

بناء نموذج للتعرف على تقييمات التدريسيين من خلال مجموعة من المتغيرات باستخدام الشبكات العصبية

م. عمر فوزي صالح الراوي

المعهد التقني/نينوى

الجامعة التقنية الشمالية

omarfs@ntu.edu.iq

المستخلص:

من خلال هذا البحث سنقوم ببناء نموذج باستخدام الشبكات العصبية يتم من خلاله تصنيف مجاميع التدريسيين من خلال مجموعة من المتغيرات، للوصول الى نموذج يساعدنا مستقبلا لوضع الكادر الأكاديمي في الطبقة الصحيح ومقارنته مع التقييم الذي حصل عليه من خلال مجموعة من المعايير المستخدمة في تقييم الاداء الأكاديمي في الجامعات العراقية والمكون من 16 متغير (معياري).

يتم التصنيف من خلال مرحلتين الاولى دالة التصنيف والثانية الدالة المخفية للوصول الى المخرجات، تم تقسم مراحل التقييم الى أربع مجاميع لتكون دالة تصنيف متعددة. الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية الاصطناعية، المستقبليات متعددة الطبقات، الطبقة المخفية

Construct A model to Identify Teachers' Assessments Through a Set of Variables Using Artificial Neural networks

Lecturer: Omar Fawzi Salih Al-Rawi

Technical Institute/Nineveh

Northern Technical University

Abstract:

Through this research we will built a model via using Artificial Neural Network in which the teaching groups are categorized by a set of variables. To reach a model that helps us in the future to put the academic staff at the right level and compare with the evaluation obtained through a set of criteria used in the performance evaluation academic in Iraqi universities consisting of 16 variables (standard).

The classification is divided into two stages: the first classification function and the second hidden function to reach the outputs. The stages of the assessment were divided into four groups to make a multiple classification.

Keywords: Artificial neural network, Multilayer perceptron (MLP), Hidden layer.

١. المقدمة:

تعتبر الشبكات العصبية أحد أفضل الوسائل التصنيفية المستخدمة، لأنها تعتمد في تصنيفها على محاكاة العقل البشري في عملية التصنيف، حيث يتم تخزين المعلومات على شكل مجموعة من الوحدات التي تحفظ المعلومة من اجل استخدامها في عمليات مشابهة، ان الشبكة العصبية في الانسان تحتاج الى وحدات ادخال (الحواس الخمسة) يتم من خلالها اتخاذ القرار وكذلك فان الشبكة

العصبية تحتوي على وحدات تخزين المعلومات وبعدها يتم حساب الاوزان التي من خلالها يتم تصنيف المجتمع بشكل صحيح وبدقة مقارنة الى عمل العقل البشري.

٢. الجانب النظري:

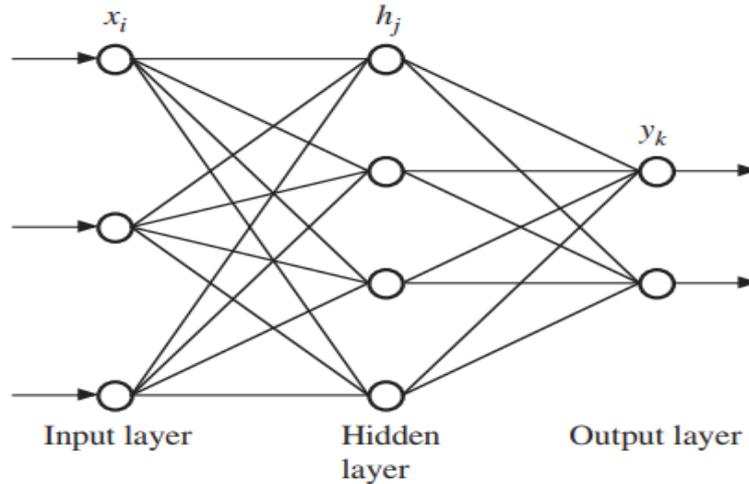
٢-١. اعداد وتصميم الشبكات العصبية: Preparation and design of neural networks
ان الطريقة المستخدمة في بناء نموذج الشبكة العصبية في برنامج الـ (SPSS) هي (Multilayer Perception MLP) والتي تستخدم النموذج المتراجع في تحديث الاوزان والتي تؤدي الى تقليل الاخطاء في الدالة. ولتوضيح نموذج الـ (MLP) بنموذج مخفي واحد، والذي يتكون من x_i من المتغيرات و نموذج المخفي h_i في الشبكة العصبية .

$$h_i = f \left(\sum_j w_{ji} x_j + b_i \right) \quad (1)$$

ويكون نموذج المخرجات كما يلي:

$$y_k = g \left(\sum_j \tilde{w}_{kj} h_j + \tilde{b}_k \right) \quad (2)$$

حيث ان f و g هي الدوال الفعالة و w_{ji} و \tilde{w}_{kj} هي مصفوفة اوزان ، وان b_j و \tilde{b}_k هي مجموعة المعلمات الفرعية.



الشكل (١): نموذج (MLP) بنموذج مخفي واحد

من الشكل (١) والذي يبين نموذج (MLP) بنموذج مخفي واحد والذي يقع بين نمونجي المدخلات والمخرجات، يتم تدريب الشبكة العصبية من خلال بيانات الدراسة، وذلك لتقليل الاخطاء ويكون تقليل الاخطاء من خلال تقليل مربعات اخطاء الدالة بين نموذج المدخلات والمخرجات. ولغرض تدريب الدالة يتم تقسيم البيانات الى ثلاث مجاميع الأولى 60% من البيانات تستخدم لتدريب الدالة، 20% من البيانات يستخدم لاختبار الدالة، و 20% من باقي البيانات يستخدم في بناء الازان المستخدمة في الدالة. (p8, IBM SPSS Neural Networks 22)

من خلال البيانات المستخدمة في التدريب يمكن التعرف على اخطاء الدالة والسيطرة عليها والذي يجعل التصنيف ذات كفاءة عالية، قبل عملية التدريب يتم استخدام الصيغة الطبيعية

الدالة يمكن كتابتها بالشكل التالي:

$$O_j = \tanh(S_j) = \frac{e^{S_j} - e^{-S_j}}{e^{S_j} + e^{-S_j}} \quad (3)$$

ان قيم الدالة (٣) تتراوح بين (-1 , 1) لنموذج المخرجات ويتم استخدام دالة (Softmax) كدالة فعالة وتكون مخرجات الدالة ذات القيمة (j) كما في المعادلة التالية:

$$O_j = \sigma(S_j) = \frac{e^{S_j}}{\sum_{k=1}^m e^{S_k}} \quad (4)$$

حيث ان m عدد مخرجات الشبكة العصبية. وان دالة الـ (Softmax) هي الدالة الفعالة تأخذ قيم المخرجات محصورة بين (0 ، 1) ويكون مجموع ارقام الدالة واحد. يتم استخدام الدالة الفعالة (Softmax) للحصول على النتائج من خلال برنامج الـ (SPSS) كما يتم حساب دالة الاخطاء من خلال نموذج (Cross entropy) بدل دالة مربع الاخطاء لـ (Cross entropy).

$$E = \sum_{j=1}^m t_j \ln O_j \quad (5)$$

حيث ان m عدد مجاميع الاخراج. وان t_j هي قيم الهدف لمعاملات المخرجات ذي التسلسل z و O_j هي قيم المخرجات لقيم العقد z ان حساب التوليد العكسي في كل اعادة يحسب ميل اخطاء التدريب كما يلي:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{hj}} = (O_j - t_j)x_h \quad (6)$$

يحسب الاوزان والعقد في النموذج المخفي ونموذج المخرجات في الشبكة العصبية.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{hj}} = \sum_{j=1}^m (O_j - t_j)x_h w_{hj}(1 - x_h)x_j \quad (7)$$

حساب الاوزان للنموذج المخفي ونموذج المخرجات لكل مثال تدريب، وان كل وزن w_{ih} يتم تحديثه من خلال المعادلة الاتية:

$$\Delta w_{ih} = -\gamma \frac{dE}{dw_{ih}} \quad (8)$$

والتي تأخذ قيم جديدة بالصيغة الاتية: (Nick Z. Zacharis, p19)

$$\Delta w_{ih} \leftarrow w_{ih} + \Delta w_{ih} \quad (9)$$

٣. الجانب التطبيقي:

٣-١. جمع البيانات:

تم جمع البيانات من تقييمات التدريسيين في المعهد التقني الموصل المتكونة من 16 معيار مستخدم في تقييم اداء الأكاديميين في وزارة التعليم العالي والبحث العلمي وكلها تعتبر متغيرات مستقلة يمكن من خلالها الوصول الى التقييم النهائي.

الجدول (١): البيانات المستخدمة

الدرجة النهائية (درجة التقييم)	Y
البحوث المخططة والمنجزة (المنشورة والمقبولة للنشر) خلال العام الدراسي	x1
المعرفة بالتخصص	x2
تقديم ترقبته ضمن المدة المحددة للترقية العلمية	x3
المساهمة العلمية في خدمة المجتمع	x4
حضور المؤتمرات والندوات التخصصية	x5
الكتب المؤلفة او المترجمة المنجزة خلال العام الدراسي	x6
قدرته على ايصال المادة العلمية للطلبة	x7
استخدامه لطرائق التدريس والوسائل العلمية في التدريس	x8
مواكبته للتطور العلمي في حقل اختصاصه	x9
الاشراف على طلبة الدراسات العليا	x10
قدرته على الايصال والارشاد	x11
تفاعله مع الطلبة والهيئة التدريسية	x12
مساهمته في النشاطات التربوية	x13
مساهمته في رفع المستوى العلمي للطلبة	x14
حرصه في اداء المهام والواجبات والتكليفات	x15
المواظبة على الدوام	x16

٢-٣. النتائج والمناقشة:

من خلال الجدول (٢) التالي يمكن القول بان عدد حالات الدراسة هي 297 مشاهدة تم استخدام 175 مشاهدة والتي تمثل 60% من البيانات لتدريب الشبكة العصبية من اصل بيانات الدراسة لغرض تدريب الشبكة العصبية للوصول الى تصنيف الاكاديمي في المستوى الصحيح من خلال مجموعة من المتغيرات، اما الجزء الثاني من البيانات والتي تبلغ 58 بسبة 20% من اصل البيانات لغرض اجراء الاختبارات اللازمة للتعرف على معنوية الشبكة العصبية، اما الجز الاخير والمتمثل بالأوزان وهذا الجزء من البيانات تم حساب اوزان الشبكة العصبية التي استخدمت في تصنيف البيانات، تم استبعاد (5) حالات لعدم الامكانية في استخدامها في الشبكة العصبية .

الجدول (٢): عدد حالات التدريب والاختبار

	N	Percent
Sample Training	176	60%
Sample Testing	58	20%
Weights	58	20%
Valid	292	100 %
Excluded	5	
Total	297	
Total	297	

من خلال الجدول (٣) التالي والذي يبين المعلومات المستخدمة في بناء الشبكة العصبية والمكونة من 16 متغير و65 وحدة في نموذج الشبكة العصبية ونموذج مخفي واحد والذي يحتوي على ثلاث وحدات فقط للوصول الى المخرجات وان الدالة الفعالة هي (Hyperbolic tangent). ومن خلال نفس الجدول فانه يحتوي متغير مستقل واحد والذي يحتوي على ٤ مستويات في التصنيف باستخدام الدالة الفعالة (Softmax)، ودالة اخطاء نوع (Cross-entropy).
الجدول (٣): معلومات الشبكة العصبية

Input Layer	Factors	x1 x9	Hidden Layer(s)	Number of Units ^a	65	
		x2 x10		Number of Hidden Layers	1	
		x3 x11		Number of Units in Hidden Layer 1 ^a	3	
		x4 x12		Activation Function	Hyperbolic tangent	
		x5 x13	Output Layer	Dependent Variables	1	y1
		x6 x14		Number of Units	4	
		x7 x15		Activation Function	Softmax	
		x8 x16		Error Function	Cross-entropy	

الوحدات الأساسية تم استبعاد a.

من الجدول (٤) التالي والذي يتضمن (Cross Entropy Error) والذي يشير الى قابلية النموذج في التنبؤ والتي تبلغ 19.382% وهي تعتبر قيمة قليلة، كما ان نسبة الاخطاء في التنبؤ نسبة ضئيلة تبلغ 1.4% هذا فيما يخص جانب التدريب، تم توقف التدريب بعد الخطوة الاولى، وان وقت التدريب هو 00:00.2

اما فيما يخص جانب الاختبار والذي يشير الى قابلية النموذج في التنبؤ والتي تبلغ 18.921% وهي تعتبر قيمة قليلة، كما ان نسبة الاخطاء في التنبؤ نسبة قليلة تبلغ 6.50% وان هذه القيمة مرتفعة بالمقارنة مع نموذج التدريب.

الجدول (٤): ملخص عن نموذج الشبكة العصبية

Training	Cross Entropy Error	19.382
	Percent Incorrect Predictions	1.40%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a ماذا يمثل
	Training Time	00:00.2
Testing	Cross Entropy Error	18.921
	Percent Incorrect Predictions	6.50%
Errors were calculated according to the training samples		

الجدول (٥) التالي يبين الأوزان المستخدمة في نموذج التنبؤ والذي يتكون من ثلاث أوزان لكل الوحدات المستخدمة في النموذج المكون من 65 وحدة أما بالنسبة إلى الجدول (6) فيمثل الأوزان المستخدمة في النموذج المخفي والتي توصلنا إلى المخرجات.
الجدول (٥): تقدير معاملات دالة الشبكة العصبية

Predictor		Predicted			Predictor		Predicted		
		Hidden Layer 1					Hidden Layer 1		
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)			H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)
Input Layer	(Bias)	-0.357	-0.132	0.225	Input Layer	[x7=5]	-0.137	-0.103	0.11
	[x1=0]	-3.389	0.003	2.264		[x7=7]	-0.398	-0.256	0.133
	[x1=10]	1.665	1.114	-1.916		[x7=8]	-0.343	0.077	0.818
	[x1=3]	-0.445	-0.278	0.926		[x7=9]	0.086	0.3	0.503
	[x1=5]	-0.166	-0.656	0.628		[x8=4]	-0.750	0.217	0.437
	[x1=6]	0.437	-0.251	-0.645		[x8=5]	-0.165	0.738	0.098
	[x1=7]	0.528	0.093	-0.311		[x8=6]	0.026	0.151	0.244
	[x1=8]	0.49	0.316	-0.041		[x9=4]	-0.431	0.112	0.664
	[x1=9]	0.066	-0.115	-0.407		[x9=5]	-0.548	-0.637	1.361
	[x2=10]	0.845	1.107	-0.092		[x9=6]	0.384	0.175	-0.488
	[x2=6]	-0.215	-0.185	-0.235		[x10=0]	-0.752	-0.111	0.507
	[x2=7]	-0.065	0.289	0.524		[x10=1]	0.171	-0.416	-0.138
	[x2=8]	-0.496	-0.287	0.055		[x10=3]	0.01	-0.115	-0.093
	[x2=9]	-0.307	-0.281	0.426		[x11=6]	-0.220	-0.051	0.624
	[x3=0]	-0.645	-0.245	0.906		[x11=7]	0.41	-0.283	-0.410
	[x3=2]	-0.959	-0.232	0.091		[x11=8]	0.21	0.401	-0.051
	[x3=3]	0.828	0.098	0.165		[x12=5]	-0.393	0.496	-0.201
	[x3=4]	0.577	0.464	0.115		[x12=6]	0.011	-0.056	0.791
	[x3=5]	1.257	0.887	-1.009		[x12=7]	0.421	0.251	0.662
	[x4=2]	-1.042	0.332	0.402		[x12=8]	-0.081	-0.195	-0.102
	[x4=3]	-0.211	-0.256	0.785		[x13=5]	-1.150	-0.554	0.792
	[x4=4]	0.388	-0.582	0.74		[x13=6]	0.105	-0.048	0.675
	[x4=5]	0.984	0.553	-0.991		[x13=7]	0.674	0.225	0.087
	[x4=6]	0.535	-0.020	0.055		[x14=5]	-0.577	-0.277	-0.091
	[x5=0]	-1.631	0.019	0.719		[x14=6]	-0.497	0.345	0.031
	[x5=1]	-0.046	0.241	-0.172		[x14=7]	0.598	0.727	-0.094
	[x5=2]	0.158	-0.216	0.672		[x15=3]	-0.164	-0.134	0.118
	[x5=3]	0.5	0.338	0.225		[x15=4]	-0.855	-0.164	0.238
	[x5=5]	-0.261	-0.098	-0.649		[x15=5]	0.698	0.367	0.523
	[x6=0]	-0.289	-0.665	1.203		[x16=2]	0.147	-0.119	-0.198
	[x6=1]	0.569	-0.001	0.195		[x16=3]	-0.344	-0.027	0.693
	[x6=2]	-0.469	0.538	-0.473		[x16=4]	-0.399	0.19	-0.272
[x7=10]	0.91	0.459	-0.644	[x16=5]	0.282	0.437	-0.999		

الجدول (٦): نموذج المخرجات

Predictor		Predicted			
		Output Layer			
		[y1=1]	[y1=2]	[y1=3]	[y1=4]
Hidden Layer 1	(Bias)	-1.689	0.937	1.614	0.067
	H(1:1)	-2.741	-2.876	2.245	2.122
	H(1:2)	-.404	-.530	0.221	1.671
	H(1:3)	-.657	2.726	2.01	-3.386

الجدول (٦) هو امتداد لجدول (٥) السابق. من الجدول (٧) والذي يمثل نسبة التصنيف الصحيح واخطاء التصنيف وعلى النحو التالي:

جانب التدريب:

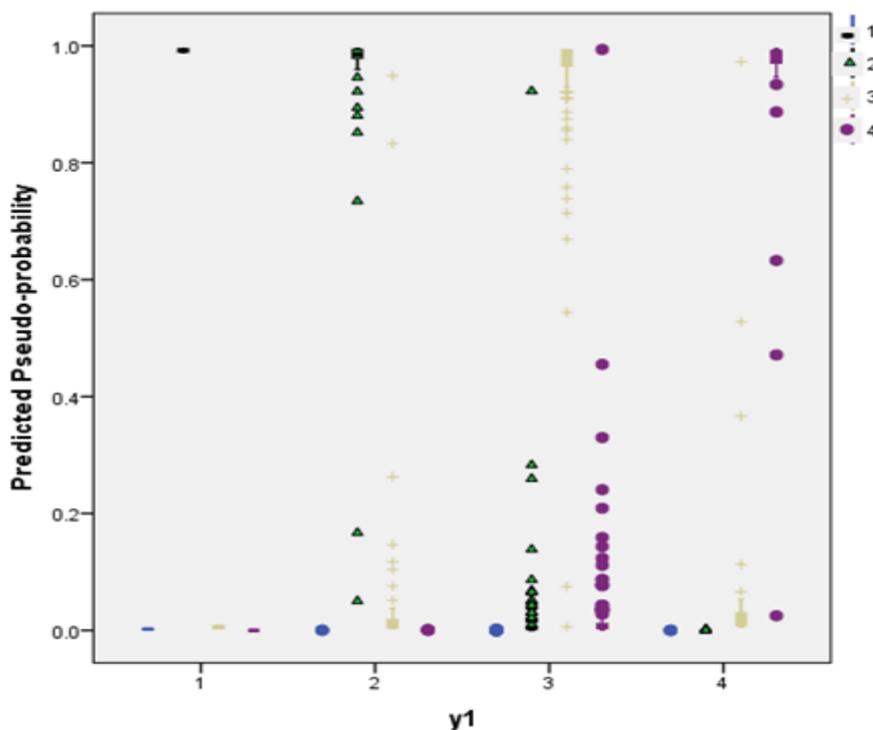
١. بالنسبة الى المجموعة الاولى فان نسبة التصنيف الصحيح هو 0% لكون المجموعة مكونة من قيمتين ولم تعطي نتائج صحيحة.
 ٢. المجموعة الثانية كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 100% ولم يرد فيها خطأ في التصنيف.
 ٣. المجموعة الثالثة كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 100% ولم يرد فيها خطأ في التصنيف.
 ٤. المجموعة الرابعة كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 97.2% وكانت فيها نسبة الخطاء في التصنيف 2.8% وهي نسبة قليلة جدا.
- من خلال ما ذكر في جانب التدريب والذي يثبت ما ورد في الجدول (٤) نسبة اخطاء التصنيف ذات القيمة 1.4% فكانت نسبة التصنيف الصحيح عالية.

جانب الاختبار:

١. بالنسبة الى المجموعة الاولى فان نسبة التصنيف الصحيح هو 0% لكون المجموعة مكونة من قيمتين ولم تعطي نتائج صحيحة.
 ٢. المجموعة الثانية كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 87.50% وان نسبة خطأ التصنيف هو 12,50% وهي نسبة مرتفعة مقارنة مع جانب التدريب.
 ٣. المجموعة الثالثة كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 95.2% وان نسبة الخطاء هي 4.8% وهي نسبة مرتفعة مقارنة مع جانب التدريب.
 ٤. المجموعة الرابعة كانت فيها نسبة التصنيف الصحيح 94.70% وكانت فيها نسبة الخطاء في التصنيف 5.3% وهي نسبة قليلة جدا.
- مما ذكر في جانب الاختبار والذي يثبت ما ورد في الجدول رقم ٤ فان نسبة خطأ التصنيف ذات القيمة 6,5% فكانت نسبة التصنيف الصحيح مرتفعة ولكن اقل مما ورد في جانب التدريب.

الجدول (٧): التصنيف الصحيح واخطاء التصنيف

Sample	Observed	Predicted				Percent Correct
		1	2	3	4	
Training	1	0	2	0	0	0.00%
	2	0	49	0	0	100.00%
	3	0	0	128	0	100.00%
	4	0	0	1	35	97.20%
	Overall Percent	0.00%	23.70%	60.00%	16.30%	98.60%
Testing	1	0	0	0	0	0.00%
	2	0	14	2	0	87.50%
	3	0	1	40	1	95.20%
	4	0	0	1	18	94.70%
	Overall Percent	0.00%	19.50%	55.80%	24.70%	93.50%



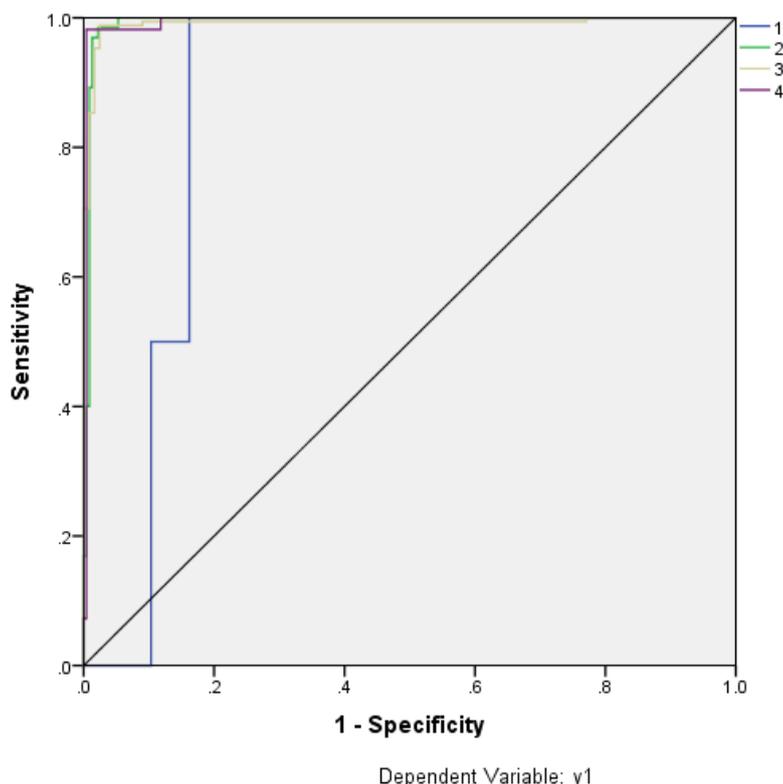
الشكل (٢): يوضح المتغير المعتمد من خلال المشاهدات

- من الشكل (٢) يمكن التعرف على تفاصيل المتغير المعتمد من خلال المشاهدات على النحو التالي:
١. بالنسبة الى المجموعة الاولى يمكن مشاهدة القيمة الاولى صنفتم بشكل صحيح اما القيمة الثانية تم تصنيفها الى المجموعة الثانية وهي تنتمي الى المجموعة الاولى.
 ٢. مشاهدات التي تم تصنيفها الى المجموعة الثانية وهي تقع في المجموعة الثانية ومشاهدات تقع في المجموعة الثالثة وهي تنتمي الى المجموعة الثانية، ومشاهدة واحدة تقع في المجموعة الرابعة وهي تنتمي الى المجموعة الثانية.

٣. مشاهدات التي تم تصنيفها الى المجموعة الثالثة وهي تقع في المجموعة الثالثة، ومشاهدات تم تصنيفها الى المجموعة الرابعة وهي تنتمي الى المجموعة الثالثة ومشاهدات تم تصنيفها الى خارج المجموعات وهي تنتمي الى المجموعة الثالثة.

٤. مشاهدات تم تصنيفها الى المجموعة الرابعة وهي تنتمي الى المجموعة الرابعة، ومشاهدات تم تصنيفها الى المجموعة الثالثة وهي تنتمي الى المجموعة الرابعة ومشاهدات تم تصنيفها الى خارج المجموعة الرابعة وهي تنتمي الى المجموعة الرابعة.

من خلال ما ذكر في الرسم البياني تم توضيح تصنيف الصحيح للبيانات واخطاء التصنيف.



الشكل (٣): منحنى ROC

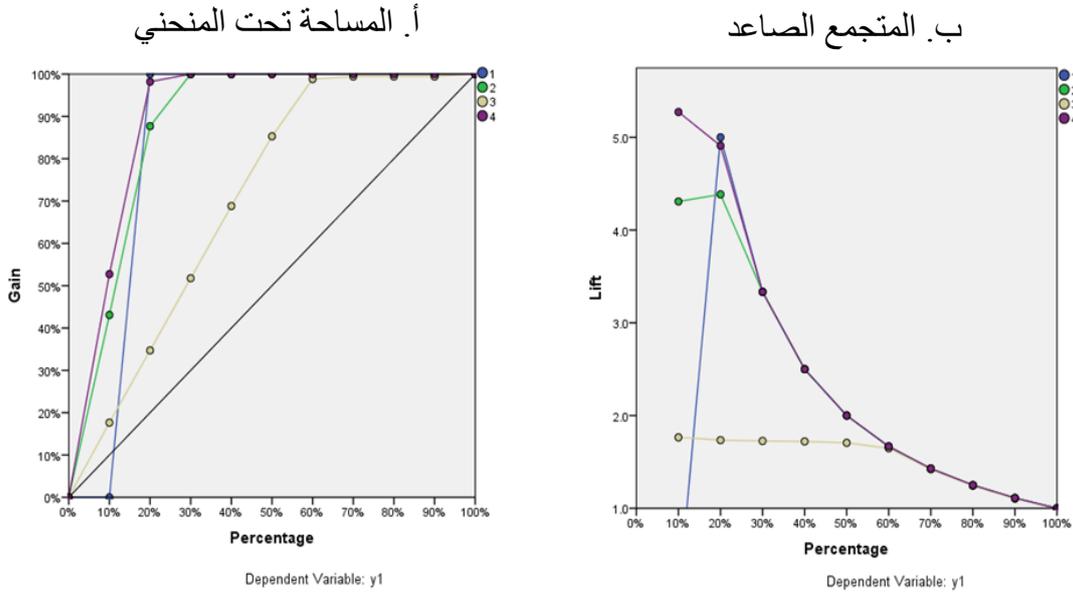
من الشكل (٣) ROC والذي يمثل مقاييس الحساسية والذي يظهر التصنيف الافضل من خلال كل نقاط القطع الممكنة، بالاعتماد على توافق ما بين عينة التدريب والحساسية، ومن خلال الخط المؤشر من الزاوية القائمة الى الاعلى يمكن توضيح توزيع كاوس العشوائي، ان الابتعاد عن الزاوية ذات الدرجة 45 يشير الى دالة تصنيف ذات كفاءة عالية.

الجدول (٨): قيمة المساحة تحت المنحنى

		Area
y1	1	0.867
	2	0.992
	3	0.991
	4	0.994

الجدول (٨) والذي يمثل المساحة تحت المنحنى وكانت النتائج كما يلي:

١. إذا كانت القيمة تنتمي الى المجموعة الاولى فان احتمالية ان تصنف الى المجموعة الاولى بنسبة 86.7%.
٢. إذا كانت القيمة تنتمي الى المجموعة الثانية فان احتمالية ان تصنف الى المجموعة الثانية بنسبة 99.2%.
٣. إذا كانت القيمة تنتمي الى المجموعة الثالثة فان احتمالية ان تصنف الى المجموعة الثالثة بنسبة 99.1%.
٤. إذا كانت القيمة تنتمي الى المجموعة الرابعة فان احتمالية ان تصنف الى المجموعة الرابعة بنسبة 99.4%.



الشكل (٤)

- من خلال الدالة المتراكمة في الشكل (٤) الفرع أ (Gain) الذي يظهر قيم التصنيف الصحيح التي يتم حسابها بنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) مقارنة بالتصنيف الذي يمكن الحصول عليه بالصدفة، ومن الرسم البياني (Gain) يمكن توضيح ما يلي:
١. من خلال الدالة التراكمية فان المجموعة الاولى والمتمثلة بالخط الازرق فانه عندما يكون النسبة المئوية 10% فان التصنيف الصحيح هو 86%.
 ٢. من خلال الدالة التراكمية فان المجموعة الثانية والمتمثلة باللون الاخضر فانه عندما تكون النسبة المئوية 10% فان التصنيف الصحيح هو 87%.
 ٣. من خلال الدالة التراكمية فان المجموعة الثالثة والمتمثلة باللون العسلي فانه عندما تكون النسبة المئوية 40% فان التصنيف الصحيح هو 70%.
 ٤. من خلال الدالة التراكمية فان المجموعة الرابعة والمتمثلة باللون البنفسجي فانه عندما تكون النسبة المئوية 10% فان التصنيف الصحيح هو 97%.
- ومما تقدم يمكن القول ان الرسم البياني الـ (gain) و (left) هي وسيلة توضيح للتعرف على دقة التصنيف من خلال بيانات المجتمع، من خلال الشكل (4) الفرع ب (left) يتم استخدام جزء

من البيانات للتعرف على الفائدة من استخدام النموذج مقارنة مع عدم استخدام النموذج، وانه من خلال لوحة (gain) تم بناء القيم في الرسم البياني في (left). ويمكن توضيحه كما يلي:

١. من خلال الرسم البياني للمجموعة الثانية وعند النسبة 20% فان قيمة الدالة 4.3.
٢. من خلال الرسم البياني للمجموعة الثالثة وعند النسبة 20% فان قيمة الدالة 1.8.
٣. من خلال الرسم البياني للمجموعة الرابعة وعند النسبة 20% فان قيمة الدالة 4.9.

٣-٣. الاستنتاجات: من خلال هذا البحث يمكن القول بان الشبكة العصبية وسيلة تصنيف ذات دقة عالية من خلال عدة محاور:

المحور الاول البيانات التي يتم تقسيمها الى عدة مجاميع لحساب الشبكة العصبية (مجموعة التدريب ومجموعة الاختبار ومجموعة بناء المعلمات) من بعد ذلك يتم تقدير الاوزان التي يمكن من خلالها حساب دالة التصنيف، ولم تحسب دالة التصنيف من خطوة واحدة فقط بل من خلال عدة مراحل للوصول الى الاوزان اي تم حساب الاوزان بدقة أكبر للوصول الى دالة تصنيف عالية الجودة.

المحور الثاني حساب الدالة من خلال هذا المحور يتم حساب دالة ذات دقة عالية لوصف العلاقة بين المتغيرات، وذلك من خلال تدريب الشبكة العصبية للحصول على نتائج أفضل، في معظم الدوال المستخدمة يتم حساب الاوزان من خلال معادلات ثابتة اما في الشبكة العصبية نقوم بحساب الاوزان خلال عدة مراحل للوصول الى الاوزان الافضل في الدالة لتكون ذات تصنيف ادق.

ومن اعلاه يمكن القول ان نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية هو النموذج الافضل لان التصنيف على اساس مرحلتين النموذج الاولي والنموذج المخفي الذي يصح مسار النموذج الاولي للتصنيف ولحصول على تصنيف أفضل، وهذا ما لاحظناه في النتائج التي تم الحصول عليها من التحليل في متن البحث.

المصادر:

1. A.B. Karthick Anand Babu, Assistant Professor, Design and Development of Artificial Neural Network Based Tamil Unicode Symbols Identification System Department of Software Engineering, Periyar Maniammai University, Vallam, Thanjavur, Tamilnadu, India.
2. Alabi, M.A.1, Issa, S2., Afolayan, R.B3 , An Application of Artificial Intelligent Neural Network and Discriminant Analyses on Credit Scoring, international knowledge sharing platform, 2013, Vol.3, No.
3. IBM_SPSS_Neura_Networks_22,"http://www.sussex.ac.uk/its/pdfs/SPSS_Neural_Network_22.pdf" Accessed in: 1/09/2019.
4. Pattern Recognition and Big Data, Copyright © 2017 by World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.
5. Oğuz Karan, Canan Bayraktar, Haluk Gümüşkaya, Bekir Karlık, Diagnosing diabetes using neural networks on small mobile devices , Expert Systems with Applications, Volume 39, Issue 1, January 2012, Pages 54-60.
6. Simon Haykin "Neural Network a Comprehensive Foundation" Second Edition © 1999 by Prentice-Hall, Inc.
7. Stephan Dreiseitla, and Lucila Ohno-Machadob, Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review, Journal of Biomedical Informatics 35 (2002) 352–359

8. Stephen Marsland Machine Learning An Algorithmic Perspective Second Edition 2015 by Taylor & Francis Group, LLC
9. Taisei Kaizoji, Stabilizing Chaotic Business Cycles Using a Neural Network, IFAC Proceedings Volumes, Volume 31, Issue 16, June–July 1998, Pages 309-311.
10. William W. Hsieh, Machine Learning Methods in the Environmental Sciences Neural Networks and Kernels, University of British Columbia, Vancouver, BC, Can 2009.
11. Nick Z. Zacharis, Predicting Student academic Performan in blended learning using artificial neural network, International Journal of Artificial Intelligence and Applications (IJAIA), Vol. 7, No. 5, September 2016.