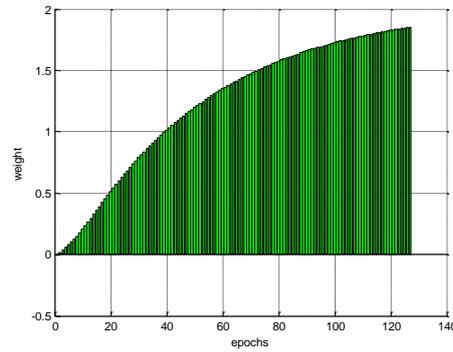
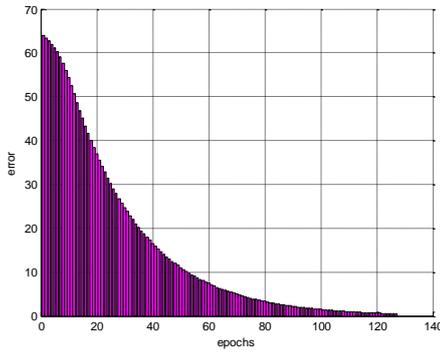
d: تناقص قيمة الخطأ بين الخرج الفعلي والمرجعي حتى الوصول إلى القيمة المرغوبة

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

الشكل (9): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي مع الأخذ بالحسبان الحالة الثالثة من الجدول (1)



a: خرج النظام الفعلي والمرجعي b: قيمة الوزن المقابلة لكل زاوية فرق طور للإشارة



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

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

الشكل (10): خرج نظام الهوائي الذكي باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي مع الأخذ بالحسبان الحالة الرابعة من الجدول (1)

بمقارنة حالة استخدام خوارزمية LMS والموضحة في الأشكال (3)،(4)،(5)،(6) مع حالة استخدام الشبكات العصبونية الموضحة في الأشكال (7)،(8)،(9)،(10)، نجد أنه عند استخدام الـ LMS تتغير قيمة الأوزان تغيراً كبيراً نسبياً عند كل تكرار لتشغيل البرنامج مع بقاء القيمة المرغوبة على الواحد والقيم غير المرغوبة أصغر من الواحد، كما يمكن أن نلاحظ أيضاً أنه قد تكون أوزان العناصر إما موجبة أو سالبة أو موجبة وسالبة معاً ضمن الحالة الواحدة مع وجود فرق كبير نسبياً بين قيمة الأوزان وذلك حسب عدد مرات تكرار تشغيل البرنامج حيث تصبح الحالة السابقة لتكرار التشغيل هي الحالة المرجعية، أي عند كل تشغيل للبرنامج تتعلق النتيجة بحالة التشغيل السابقة فهي غير مستقلة عن بعضها البعض.

أما عند استخدام خوارزمية الانتشار الخلفي فإن قيم الأوزان تبقى ثابتة كذلك يكون عدد التكرارات للوصول إلى الاستقرار ثابتاً من أجل الحالات المدروسة، أما قيم أوزان العناصر فهي موجبة دائماً أمّا عند عكس قطبية قيم الأوزان الابتدائية نحصل على جميع القيم سالبة مع بقاء قيمة الوزن المرغوب أعظمية والقيم الأخرى أصغرية ولكن بقضية سالبة وذلك بالاعتماد على قيم الأوزان الابتدائية ولا يمكن أن تكون موجبة وسالبة معاً، كذلك قيم أوزان العناصر تكون متقاربة جداً من بعضها مع بقاء قيمة الوزن المرغوب أعظمية.

في الحالة الأولى من الجدول (1) والممثلة في الشكل (7) نحتاج إلى 124 تكرار للوصول إلى الاستقرار وحتى يصل الخطأ إلى قيمته المرغوبة وهي 0.5 ، أما في الحالة الثانية والموضحة في الشكل (8) فنحتاج إلى 14 تكرار

فقط، بينما في الحالة الثالثة والتي تظهر في الشكل (9) فإننا نحتاج إلى 130 تكرار للوصول إلى الاستقرار، أما في الحالة الرابعة والممثلة في الشكل (10) فإننا نحتاج إلى 127 تكرار. مما سبق نلاحظ أن الحالة الثانية تتطلب عدد تكرارات أقل وبالتالي يكون زمن الوصول إلى الاستقرار صغيراً لذلك تعدّ حالة مثالية، وهذا ما هو موضح على الشكلين (c,d) من الأشكال (7,8,9,10).

الاستنتاجات والتوصيات:

في هذا العمل تم دراسة مصفوفة هوائيات خطية بم M عنصر حيث إن كل عنصر عبارة عن مصفوفة خطية ب N عنصر، والبعد بين عناصر المصفوفة الكلية يختلف عن البعد بين عناصر المصفوفات الجزئية، وتم إدخال الخوارزميات المتكيفة من أجل الحصول على نظام هوائي ذكي، كما تم استخدام الشبكات العصبونية وتدريبها من أجل تحديد الخرج الأمثلي للهوائي الذكي وذلك بتقليل الخطأ بين الخرج المرجعي والخرج الفعلي للهوائي حيث يعطي استخدام الشبكات العصبونية إمكانية أكبر للتحكم بالأوزان كما أنها أكثر استقراراً بالمقارنة مع الخوارزميات المتكيفة ولكن تدريب الخوارزميات المتكيفة أسرع، يمكن التعمق أكثر ودراسة مصفوفات بأبعاد مختلفة، ثنائية البعد أو ثلاثية الأبعاد وإيجاد تأثير توضع عناصر المصفوفة على المخطط الإشعاعي ومعامل المصفوف، كما يمكن تدريب الشبكات العصبونية باستخدام الخوارزمية الجينية واستخدام شبكات عصبونية متعددة الطبقة المخفية.

المراجع:

- [1] Rani ,Ch. Santhi& others(2009): " LMS And RLS Algorithms For SmartAntennasinAW-CDMA Mobile Communication Environment', ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, VOL. 4, NO. 6,78-88.
- [2] XIAO, Jian&YULei(2007):"Smart antenna technology in 3G system", Journal of Communication and Computer ,USA, Volume 4, No.7 (Serial No.32),43-45.
- [3]Du,K.-L. &others(2002):" Neural methods for antenna array signal processing", Signal Processing 82 , 547 – 561
- [4]Sarevska, Maja& Abdel-Badeeh M. Salem(2006):"Antenna Array Beamforming using Neural Network", World Academy of Science, Engineering and Technology 24
- [5]Vishwakarma ,Virendra P. & M. N. Gupta (2011):" A New Learning Algorithm for Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks", International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), Volume 28– No.6.
- [6]NegnevitskyMichael(2005): "Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems", 2nd. edition, Addison-Wesley, pearson education, Great Britain, 415p.
- [7]Konar, Amit (2000): " Artificial intelligence and soft computing : behavioral and cognitive modeling of the human brain", CRC Press LLC., USA, 788p.
- [8]د.م.الكروم، أحمد(2001):"الشبكات العصبونية الصناعية بين النظرية والتطبيق"، الجزء الأول، المنظمة العربية للتربية والثقافة والعلوم، المركز العربي للتعريب والترجمة والتأليف والنشر، دمشق.(ص242-ص255).