

استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في دراسة استقرار المكاسر الركامية

الدكتورة آمال حيدر*

مي درغام**

(تاريخ الإيداع 20 / 4 / 2015. قُبل للنشر في 30 / 7 / 2015)

□ ملخص □

تعد دراسة استقرار المنشآت البحرية من المواضيع الهامة جداً وذلك لأنها تتضمن الأخذ بعين الاعتبار الكثير من البارامترات من أجل الوصول إلى التصميم الهندسي الآمن والاقتصادي لمثل هذه المنشآت. تتضمن الدراسة الحالية تقنية شبكة عصبية اصطناعية لتوقع عدد الاستقرار للمكاسر الركامية، حيث تم بناء شبكة عصبية اعتماداً على البارامترات المؤثرة على استقرار المكسر، ومن ثم استخدمت خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ في تدريب الشبكة. تبين نتيجة الدراسة أن هناك ارتباطاً كبيراً بين القيم المحسوبة من الشبكة والقيم المأمولة (المحسوبة من علاقة van der meer) حيث بلغ معامل الارتباط 0.88.

الكلمات المفتاحية: المكاسر الركامية، الشبكة العصبية الاصطناعية، عدد الاستقرار.

*مدرسة - قسم الهندسة المائية والري - كلية الهندسة المدنية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.
**طالبة ماجستير - قسم الهندسة المائية والري - كلية الهندسة المدنية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Using Artificial Neural Network In Stability Analysis Of Rubble Mound Breakwaters

Dr. Amal Haidar*
Mai Dergham**

(Received 20 / 4 / 2015. Accepted 30 / 7 / 2015)

□ ABSTRACT □

The stability analysis of coastal structure is very important because it involves many design parameters to be considered for the safe and economical design of structure.

In the present study neural network technique is adopted to predict the stability number of rubble mound breakwater.

One model is constructed based on the parameters which influence on the stability of rubble mound breakwater, the back propagation algorithm is used in training network .

A good correlation is obtained between network predicted stability and estimated ones.

Correlation coefficient=0.88

Key words: Rubble mound breakwater, stability number, artificial neural network.

* Assistant Professor, Department of Water and Irrigation Engineering, Faculty of Civil Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

**Postgraduate Student, Department of Water and Irrigation Engineering, Faculty of Civil Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria

مقدمة:

تستخدم مكاسر الأمواج لتحقيق شروط الهدوء في المرفأى وبالتالي تأمين عمليات التحميل والتفريغ الآمن للسفن. توجد أنواع متعددة من مكاسر الأمواج نذكر منها (الركامية، الشاقولية، والصندوقية)، وتعد المكاسر الركامية المؤلفة من (طبقة حماية رئيسية وطبقة تحتية ونواة وقدم للمنشأة وهامة من البيتون وسريرحجري) النوع الأكثر انتشاراً لسهولة صيانتها، ووفرة المواد المستخدمة في بنائها [1].

الدراسات المرجعية:**1- الدراسات المختصة بتقنية الشبكة العصبية:**

- استُخدمت الشبكات العصبية في دراسة استقرار المكاسر الركامية من قبل Mase et al., 1995 ثم طُورت من قبل العالمين Dong Hywan Kim and Woo Sun Park., 2003 حيث تم اختبار أداء الشبكة العصبية وتحليل استقرار المكاسر الركامية من خلال بناء أربع شبكات عصبية ومن ثم مقارنة أعداد الاستقرار المتوقعة بوساطة الشبكات العصبية والأعداد المقاسة بوساطة علاقة van der meer حيث بلغ معامل الارتباط من أجل الشبكة الأولى 0.9974 ومعامل مربع الخطأ 0.002088 وكان معامل الارتباط للشبكة الثانية 0.9668 ومعامل مربع الخطأ 0.025134 ومعامل الارتباط للشبكة الثالثة 0.9992 ومعامل مربع الخطأ 0.000618 أما من أجل الشبكة الرابعة فقد بلغ معامل الارتباط 0.9999 ومعامل مربع الخطأ 0.00011 وتم اعتماد الشبكة الرابعة في توقع أعداد الاستقرار كونها تعطي معدل مربع خطأ أصغري ومعامل ارتباط عالي حيث تراوحت أعداد الاستقرار الناتجة من الشبكة بين 0.5 و 4.5 [1].

- قُدِّمت موديلات متعددة من قبل الباحثين S. Mandal et al., 2008 لتوقع أعداد الاستقرار لكتل الحماية في مكاسر الأمواج الركامية، حيث بنيت أربع شبكات عصبية بارتفاعاتها هي: ارتفاع الموجة المهم، زمن الموجة الوسطي، عدد الأمواج، النفاذية، الوزن النوعي للكتلة، عرض المصطبة وتوجدوا أن الشبكة الثانية تعطي أفضل معامل ارتباط بين القيم المأمولة والقيم الناتجة من الشبكة وقيمته 0.9999 وتراوحت قيم أعداد الاستقرار الناتجة من هذه الشبكة بين 1.25 و 2.75 بينما كان معامل الارتباط بين القيم المحسوبة من العلاقات التجريبية 0.5155 وبالتالي يمكن استخدام الشبكات العصبية في توقع أعداد الاستقرار بشكل دقيق [2].

2- الدراسات التجريبية:

تناولت الدراسات التجريبية استخدام معادلات نظرية من أجل حساب وزن الكتلة وأعداد الاستقرار للمكاسر الركامية ومن هذه العلاقات [3]:

1- علاقة هيدسون:

قدم Hudson (1959) علاقة لحساب وزن الكتلة الصخرية في طبقة الحماية الرئيسية:

$$W = \frac{\gamma_r H^3}{K_n (S_r - 1)^3 \cot \alpha} \quad (1)$$

أ : وزن الكتلة الصخرية في طبقة الحماية الرئيسية ب (t) .

ب : ارتفاع الموجة التصميمي أمام المقطع المدروس ب (t) .

ت : معامل استقرار الكتلة.

$$= \left(\gamma_r / \gamma_v \right) = \text{الكثافة النوعية للكتلة الصخرية.}$$

. الوزن النوعي للكتلة الصخرية بـ (ton/m) :

1 : الوزن النوعي لمياه البحر بـ (ton/m) .

: زاوية منحدر المنشأة المواجه للبحر مع الأفق (degree).

ويُعبّر عن عدد الاستقرار بالمعادلة:

$$N_s = (K_D \cot \alpha)^{\frac{1}{3}} \quad (2)$$

D_n : القطر الاعتيادي للكتلة الصخرية بـ (r).

2- علاقة فان دير ميير :

قدم Van der meer (1988) معادلات استقرار للمكاسر الركامية معتمدة على دراسات مخبرية شاملة تم إجراؤها في مخبر DELFT في الهند، تأخذ تلك الدراسات بعين الاعتبار نوع الموجة المتكسرة بالقرب من المنشأة.

- الأمواج الغامرة:

$$\frac{H_s}{\Delta D_{n50}} = 6.2 p^{0.18} \left(\frac{S}{\sqrt{N}} \right)^{0.2} \varepsilon_m^{-0.5} \quad (3)$$

- الأمواج المتدفقة:

$$\frac{H_s}{\Delta D_{n50}} = 1.0 p^{-0.13} \left(\frac{S}{\sqrt{N}} \right)^{0.2} \sqrt{\cot \alpha} \varepsilon_m^p \quad (4)$$

ويُعطى معامل التحطم بالعلاقة:

$$\varepsilon_m = \frac{\tan \alpha}{\sqrt{\frac{2\pi H_s}{g T_m^2}}} \quad (5)$$

كما يُعطى شرط الانتقال لمعامل التحطم بالعلاقة:

$$\varepsilon_c = (6.2 p^{0.31} \sqrt{\tan \alpha})^{1/(p+0.5)} \quad (6)$$

1 : ارتفاع الموجة المهم بـ () .

P : نفاذية المكسر.

N : عدد الأمواج.

1 : زمن الموجة الوسطي بـ (s).

ε : معامل التحطم.

: معامل التحطم الحدي.

S : مستوى الضرر.

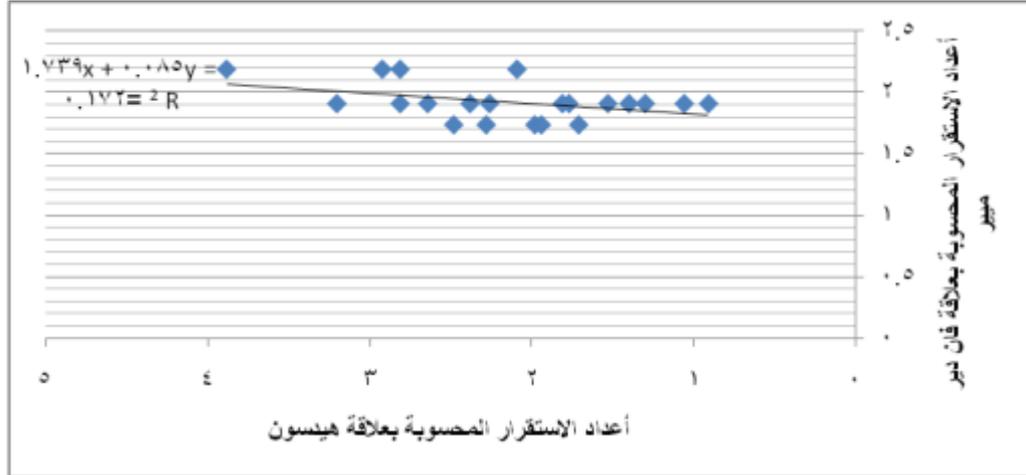
$$\Delta = (S_r - 1) = \left(\frac{Y_r}{Y_w} \right) - 1 \quad (7)$$

يبين الجدول (1) أعداد الاستقرار المحسوبة من العلاقات التجريبية المذكورة سابقاً.

الجدول (1): أعداد الاستقرار المحسوبة من العلاقات التجريبية

أعداد الاستقرار المحسوبة بعلاقة Hudson	أعداد الاستقرار المحسوبة بعلاقة Van der meer
1.91	1.77
1.91	0.91
1.91	1.4
1.91	1.06
1.91	1.3
1.91	1.53
2.19	2.09
2.19	2.81
2.19	3.88
2.19	2.92
1.738	2.28
1.738	2.48
1.738	1.98
1.738	1.71
1.738	1.94
1.91	2.38
1.91	2.81
1.91	1.81
1.91	3.2
1.91	2.26
1.91	2.64

تعد أعداد الاستقرار المحسوبة بعلاقة هيدسون مفاصة وأعداد الاستقرار المحسوبة بعلاقة فان دير ميير متوقعة. بلغت قيمة معامل الارتباط بين أعداد الاستقرار المحسوبة من علاقة هيدسون وأعداد الاستقرار المحسوبة من علاقة فان دير ميير **0.416** كما في الشكل (1)، وبالتالي الارتباط ضعيف ، ويمكن تحسين الارتباط بين أعداد الاستقرار المقاسة والمتوقعة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية.



الشكل (1): معامل الارتباط لأعداد الاستقرار المحسوبة من العلاقات التجريبية

أهمية البحث وأهدافه:

يعد هذا البحث محاولة لتطوير علاقة الاستقرار التجريبية التي حصل عليها Van der Meer من خلال بناء شبكة عصبية اصطناعية مدخلاتها هي بارامترات العلاقة التجريبية مضافاً إليها بارامتر عمق الماء النسبي () غير المأخوذ بعين الاعتبار في تلك العلاقة، حيث يمثل ارتفاع الماء أمام المكسر.

طرائق البحث ومواده:

تعرف الشبكة العصبية الاصطناعية بأنها نظام لمعالجة المعطيات بطريقة مشابهة لعمل العقل البشري. تتألف الشبكة العصبية الاصطناعية من عناصر معالجة بسيطة (العصبونات أو الخلايا) التي ترتبط مع بعضها البعض بواسطة الارتباطات الموزونة (الأوزان)، وتستند هذه العصبونات في وظيفتها على عمل الخلية العصبية الحية.

تعتمد الشبكة في بنائها على مدخلات ومخرجات تتدفق خلالها [2].

ونُورِد فيما يلي مراحل تصميم الشبكة العصبية الاصطناعية:

1- جمع البيانات:

تم الحصول على مجموعة المدخلات من التجارب المخبرية للباحث Van der Meer على مكاسر ركامية، أما أعداد الاستقرار (القيم المأمولة) فقد تم حسابها من علاقة فان دير مير [3]، كما هو موضح في الجدول (2).

الجدول (2) المدخلات والقيم المأمولة المستخدمة في بناء الشبكة العصبية الاصطناعية

p	S	N	ϵm	$\frac{h}{H_s}$	$\cot \alpha$	Ns
0.1	3.45	1000	3.95	9.32	2	1.77
0.1	0.35	1000	5.37	16.52	2	0.91
0.1	3.26	1000	4.16	10.36	2	1.4

0.1	0.81	1000	4.37	11.41	2	1.06
0.1	2.04	1000	5.05	10.91	2	1.3
0.1	4.78	1000	4.74	9.67	2	1.53
0.5	1.93	1000	3.71	7.07	3	2.09
0.5	15.97	1000	2.87	4.55	3	2.81
0.5	2.37	1000	1.42	5.26	3	3.88
0.5	3.02	1000	1.37	4.73	3	2.92
0.5	1.19	1000	1.55	6.28	1.5	2.28
0.5	10.42	1000	5.33	7.07	1.5	2.48
0.5	2.39	1000	6.13	9.29	1.5	1.98
0.5	1.33	1000	5.77	8.32	1.5	1.71
0.5	3.09	1000	5.33	7.63	1.5	1.94
0.6	3	1000	2.21	5.63	2	2.38
0.6	5.96	1000	2.08	4.71	2	2.81
0.6	1.13	1000	2.58	7.93	2	1.81
0.6	10.64	1000	2.02	4.25	2	3.2
0.6	2.07	1000	4.87	5.78	2	2.26
0.6	6.07	1000	4.39	4.96	2	2.64

2- تقييس البيانات:

يجب القيام بعملية تقييس للبيانات من أجل تحسين دقة الحسابات العددية وتقليل قيمة الخطأ بين القيم الناتجة من الشبكة والقيم المأمولة بحيث يصبح تدريب الشبكة العصبية أفضل [4].

المعادلة المستخدمة في التقييس:

$$X_n = \ln(x) \quad (8)$$

1 : القيمة المقيسة.

x: القيمة قبل التقييس.

3- مرحلة بناء الشبكة العصبية الاصطناعية:

تتكون الشبكة المستخدمة من ثلاث طبقات: طبقة إدخال، طبقة خفية وطبقة إخراج، يتم تحديد عدد الخلايا في كل طبقة، بحيث يكون عدد الخلايا في طبقة الإدخال مساوياً لعدد بارامترات الإدخال، أما عدد الخلايا في الطبقة الخفية فيحدد من خلال التجريب، بينما يضبط عدد الخلايا في طبقة الإخراج مساوياً الواحد ويبين الجدول (3) بارامترات الشبكة العصبية الاصطناعية.

الجدول(3) بارامترات الشبكة العصبية الاصطناعية

بارامترات الإدخال	الشبكة
$P, N, S, \varepsilon m, \cot \alpha, \left(\frac{h}{H_s}\right)$	ANNI

-4- تدريب الشبكة العصبية:

استخدمت في مرحلة التدريب خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ والتي تعد من أكثر خوارزميات التدريب تحت الإشراف استخداماً في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، وتحتاج هذه الخوارزمية لمعرفة الناتج الصحيح للمدخلات، ولهذه الخوارزمية مرحلتان في التدريب:

المرحلة الأولى: أمامية تنتشر فيها المعطيات من طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج، حيث يتم ضرب كل مدخل بالوزن المقابل له ويجمع الناتج مع شعاع الانحياز وفق المعادلة الآتية:

$$S = \sum_{i=1}^N (W_{ij}X_j) + b_j \quad (9)$$

V : قيم الأوزان من طبقة الإدخال إلى الطبقة الخفية.

أ: عدد العصبونات في طبقة الإدخال.

X_j : البارامتر المدخل.

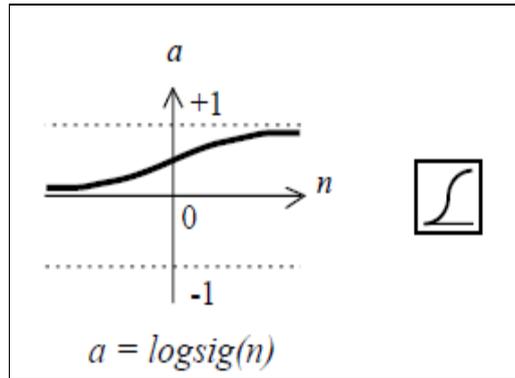
b_j : شعاع الانحياز لطبقة الإدخال.

ويعد ناتج المعادلة (9) مُدخلًا للطبقة الخفية التي يمكن أن تكون لها إحدى دوال التفعيل التالية:

- دالة السيغمويد اللوغارتمية (Logsig)log-Sigmoid Transfer Function: وتستخدم في الطبقات الخفية

للشبكات متعددة الطبقات، تأخذ المُدخلات قيماً بين $-\infty$ و $+\infty$ بينما تنحصر قيم مخرجات هذه الدالة ضمن المجال

[0-1].



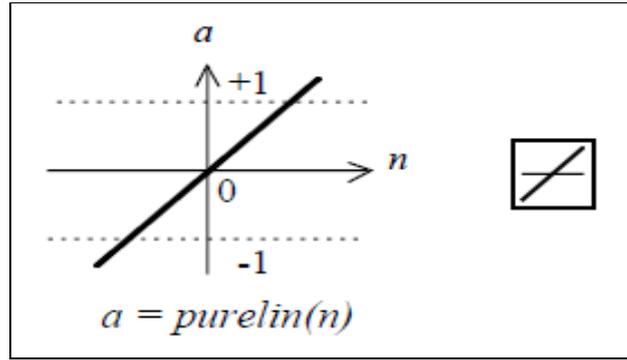
الشكل (2): الدالة السيغمويدية اللوغارتمية

وتُعطى هذه الدالة بالمعادلة الآتية:

$$\text{Logsig}(S) = 1/(1 + \exp(-S)) = f(S) \quad (10)$$

- الدالة الخطية (purelin)Linear Transfer Function:

تنحصر قيم مخرجات هذه الدالة ضمن المجال [0-1].



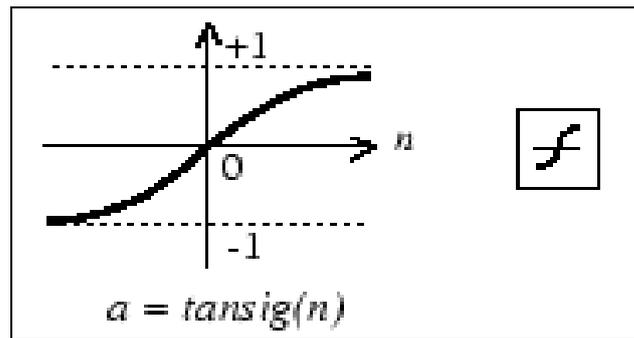
الشكل (3): الدالة الخطية

تُعطى هذه الدالة بالمعادلة الآتية:

$$f(S) = \text{purelin}(S) = S \quad (11)$$

- دالة سيغمويد لظل الزاوية (Hyperbolic Tangent Transfer Function):

وتُستخدم في الطبقات الخفية للشبكات متعددة الطبقات، تأخذ المدخلات قيماً بين $-\infty$ و $+\infty$ بينما تتحصر قيم مخرجات هذه الدالة ضمن المجال $[-1, 1]$.



الشكل (4): دالة سيغمويد لظل الزاوية

تُعطى هذه الدالة بالمعادلة الآتية:

$$f(S) = \text{tansig}(S) = 2 / (1 + \exp(-2 * S)) - 1 \quad (12)$$

ويعد ناتج الطبقة الخفية مُدخلًا إلى طبقة الإخراج وفق المعادلة التالية:

$$Z_k = \sum_{j=1}^M (w_{jk} f(S)) + b_{k0} \quad (13)$$

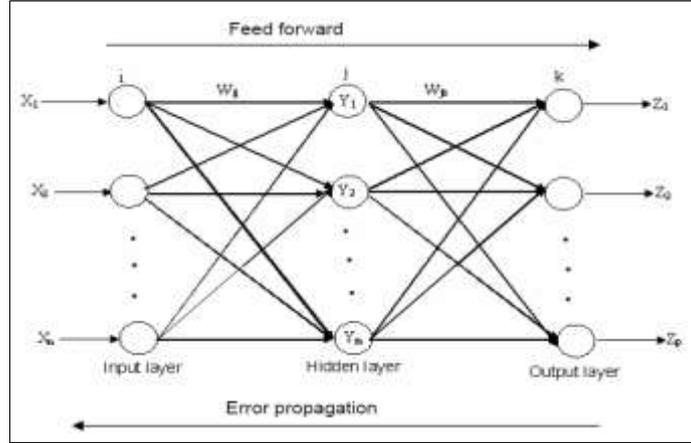
W : قيم الأوزان من الطبقة الخفية إلى طبقة الإخراج.

M: عدد العقد في الطبقة الخفية.

b : شعاع الانحياز للطبقة الخفية.

ويمكن أن يكون لطبقة الإخراج إحدى دوال التفعيل المذكورة سابقاً.

المرحلة الثانية: عكسية يتم فيها حساب الفرق بين القيم المأمولة والقيم الناتجة من الشبكة ، حيث يمثل هذا الفرق إشارة الخطأ، ومن ثم ينتشر هذا الخطأ عكسياً من طبقة الإخراج إلى الطبقة الخفية ثم إلى طبقة الإدخال ليتم تعديل الأوزان وأشعة الانحياز في كل طبقة ثم يُعاد التدريب حتى الوصول إلى قيمة مربع خطأ أصغرية كما في الشكل (5).



الشكل(5): بنية الشبكة العصبية الاصطناعية ومراحل تدريبها باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ

ويتم حساب قيمة الخطأ بين ناتج الشبكة والقيم المأمولة وفق المعادلة الآتية:

$$E_p = \frac{1}{2} (Z_k - T_k)^2 \quad (14)$$

P: العدد الكلي للعينات المدربة.

I : الخطأ لأجل p عينة.

: ناتج الشبكة لأجل k خلية إخراج.

Tk: القيم المأمولة لأجل k خلية إخراج.

يعطى الخطأ الكلي بالمعادلة الآتية:

$$E = \frac{1}{p} \sum E_p \quad (15)$$

النتائج والمناقشة:

- استخدمت الأداة (NFTool) في برنامج MATLAB R2012a لبناء الشبكة العصبية، حيث تم تقسيم البيانات

عشوائياً إلى ثلاث مجموعات: مجموعة تدريب ومجموعة تحقق ومجموعة اختبار .

تتكون مجموعة التدريب من 15 عينة، ومجموعة التحقق من 3 عينات، ومجموعة الاختبار من 3 عينات، وتم

تحديد عدد العصبونات الأمثل في الطبقة الخفية من خلال التجريب، تابع التدريب المستخدم في أداة NFTool هو

(TRAINLM) ودالة التنفيع للطبقة الخفية من نوع (tansig) ولطبقة الإخراج من نوع (purelin).

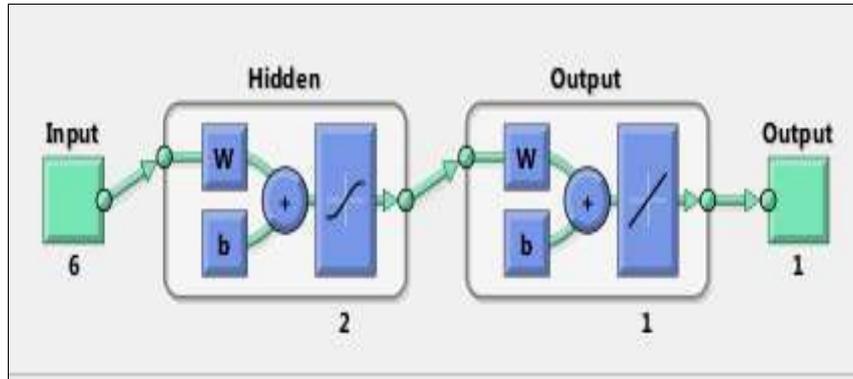
نتائج تدريب الشبكة موضحة في الجدول (4)، حيث R: معامل الارتباط، MSE: معدل مربع الخطأ للبيانات

المُقَيَّسة.

الجدول (4) نتائج تدريب الشبكة العصبية بهيكليات مختلفة

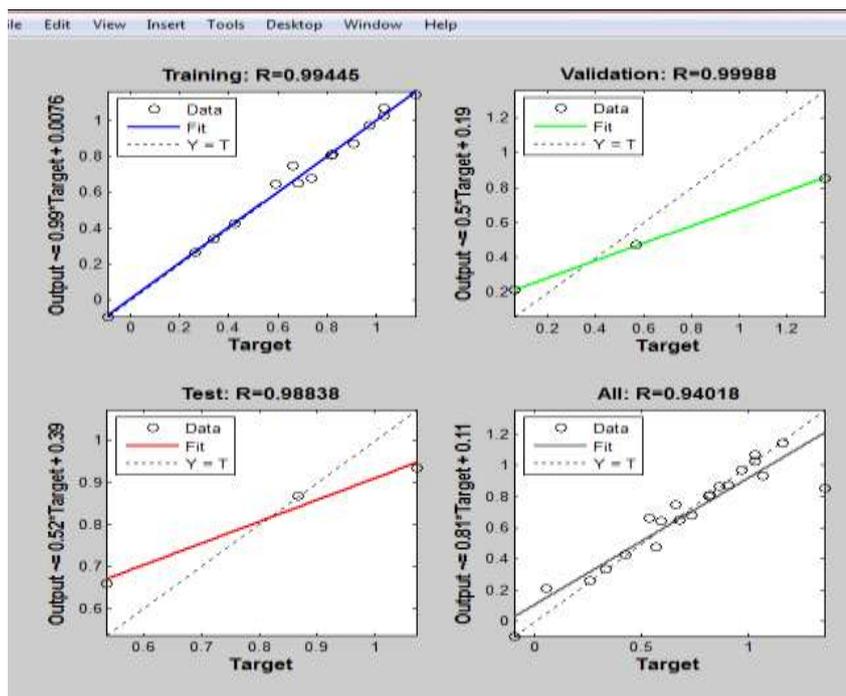
Hidden node	MSE Training	MSE Validation	MSE Testing	R Training	R Validation	R Testing
2	1.19936×10^{-3} *	9.45031×10^{-2} *	1.15684×10^{-2} *	0.994	0.999	0.988
3	1.20702×10^{-2} *	9.36532×10^{-2} *	4.17485×10^{-2} *	0.967	0.972	0.998
4	9.41237×10^{-2} *	1.61196×10^{-2} *	4.3073×10^{-2} *	0.966	0.936	0.992
5	8.91249×10^{-3} *	1.35454×10^{-2} *	1.3128×10^{-2} *	0.992	0.954	0.946

وبما أن هيكلية الشبكة تحدد في مرحلة التدريب من خلال اختيار الشبكة ذات معامل الارتباط الأعلى ومعدل مربع الخطأ الأصغري وبالتالي فالهيكلية المناسبة للشبكة هي 1-2-6، كما هو موضح في الشكل (6).



الشكل (6) هيكلية الشبكة المختارة

يوضح الشكل (7) معاملات الارتباط للشبكة المختارة: في مرحلة التدريب 0.99988 والتحقق 0.99445 والاختبار 0.98838 ومعامل الارتباط للبيانات كافة = 0.94018.



الشكل (7) معاملات الارتباط للشبكة المختارة

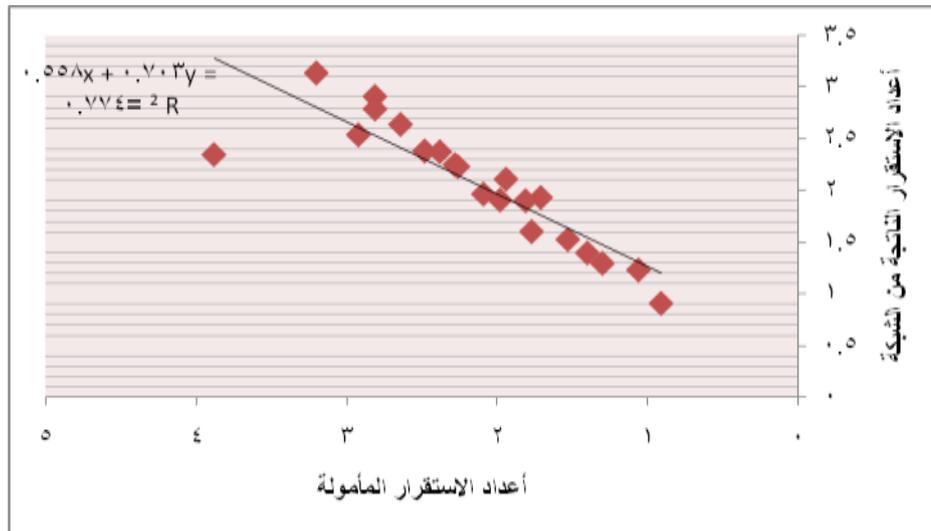
قيم أعداد الاستقرار الناتجة من الشبكة وأعداد الاستقرار المأمولة موضحة في الجدول (5).

الجدول (5) مقارنة أعداد الاستقرار المأمولة والناتجة من الشبكة

أعداد الاستقرار الناتجة من الشبكة	القيم المأمولة
1.606	1.77
0.910	0.91
1.399	1.4
1.234	1.06
1.299	1.3
1.53	1.53
1.97	2.09
2.916	2.81
2.352	3.88
2.544	2.92
2.254	2.28
2.387	2.48
1.912	1.98
1.936	1.71
2.114	1.94

2.380	2.38
2.794	2.81
1.905	1.81
3.143	3.2
2.236	2.26
2.645	2.64

يوضح الشكل(8)معامل الارتباط بين القيم المأمولة والقيم الناتجة من الشبكة.



الشكل(8): الارتباط بين القيم المأمولة والقيم الناتجة من الشبكة.

الاستنتاجات والتوصيات:

إن أعداد الاستقرار الناتجة من الشبكة العصبية هي أكثر دقة مقارنة مع تلك المحسوبة من العلاقات التجريبية. حيث بلغ معامل الارتباط بين القيم المأمولة والقيم الناتجة من الشبكة 0.88، ومعامل الارتباط بين القيم المحسوبة من العلاقات التجريبية 0.416 وبالتالي البارامتر يلعب دوراً هاماً في استقرار المكاسر الركامية. يُنصح عند تصميم المكاسر الركامية الأخذ بعين الاعتبار كلاً من النتائج التجريبية ونتائج الشبكة العصبية.

المراجع:

- 1- MANDAL,S; RAO.S; MANJUNATHA,R.Y; KIM.D.H. *Stability Analysis Rubble Mound Breakwater Using ANN*, fourth Indian National Conference on Harbour and Ocean Engineering, 2007, 551-560.
- 2- MANDAL,S; RAO.S; MANJUNATHA,R.Y; KIM.D.H. *Stability prediction of Berm Breakwater Using Neural Networks*, Dubai, 2008, 1-11.
- 3-MEER,V.D. *Rock Slops and Gravel Beaches Under Wave attack*, PhD Thesis, Delft University of Technology, 1988, 214.
- 4- VOS, N. J. *Rain Fall- Run off modeling using Artificial Neural Networks*, Msc thesis, Delft Netherlands, 2003, 147.
- 5- HAGRAS, M. A. *Prediction of Hydrodynamic Coefficients of Permeable Paneled Breakwater Using Artificial Neural Network*, International Journal of Engineering Science and Technology, Vol.5, No.08,2000, 1616-1627.