مجلة جامعة تكريت للعلوم الزراعية المجلد (16) العدد (2) – (2016)
ISSN-1813-1646

استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تخمين المنغنيز الكلي في بعض ترب وسط وشمالي العراق

محمد طاهر سعيد خليل
كلية الزراعة والغابات / جامعة الموصل / العراق

الخلاصــة

تم تطبيق الدراسة على 111 نموذج تربة جمعت من 22 موقعا مختارا في وسط وشمالي العراق تختلف في محتواها من المنغنيز الكلي بهدف إستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لإيجاد أكفأ أنموذج رياضي في تخمين المنغنيز الكلي في الترب. اعتمدت فيها بعض صفات الترب (التوصيل الكهربائي والمادة العضوية والسعة التبادلية الكاتيونية ومحتوى الطين وكربونات الكالسيوم والدالة الحامضية) كمدخلات لأنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية المقترحة. إحصائيا، تم أجراء تحليل الانحدار لإيجاد توافقا خطيا بين مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية وبيانات المنغنيز الكلي الحقيقية لنماذج الترب غير الداخلة ضمن مجموعة التدريب. أشارت نتائج استخدام الشبكة العصبية إلى أن جذر متوسط مربع الخطأ (RMSE = 50.3) و متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE=8.6%) وعامل التحقق (VF= 90.5) وعلاقة الارتباط (r= 0.92) بين القيم الحقيقية والمخمنة للمنغنيز الكلي ، التحليل الإحصائي لمخرجات الشبكة العصبية باستخدام حزمة برمجيات MATLAB أشار إلى إن علاقة الارتباط لكل من مجموعات التدريب والتحقق و الاختبار والبيانات الكلية كانت (r= 0.88) و (r= 0.92) و (r= 0.85) و (r= 0.88) على التوالي مما يدل على كفاءة استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية في تخمين المنغنيز الكلي في الترب اعتمادا على صفاتها أعلاه.

الكلمات الدالة :
المنغنيز الكلي ،الشبكات العصبية ، دالة سيجموويد، دالة خطية ، تدريب، تحقق، اختبار.

للمراسلة :
محمد طاهر سعيد خليل
البريد الالكتروني:
dr_mohammed1951@yahoo.com

رقم الهاتف المحمول :
07702081117

Using Artificial Neural Networks in Total Manganese Estimation for Some Soils in Middle and Northern of Iraq

Mohammed Tahir Said Khalil
College of Agriculture and Forestry / University of Mosul / Iraq.

ABSTRACT

Key words:
Total Mn, ANN, Tan-sigmoid function, linear function, training, validation, test groups.

Correspondence:
M. T. S. Khalil
E-mail:
dr_mohammed1951@yahoo.com
Mobile No.:
07702081117

The study was applied on 111 soil samples were collected from 22 selected locations in middle and northern Iraq differ in their total manganese contents. Aim is to use artificial neural networks to find the most efficient mathematical model for total manganese estimation. Some soil characteristics (EC, organic matter, CEC, clay content, $CaCO_3$, pH) have been depended as inputs for assumed artificial neural networks model. Statistically, stepwise multiple linear regression model was carried out to find a linear harmony between artificial neural network outputs and observed total manganese data for soil samples were excluded from training group. Results of neural networks application referred that root mean square error (RMSE= 50.3), mean absolute percent error (MAPE= 8.6%), validation factor (VF= 90.5) and correlation relationship (r= 0.92) between observed and estimated soil total manganese values, also statistical analysis by using MATLAB programs band for neural networks outputs referred that correlation relationships for training, validation, test groups and total data of soil samples were (r= 0.88) , (r= 0.92) , (r= 0.85) , (r= 0.88) respectively indicating for efficiency artificial neural networks in total manganese estimation with depending upon soil characteristics mentioned above.

المقدمة :

يتواجد المنغنيز في معظم التكوينات الجيولوجية ويدخل في تكوين معادن مختلفة وعلى مدى واسع من الظروف الكيميائية والحرارية، وللمنغنيز القابلية على الدخول في العديد من الأطوار والتراكيب فضلا عن الأمتزاز على أسطح المعادن والمواد العضوية (Ahnert و .2000) Borowiski ، أما في التربة فان تركيز المنغنيز يعتمد على عاملين أساسين أولهما وفرة العنصر في مادة الأصل وثانيهما عوامل وعمليات تكوين التربة (Levinson، 1980). أشار Aubert و Pinta ,(1977) إلى أن تركيز المنغنيز الكلي في القشرة الأرضية يتراوح بين أثر في الترب البودزولية Podzolic في جمهورية بولونيا إلى أكثر من 10000 ملغم. كغم$^{-1}$ في الترب الفيرومنغنيزية في دولة تشاد ، بينما حصل Joshi و آخرون ,(1981) على كمية تراوحت بين 250 - 800 ملغم. كغم$^{-1}$ عند دراستهم لبعض ترب الهند ، وفي الترب المصرية ذكر Abd-Elrazek و آخرون ، (1984) أن تركيز المنغنيز الكلي قد تراوح بين 107-1669 ملغم. كغم$^{-1}$، و في العراق فقد وجد ,(1980) Mohamad أن المنغنيز الكلي قد تراوح بين 309-1395 ملغم. كغم$^{-1}$ في ترب السهل الرسوبي وبين 495-1650 ملغم. كغم$^{-1}$في ترب منطقة برزان في شمالي العراق. أن ازدياد الصعوبات التقنية وتعقيداتها وعدم قدرة الحلول البرمجية الإحصائية التقليدية على استيعابها الأمر الذي قاد الباحثين لمحاولة التغلب على هذه المشكلات والتعمق في فهم الكثير من الظواهر الطبيعية والتمكن من محاكاتها باستخدام الحاسوب. فبرز خلال القرن الماضي أسلوب استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في عمليات النمذجة الرياضية عبر إمكاناتها في التوصل إلى حلول ناجعة للكثير من المشكلات التي بات من الصعوبة بمكان أيجاد حل لها سابقا في مجالات العلوم الطبية والهندسية و الزراعية وغيرها بطرائق النمذجة التقليدية (Nazemi و آخرون ,2003) . تعد الشبكة العصبية الاصطناعية أداة فعالة لبناء نمذجة رياضية للعديد من المسائل التي تكون فيها العلاقات مرتبطة بمتغيرات غير معروفة ، وتقدم طريقة مناسبة لتمثيل العلاقات بين معطيات المشكلة المراد حلها على أنها تعتمد أسلوب المحاكاة في حل المشكلات بغية التوصل إلى بنية هندسية مترابطة تحقق الغرض المطلوب ، فمنذ بداية التسعينيات من القرن الماضي تم البدء بالتطبيقات العملية للشبكات العصبية الاصطناعية في مجالات التربة والموارد المائية ، إذ تم تطبيقها على نمذجة المياه الجوفية (Ray و Klindowth ,2000) و أستخدم Trajkovic وآخرون ,(2003) أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالتبخر– نتح المرجعي حيث كانت مدخلات الشبكة عبارة عن بيانات مناخية شهرية تم الحصول عليها من منطقة نيس في جمهورية صربيا تتضمن درجات حرارة الهواء و الرطوبة النسبية و سرعة الرياح و عدد ساعات السطوع الشمسي للفترة من كانون الثاني 1977 لغاية كانون الأول 1996، وكانت مخرجات الشبكة العصبية عبارة عن بيانات شهرية محسوبة للتبخر– النتح المرجعي باستخدام معادلة بنمان، وأشار Reuter ,(1998) إلى أنه يمكن تطبيق الدالة التحويلية Pedo-transfer function اعتمادا على بعض صفات التربة لتخمين صفات أخرى تتم بطريقتين الأولى إحصائية يمكن بها تخمين بعض صفات التربة ، أما الطريقة الثانية فهي ديناميكية يتم بواسطتها استخدام الصفات المخمنة للتربة في الطريقة الأولى كمدخلات في نظام محاكاة أو أنظمة محكمة ذات فائدة في أدارة التربة و الموارد المائية. تهدف الدراسة الحالية إلى محاولة تطبيق أكفأ أنموذج رياضي مبسط و سريع يعتمد على أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية لتخمين المنغنيز الكلي في الترب من خلال بعض صفاتها الفيزيائية والكيميائية.

مواد البحث وطرائقه :

تضمنت الدراسة 111 نموذج تربة جمعت من بيدونات اثنان وعشرون موقعا مختارا في وسط وشمالي العراق. 44 نموذج منها تمثل بيدونات مواقع بعشيقة– (1و2) و برطلة– (3 و4) والحمدانية– (5 و6) وسهل كركوك– (21 و22) في المنطقة الشمالية ، و67 نموذج أخرى تمثل بيدونات مواقع الدورة– 7 والسادة– 8 و المقدادية -9 وخراب– 10 والهاشمية-11 و طبرة-12 الصقلاوية– 13 وحضرموت– 14 و دواية– 15 ونهيرات- 16 وهيت- (17 و 18) و الراشدية– (19و20) في مناطق الوسط . قدرت بعض الصفات الفيزيائية والكيميائية لترب المواقع قيد الدراسة من التسلسل1 – 6 استنادا إلى Carter و Gregorich,(2008) ، بينما تم أستحصال قيم الصفات الفيزيائية والكيميائية ومحتوى المنغنيز الكلي لترب المواقع من التسلسل7– 22 اعتمادا على دراسات سابقة أجريت في هذه المناطق من قبل باغويطة (1983) و الجدوع (1990) الجدول (1). قدر المنغنيز الكلي في نماذج الترب كافة استنادا إلى Black ,(1965) بأخذ غرام واحد من نموذج التربة مطحونة و ممره من منخل قطر فتحاته 100 mish.

الجدول (1) : بعض الخصائص الفيزيائية والكيميائية وتركيز المنغنيز الكلي لترب الدراسة.

الموقع والتسلسل	تسلسل العينة	العمق سم	Clay	O. M	$CaCO_3$	EC $dS.m^{-1}$	pH	CEC سنتي مول.كغم$^{-1}$	المنغنيز الكلي ملغم. كغم$^{-1}$
			غم. كغم$^{-1}$						
بعشيقة 1	1	0-30	376	14.1	187	0.3	6.76	18.74	283.25
	2	30-60	452	10.7	330	0.4	6.86	31.23	205.50
	3	60-90	562	10.4	350	0.9	7.43	37.48	275.25
	4	90-120	525	10.1	310	0.6	7.54	40.6	312.50
	5	120-150	537	7.7	275	1	7.61	37.48	227.00
بعشيقة 2	6	0-30	350	16.8	210	0.8	7.43	18.74	313.75
	7	30-60	351	10.8	255	0.5	7.6	18.74	305.25
	8	60-90	582	8.7	400	0.4	7.63	40.75	377.75
	9	90-120	568	9	362	0.5	7.63	40.6	315.25
	10	120-150	562	7.4	365	0.6	7.61	38.7	435.50
برطلة 3	11	0-30	344	14.1	200	0.6	7.87	15.62	430.00
	12	30-60	349	12.4	280	0.4	7.88	15.62	468.75
	13	60-90	487	10.8	335	0.4	7.6	31.23	446.00
	14	90-120	531	8.1	275	0.5	7.51	40.6	453.50
	15	120-150	539	7.4	250	0.4	7.53	37.48	438.00
برطلة 4	16	0-30	249	12.8	205	0.4	7.45	12.49	453.50
	17	30-60	303	10.8	240	0.3	7.5	15.62	438.00
	18	60-90	508	9	340	0.4	7.53	37.48	422.25
	19	90-120	505	7.4	300	0.4	7.55	40.66	430.25
	20	120-150	507	7.3	175	0.4	7.56	40.6	440.25
الحمدانية 5	21	0-30	372	13.4	210	0.5	6.85	18.74	466.75
	22	30-60	385	11.4	250	1.1	6.83	18.74	470.00
	23	60-90	565	10.2	270	2	7.62	40.69	442.00
	24	90-120	562	7.3	235	1.4	7.05	40.6	458.75
	25	120-150	589	7.1	190	1.2	7.08	43.73	466.00
الحمدانية 6	26	0-30	384	14.1	280	0.3	6.97	21.86	485.75
	27	30-60	568	13.4	300	0.5	7.03	40.7	474.50
	28	60-90	565	9.7	330	0.3	7.15	40.6	460.75
	29	90-120	565	9	305	0.4	7.12	40.5	448.25
	30	120-150	590	8.4	295	0.3	7.21	43.71	450.50
الدورة 7	31	0-30	155	10.4	221	0.94	7.7	15,8	202.71
	32	30-60	145	6.1	247	1.25	7.4	15.6	199.48
	33	60-90	75	6.5	178	0.53	7.4	10.2	191.83
	34	90-120	165	1.4	179	1.48	7.75	14.6	183.16
	35	120-150	85	5.4	188	1,15	7.65	9.4	178.91
السادة 8	36	0-30	427	1	154	34.1	7.2	18.2	152.77
	37	30-60	427	7.7	272	8.81	7.2	19.6	158.32
	38	60-90	540	5.8	236	5.27	7.3	22.8	165.82
	39	90-120	407	4.7	217	5.85	7.4	18.8	175.43
	40	120-150	509	4.9	249	5.62	7.15	22.2	183.97
المقدادية 9	41	0-30	406	18.9	133	149.52	7.2	24.8	197.60
	42	30-60	395	9.3	369	13.05	7.4	25.2	198.05
	43	60-90	596	5.9	254	15.34	7.4	29.2	198.53
	44	90-120	705	5.4	194	42.8	7.5	32.6	199.09
	45	120-150	546	4.9	258	11.14	7.4	29	199.70

تتمة الجدول (1)

الموقع والتسلسل	تسلسل العينة	العمق سم	Clay	O. M	$CaCO_3$	EC $dS.m^{-1}$	pH	CEC سنتي مول.كغم$^{-1}$	المنغنيز الكلي ملغم. كغم$^{-1}$
			غم. كغم$^{-1}$						
خراب 10	46	0-30	555	9.68	167	113.6	7.3	34.8	211.22
	47	30-60	606	1.74	210	47.8	7.8	28.2	210.72
	48	60-90	759	4.32	219	19.9	7.5	29	209.96
	49	90-120	769	2.04	243	35.7	7.5	32	189.27
	50	120-150	788	2.25	266	16.24	7.2	33	183.27
الهاشمية 11	51	0-30	356	8	182	65.83	8	25.4	179.45
	52	30-60	305	11.2	203	13.89	8	23	184.39
	53	60-90	478	5.63	199	8.98	7.8	26.8	188.29
	54	90-120	151	1.04	160	4.83	8	16.6	190.24
	55	120-150	488	3.28	199	5.28	7.8	30.2	194.40
طيرة 12	56	0-30	284	10.1	203	10.81	7.8	25.2	141.30
	57	30-60	517	8.01	199	6.81	7.7	34	157.30
	58	60-90	456	8.34	204	6.01	7.5	31.2	172.34
	59	90-120	519	8.34	206	7.3	7.4	33.4	188.34
	60	120-150	396	7.64	202	7.18	7.4	30	209.14
الصقلاوية 13	61	0-30	297	14.8	157	177.3	7.2	22	177.68
	62	30-60	641	8.95	353	58.5	7.2	27.6	177.72
	63	60-90	651	7.27	245	44.7	7.2	20.8	177.77
	64	90-120	469	6.63	226	16.35	7.2	21.6	177.84
	65	120-150	398	6.1	236	18.57	7.4	19.2	177.92
حضرموت 14	66	0-30	574	15	334	1.05	8	33.4	202.35
	67	30-60	506	14.4	330	1.05	7.7	33	196.46
	68	60-90	367	4.32	300	0.99	7.5	30	190.86
	69	90-120	464	0.35	331	0.86	7.8	33.1	185.16
	70	120-150	435	3.82	311	2.62	7.5	31.1	179.27
الدواية 15	71	0-30	249	2.24	162	139.4	7.8	21.6	156.06
	72	30-60	320	2.34	234	35.81	7.8	23	157.98
	73	60-90	137	2.22	233	14.91	7.7	16.4	160.08
	74	90-120	554	2	214	13.41	7.5	30	161.66
	75	120-150	585	10	221	9.13	7.5	29	164.28
نهيرات 16	76	0-30	451	6.7	301	5.9	7.9	22.4	155.84
	77	30-70	464	7.5	282	24.4	7.8	23.4	152.21
	78	70-110	530	7.5	320	13.3	7.6	22.2	149.90
	79	110-150	540	13.4	322	14.5	7.7	20	147.92
هيت 17	80	0-30	250	12.7	163	1.3	7.6	23.2	530.00
	81	30-70	250	11	170	1.2	7.7	21.8	510.30
	82	70-110	280	9.7	170	0.8	7.9	18.4	466.30
	83	110-150	270	7.68	175	0.83	7.9	19.7	461.80
هيت 18	84	0-30	330	1.74	220	1.3	7.7	24.5	486.90
	85	30-70	340	4.32	240	0.87	7.6	20.8	480.30
	86	70-110	320	2.04	213	0.93	7.8	16.2	480.10
	87	110-150	320	2.25	278	1.25	7.8	18.3	474.30
الراشدية 19	88	0-30	300	7.5	167	1.3	7.8	23.7	721.30
	89	30-60	320	8.3	210	0.88	7.9	24.7	686.10
	90	60-90	350	6.7	219	0.81	8.2	20.5	641.80
	91	90-120	300	5	243	0.75	8.2	23.1	678.70
	92	120-150	250	5	266	0.56	8.3	18	669.20

تتمة الجدول (1)

الموقع والتسلسل	تسلسل العينة	العمق سم	Clay	O. M	$CaCO_3$	EC $dS.m^{-1}$	pH	CEC سنتي مول.كغم$^{-1}$	المنغنيز الكلي ملغم. كغم$^{-1}$
			غم. كغم$^{-1}$						
الراشدية 20	**93**	0-30	310	15	182	0.96	8	28.4	641.20
	94	30-60	360	10	203	0.96	8	26.5	620.80
	95	60-90	300	13.5	199	0.6	8.2	23.8	559.40
	96	90-120	230	8.3	160	0.97	8.2	21. 9	617.90
	97	120-150	230	6.7	199	0.9	8.2	24.1	579.40
سهل كركوك 21	**98**	0-30	290	21	203	1.06	7.6	23.3	639.40
	99	30-60	400	13.5	199	1.27	7. 6	28.2	560.20
	100	60-90	400	8.3	204	1.96	7. 5	29.3	492.70
	101	90-120	290	8	206	1.98	7. 5	23.8	448.10
	102	120-150	250	5	202	2.1	7.6	22.5	435.70
	103	150-175	240	5	157	1.95	7.6	21.1	465.20
	104	175-200	250	3.5	353	2.15	7.9	22. 8	417.20
سهل كركوك 22	**105**	0-30	330	21.5	245	1	7.8	23.1	611.30
	106	30-60	410	36.5	226	0.97	7.9	26.9	536.20
	107	60-90	500	16	236	0.9	7.6	31.2	548.90
	108	90-120	430	8.5	334	1.15	7.8	29.4	514.10
	109	120-150	400	7.5	330	1.06	7.8	27.9	465.50
	110	150-175	370	6.7	300	0.66	7.8	26.2	511.80
	111	175-200	420	5	331	0.8	7.8	28.1	512.10

هضمت العينة بإضافة 10 مل حامض البيروكلوريك $HClO_4$ $9M$ على سخان لحين خروج أبخرة كثيفة وأصبح لون التربة أبيضا شاحبا. وبعد ترك معلقات الترب لتبرد ، أضيف إليها 15 مل ماء مقطر لا أيوني، ثم ترشيحها باستخدام ورق ترشيح مغسول لثلاث مرات بحامض الهيدروكلوريك HCl $6.5M$. وأخيرا تم قياس تركيز المنغنيز الكلي في المستخلص النهائي لنماذج لترب باستخدام جهاز الامتصاص الذري Atomic absorption. تم اعتبار قيم تراكيز المنغنيز الكلي المقدرة هذه هدفا رئيسيا للشبكة العصبية الاصطناعية المقترحة واعتبار قيم صفات التربة (التوصيل الكهربائي Electrical conductivity و المادة العضوية Organic matter والسعة التبادلية الكاتيونية CEC ومحتوى الطين Clay وكربونات الكالسيوم $CaCO_3$ والدالة الحامضية pH) كمدخلات للشبكة العصبية. تم تنفيذ أنموذج الشبكة العصبية باستخدام (NN-tool box) كإحدى أدوات الحزمة البرمجية MATLAB لسرعتها العالية في التنفيذ ومعالجة بيانات الدراسة فضلا عن تضمنها عدة دوال تفعيليه مع تطبيقاتها ، كما أنها تسمح بالتعامل مع المصفوفات بسرعة وسهولة، وبما يتصل بالمشكلة وصياغتها تم تطبيق أنموذج الشبكة العصبية باستخدام أسلوب خوارزمية التدريب للانتشار العكسي لحساب الخطأ الناتج من الفرق بين قيم المخرجات الفعلية للشبكة العصبية و بين قيم الهدف التي تمثل القيم الحقيقية للمنغنيز الكلي والمقدرة وفقا لما سبق. تم تحديد بناء الشبكة العصبية المستخدمة بطبقة واحدة من المدخلات و المتكونة من ستة عصبونات بعدد المتغيرات المؤثرة على قيم المنغنيز الكلي في التربة وتتضمن صفات التربة أعلاه في حين اقتصرت طبقة المخرجات على طبقة واحدة بعصبون منفرد يمثل قيم المنغنيز الكلي للترب. أما الطبقة الخفية للشبكة العصبية المقترحة فقد كان فيها عدد العصبونات بعدد قيم المتغيرات المدخلة ، كما تم تحديد دوال التفعيل في كل طبقة و كانت دالة التفعيل للطبقة الخفية نوع Tan-sigmoid transfer function و لطبقة المخرجات نوع Linear transfer function. ينقسم عمل الوحدة العصبية الاصطناعية إلى مرحلتين ، ففي المرحلة الأولى يتم معالجة المدخلات بضرب كل مدخل مفرد بوزن معين (IW) ثم يتم جمع المدخلات الموزونة و يضاف إليها عامل انحياز (b) لضمان الحصول على قيمة موجبة للمرحلة الأولى الذي يعجل في الاقتراب من الحل المنشود (McClendon و Hoogenboom, 1996) ويعبر عنها بالمعادلة الآتية :

$$Net = \sum_{i=1}^{i=q} IW \times Pi + b \quad \ldots\ldots\ldots \quad (1)$$

حيث Net : ناتج المرحلة الأولى IW : أوزان المدخلات الابتدائية ، P : المدخلات ، b : عامل الانحياز ، q : عدد المدخلات .

وتتولى المرحلة الثانية معالجة مخرجات المرحلة السابقة وهي دوال رياضية تدعى دوال التفعيل Activation function وفق المدى المحدد لكل نوع منها لينتج عنها مخرجات يعبر عنها بالمعادلة الآتية :

$$Output = F(Net) = a \quad \ldots\ldots\ldots \quad (2)$$

وهناك عدد من دوال التفعيل ذات الوظائف المختلفة وكل منها تصلح لنوع معين من التطبيقات اعتمادا على المدى المحدد لها وفيما يأتي بعض الدوال المستخدمة في البحث :

1- دالة سيجمويد لظل الزاوية Tan-sigmoid transfer function وهي مشابهة لدالة سيجمويد اللوغاريتمية ولها ذات المزايا من حيث الانسيابية إلا أن قيم المخرجات تكون بمدى يتراوح بين (1 و1-) (Demuth و Beale ,2002) و معادلتها هي :

$$F(Net) = \frac{2}{1-e^{(-Net)}} - 1 \quad \ldots\ldots\ldots\ldots \quad (1)$$

2- الدالة الخطية Linear transfer function و فيها قيم المخرجات أقل أو أكبر من (صفر) لذا تسمى دالة التصفير الثنائي (Wasserman ,1989) ومعادلتها هي :

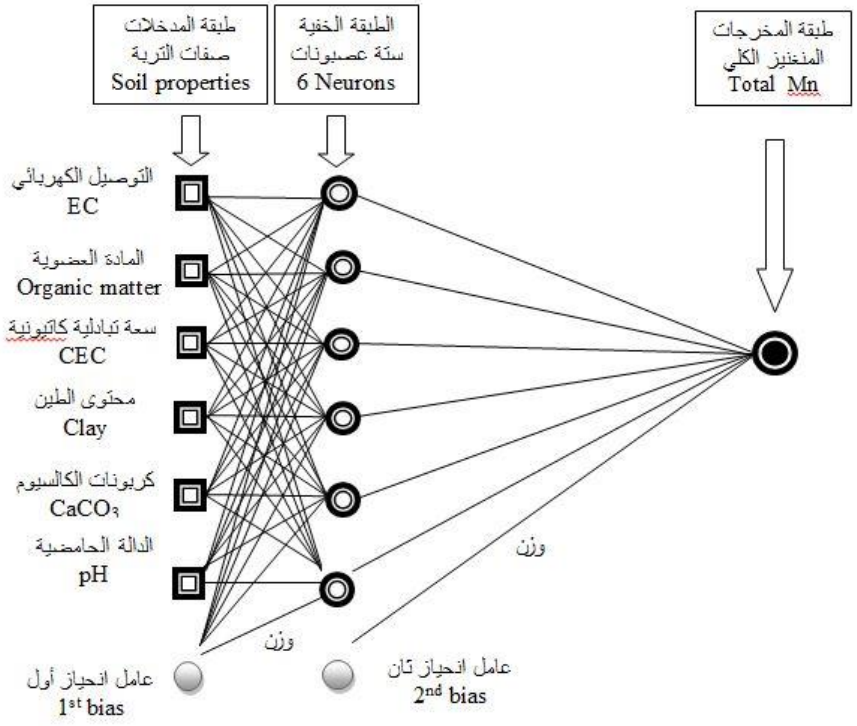
$$F(x) = x \quad for\ all\ x \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (2)$$

النتائج والمناقشة :

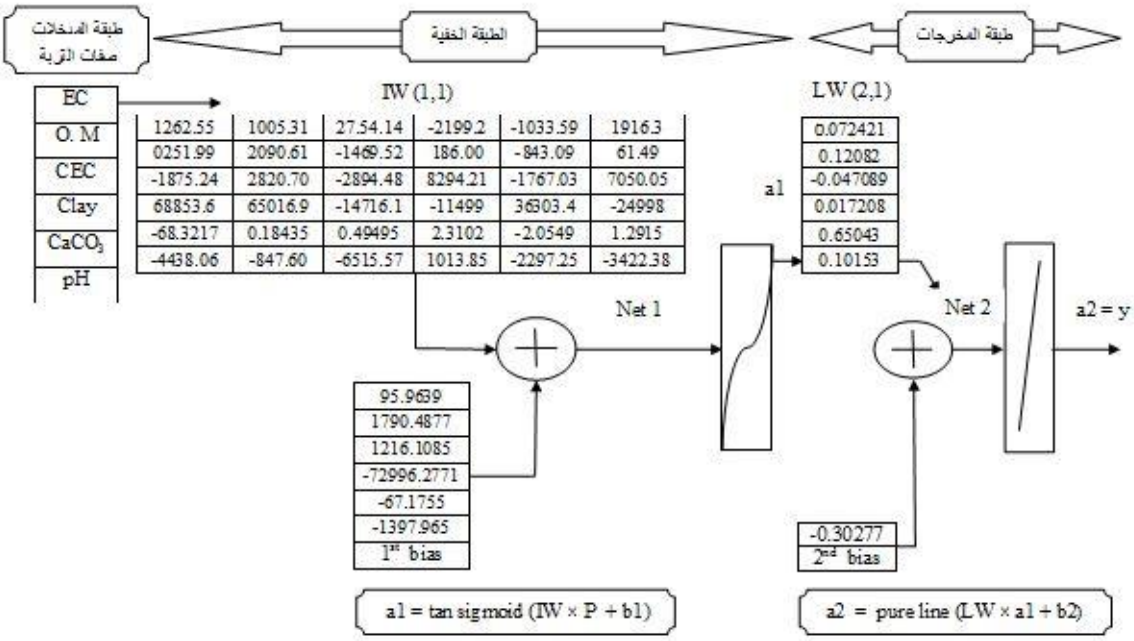
تم في هذه الدراسة تطبيق أنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية لتخمين المنغنيز الكلي في الترب قيد الدراسة باستخدام أسلوب خوارزمية التعليم للانتشار العكسي للخطأ Back error networks propagation . وقد تم تدريبها على سلسلة من المدخلات التي يرافقها مخرجات مرتبطة بها بأشراف Super learning algorithms وهي من أكثر الطرائق شيوعا في تدريب الشبكات العصبية الاصطناعية (Jain و Sing ,2003) إذ تعمل هذه الخوارزمية على حساب الخطأ الناتج من الفرق بين قيم المخرجات الفعلية للشبكة العصبية الاصطناعية Output وبين القيم المأمولة أي الهدف Target و التي تمثل القيم الحقيقية للمنغنيز الكلي والمقدرة بطريقة الاستخلاص في حامض البيروكلوريك استنادا إلى Black ,(1965) إذ أن الفرق بين قيم المخرجات و قيم الهدف يمثل أشارة الخطأ ومن ثم تعمل على انتشار القيم الناتجة عن هذا الخطأ في جميع روابط الشبكة من أجل تحديث قيم الأوزان أبتداءا من طبقة المخرجات باتجاه طبقة المدخلات. في حين تتم أعادة تغذية الشبكة به لغرض تعديل أوزان الشبكة والحصول على أقل قيمة ممكنة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) وأقل قيمة لمتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE). أن أشارة الخطأ الحاصلة يتم تعديلها بعد كل دورة تدريب Epoch إلى أن تصل قيمة الخطأ أو عدد محاولات التدريب إلى القيمة المحددة مسبقا من قبل المدرب وعندئذ يتوقف التدريب حسب شرط أنموذج الشبكة. والشكل (1) يمثل بناء و تركيب الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة وهي من شبكات الانتشار العكسي للخطأ المتضمنة طبقة واحدة للمدخلات هي صفات التربة (التوصيل الكهربائي EC والمادة العضوية.O.M و السعة التبادلية الكاتيونية CEC ومحتوى الطين Clay و كربونات الكالسيوم $CaCO_3$ والدالة الحامضية pH) في 111 عمود تمثل عدد نماذج الترب قيد الدراسة التي جمعت من 22 موقعا في مناطق وسط وشمالي العراق الجدول (1) وقد تم إدخال هذه البيانات على شكل مصفوفة تتكون من ستة صفوف واقتصرت طبقة المخرجات على طبقة واحدة بعصبون منفرد تمثل قيمة المنغنيز الكلي وفي 111 عمود أيضا، كل عمود يشير إلى قيمة المنغنيز الكلي لكل نموذج تربة لمواقع الدراسة. أما الطبقة الخفية للشبكة كان فيها ستة عصبونات وهي بعدد قيم المتغيرات المدخلة.. ويشير الشكل (2) إلى نوعية الدوال التفعيلية المستخدمة في كل طبقة حيث كانت دالة التفعيل في الطبقة الخفية نوع Tan-sigmoid transfer function وبستة عصبونات أيضا مساويا لعدد المتغيرات في طبقة المدخلات.

أما دالة التفعيل المستخدمة لطبقة المخرجات فكانت نوع Linear transfer function، ويشير الشكل (2) أيضا إلى الأوزان التي تم الحصول عليها IW وLW. في الطبقة الخفية وطبقة المخرجات على التوالي وللتعرف على أكفأ نموذج رياضي تم استخدام خوارزميات تدريب مختلفة من ناحية بناءها الرياضي والمتغيرات الواجب تعريفها قبل البدء بالتدريب هي Gradient descent back propagation (GD), Scaled conjugate gradient back propagation (SCG), Gradient descent with momentum weight and bias function (GDM), Levenberg marquardt back propagation (LM) الهدف من هذه العملية هو أمكانية الحكم على أداء ومواءمة كل خوارزمية بناءا على سرعة وصولها إلى الهدف بأقل خطأ قياسي(Std error) و أقل قيمة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) و أقل قيمة لمتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) وأعلى معامل ارتباط (r) لدورات تدريب ثابتة العدد Epochs ، وكان اختيار خوارزمية التدريب Levenberg marquardt back propagation (LM) قد أعطى أفضل أداء للشبكة العصبية المقترحة لدورات تدريب ثابتة مقدارها 100 دورة ، كذلك استخدام دالة التفعيل Tan-sigmoid transfer function. في الطبقة الخفية مع أتباعها بدالة التفعيل نوعLinear transfer function في طبقة المخرجات كانت هي الأفضل وبالتالي هذا الاختيار الأمثل للخوارزمية (LM) و دوال التفعيل آنفة الذكر أعطى أقل قيمة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE=50.31) و أقل متوسط للنسبة المئوية للخطأ المطلق

(MAPE=8.6%) وأقل قيمة للخطأ القياسي (Std error=53.33) و أعلى معامل ارتباط (r=0.92) بعد أتمام 100 دورة تدريب للتعرف على كفاءة أداء الشبكة العصبية بعد أتمام عملية تدريبها.



الشكل (1) : أنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية لتخمين المنغنيز الكلي في التربة.



الشكل (2) : انموذج الشبكة العصبية الاصطناعية الت تم بناؤها ونوعية الدوال التفعيلية

والجدول (2) يوضح بيانات أعداد وقيم المنغنيز الكلي الحقيقي و المنغنيز الكلي المخمن باستخدام تحليل الانحدار الخطي المتدرج و الشبكات العصبية باستخدام حزمة برمجيات MATLAB و الموزعة عشوائيا على مجاميع التدريب والتحقق و الاختبار كما يأتي :

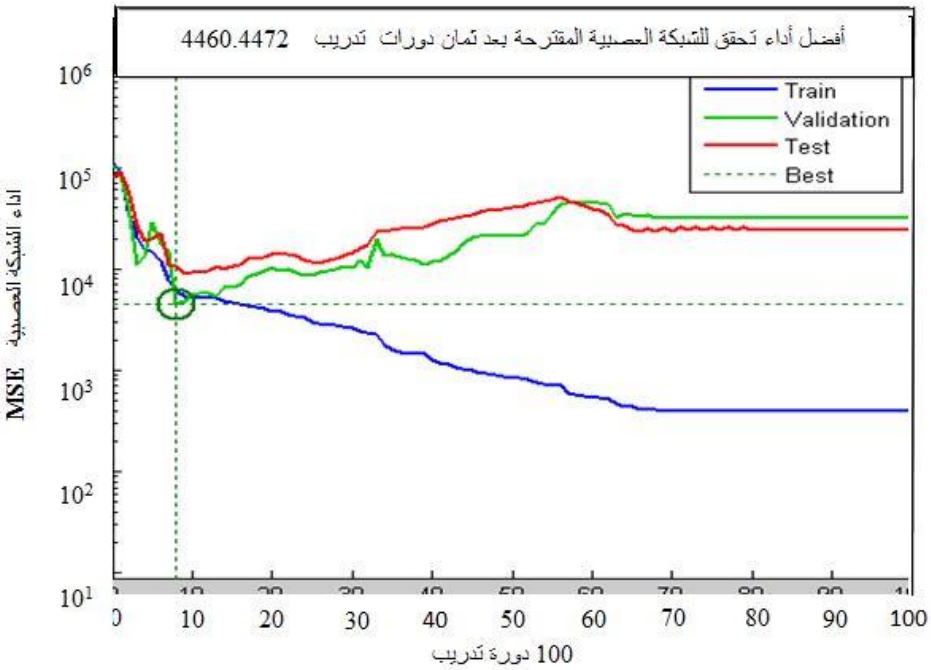
1- **مجموعة التدريب Training group** للشبكة العصبية الاصطناعية المقترحة و قد اشتملت على 29 نموذج للمنطقة الشمالية و48 نموذج لمناطق وسط العراق أي بمجموع 77 نموذج على شكل مصفوفة من ستة صفوف تمثل (أعداد المتغيرات) و77 عمودا (أعداد النماذج) واعتبرت هذه المصفوفة بيانات المدخلات input للشبكة العصبية. أما فيما يخص بيانات المخرجات output أو الهدف (المنغنيز الكلي) ، فقد تم إدخالها بعد تمثيلها بشكل مصفوفة متكونة من صف واحد و 77 عمود أيضا. يتضمن تدريب الشبكة العصبية في هذه المجموعة ثلاث مراحل هي مرحلة التغذية الأمامية ومرحلة الحساب للخطأ و مرحلة الانتشار العكسي ومرحلة الحساب للخطأ و مرحلة الانتشار العكسي للخطأ المتعلق بالهدف، والمرحلة الثالثة تشمل تحديث الأوزان وعوامل الأنحيازات ، ثم يعاد التدريب على مجموعة التدريب مئات المرات لحين الحصول إلى أقل قيمة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) و أقل قيمة لمتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) أو التوصل إلى نتائج مقاربة للقيم الموجودة في مصفوفة الهدف، و تتضح كفاءة الشبكة العصبية مجموعة التدريب مئات المرات لحين الحصول إلى أقل قيمة لجذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) وأقل قيمة لمتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) أو التوصل إلى نتائج مقاربة للقيم الموجودة في مصفوفة الهدف، و تتضح كفاءة الشبكة العصبية في مقدار نسبة الانجاز إذ وصل أفضل أداء لها عند الدورة الثامنة هو 4460.4472 مما يدل على كفاءة التدريب للشبكة العصبية لتحقيق الهدف في دورات تدريب قليلة الشكل (3).

الجدول (2) : قيم المنغنيز الكلي الحقيقي و المخمن باستخدام تحليل الانحدار الخطي المتدرج و الشبكات العصبية الاصطناعية.

الموقع	ت	منغنيز كلي (الحقيقي)	منغنيز كلي (المخمن) باستخدام تحليل الانحدار	منغنيز كلي (المخمن) باستخدام الشبكات العصبية
		ملغم. كغم$^{-1}$		
بعشيقة 1	1	283.25	347.918	457.341**
	2	205.50	290.771	643.226***
	3	275.25	340.991	329.510 *
	4	312.50	409.722	430.669 *
	5	227.00	383.296	299.107***
بعشيقة 2	6	313.75	438.511	338.552**
	7	305.25	354.878	357.535 *
	8	377.75	326.610	390.346 *
	9	315.25	358.174	395.211 *
	10	435.50	323.002	357.731 *
برطلة 3	11	430.00	436.264	430.181 *
	12	468.75	363.479	364.084 *
	13	446.00	351.379	399.419 *
	14	453.50	404.056	461.273**
	15	438.00	388.932	323.168 *
برطلة 4	16	453.50	383.132	477.570**
	17	438.00	347.450	425.716 *
	18	422.25	358.740	400.199 *
	19	430.25	392.216	419.728 *
	20	440.25	472.795	469.986**
الحمدانية 5	21	466.75	333.879	461.342**
	22	470.00	276.498	468.558***
	23	442.00	429.715	376.607 *
	24	458.75	362.517	499.640***
طبرة 12	56	141.30	419.657	159.414 *
	57	157.30	451.093	149.931 *
	58	172.34	361.988	198.813***
	59	188.34	289.260	157.915 *
	60	209.14	332.623	224.356 *
صقلاوية 13	61	177.68	-2.348	173.406 *
	62	177.72	55.535	218.263 *
	63	177.77	109.629	179.572***
	64	177.84	251.472	170.985 *
	65	177.92	256.025	171.136 *
حضرموت 14	66	202.35	426.696	195.626 *
	67	196.46	343.093	288.671 *
	68	190.86	349.593	210.039 *
	69	185.16	344.069	159.386 *
	70	179.27	311.312	116.194***
الدواية 15	71	156.06	208.522	173.431 *
	72	157.98	389.744	204.664 *
	73	160.08	318.304	128.798 *
	74	161.66	235.569	159.803 *
	75	164.28	260.369	156.406 *
نهيرات 16	76	155.84	230.307	157.205***
	77	152.21	193.893	168.430 *
	78	149.90	149.120	155.731 *
	79	147.92	128.117	173.120 *

	482.746 *	408.055	466.00	25		576.676 *	468.105	530.00	80	هيت 17
الحمدانية 6	487.279 *	327.990	485.75	26		519.248***	424.104	510.30	81	
	443.713 *	392.143	474.50	27		363.276 *	415.225	466.30	82	
	435.428 *	341.082	460.75	28		440.172 *	429.513	461.80	83	
	477.748***	345.309	448.25	29		535.176 *	461.699	486.90	84	هيت 18
	473.810 *	369.448	450.50	30		419.003**	405.062	480.30	85	
الدورة 7	207.246 *	421.368	202.71	31		477.379 *	275.577	480.10	86	
	215.628 *	324.110	199.48	32		375.331 *	315.615	474.30	87	
	175.905***	358.226	191.83	33		587.062 *	418.258	721.30	88	الراشدية 19
	259.801 *	333.311	183.16	34		659.669 *	444.764	686.10	89	
	247.789***	353.010	178.91	35		641.124**	411.694	641.80	90	
السادة 8	175.470 *	157.809	152.77	36		705.541*	429.557	678.70	91	
	175.470 *	229.918	158.32	37		658.583***	407.493	669.20	92	
	174.201**	237.020	165.82	38		571.660**	576.469	641.20	93	الراشدية 20
	186.010 *	257.436	175.43	39		604.928***	467.570	620.80	94	
	174.646**	207.351	183.97	40		587.563 *	529.168	559.40	95	
المقدادية 9	173.478 *	169.673	197.60	41		652.938 *	470.362	617.90	96	
	192.531**	246.490	198.05	42		564.744 *	453.129	579.40	97	
	163.202 *	242.051	198.53	43		624.037**	571.656	639.40	98	سهل كركوك 21
	176.146 *	211.692	199.09	44		542.764***	476.465	560.20	99	
	136.088***	251.575	199.70	45		463.085 *	383.028	492.70	100	
خراب 10	175.041**	191.537	211.22	46		455.564**	347.494	448.10	101	
	176.668 *	252.866	210.72	47		455.023 *	320.244	435.70	102	
	209.869 *	201.950	209.96	48		406.999 *	392.745	465.20	103	
	177.816**	150.505	189.27	49		504.643 *	415.532	417.20	104	
	193.518 *	169.811	183.27	50		611.380**	592.201	611.30	105	سهل كركوك 22
الهاشمية 11	174.713 *	323.373	179.45	51		540.581 *	775.341	536.20	106	
	169.965 *	334.996	184.39	52		575.192 *	499.700	548.90	107	
	167.286***	333.457	188.29	53		487.409 *	423.257	514.10	108	
	220.633 *	389.479	190.24	54		511.572 *	392.611	465.50	109	
	209.337 *	339.170	194.40	55		567.530 *	426.574	511.80	110	
						482.341 *	411.376	512.10	111	

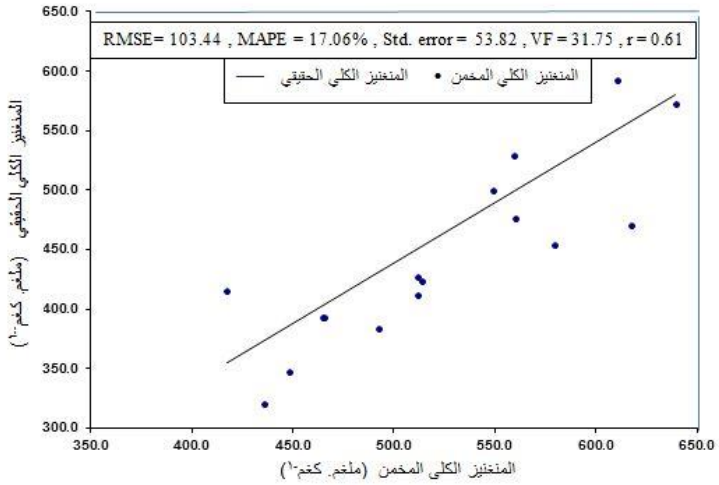
* مجموعة التدريب 77 نموذج ، ** مجموعة التحقق 17 نموذج ، *** مجموعة ألاختبار 17 نموذج .



الشكل (3) : تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية المقترحة باستخدام خوارزمية Levenberg marquardt (LM)

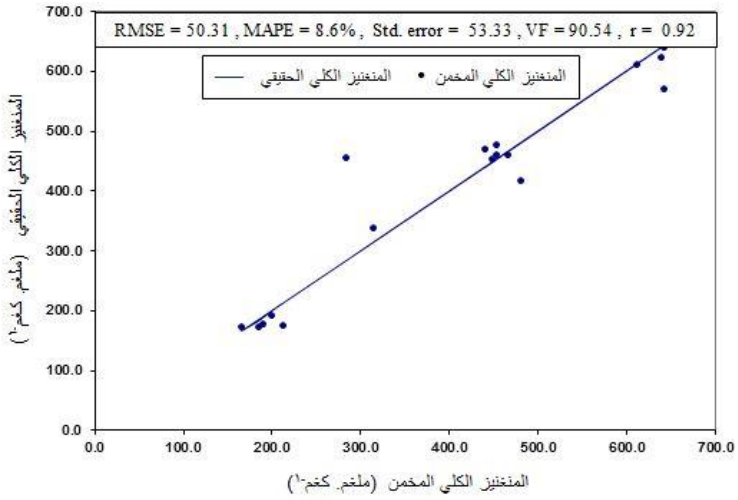
2- مجموعة التحقق Validation group لاختبار تدريب الشبكة العصبية المقترحة والتي اشتملت على 17 نموذج تربة (أعداد النماذج) منها 9 نماذج للمنطقة الشمالية و 8نماذج للمنطقة الوسطى على شكل مصفوفة ستة صفوف (أعداد المتغيرات) علما أن هذه المجموعة التي تم استخدامها لتحقيق أفضل أداء للشبكة العصبية لم تكن داخلة ضمن مجموعة التدريب.

3- مجموعة الاختبار Test group فقد كانت مرحلة واحدة فقط هي مرحلة الانتشار الأمامي و تضمنت 17 نموذج تربة منها 6 نماذج للمنطقة الشمالية و 11 نموذج للمنطقة الوسطى تم استخدامها لغرض التأكد من التوافق الأدنى لمجموعتي التدريب والتحقق. أن أجراء عمليتي التحقق والاختبار هي لغرض منع حدوث مبالغة في التدريب للشبكة المقترحة لغرض منع حدوث مبالغة في التدريب للشبكة المقترحة بغية الوصول إلى الأوزان التي تربط مدخلات الشبكة بمخرجاتها بأمثل توافق ، حيث تكون مجموعة التحقق مرشدة للشبكة خلال مرحلة التدريب ، وعند زيادة جذر متوسط مربع الخطأ (RMSE) ومتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) لأداء مجموعة التحقق ولعدد من الدورات التكرارية يتم عند تلك النقطة توقف التدريب حيث أن تقليل الخطأ لمجموعة التحقق يتزامن مع مجموعة التدريب منذ البداية وبعد مرور مدة من الوقت يبدأ الخطأ بالازدياد لمجموعة التحقق مما يؤدي إلى المبالغة في التدريب وبالتالي توقف التدريب. عند هذه النقطة يحدث توافق أدائي أمثل للشبكة العصبية يتم فيها استرجاع ترابطات الأوزان و عوامل الأنحيازات (Hristev, 1998). تم أجراء تحليل الانحدار لإيجاد التوافق الخطي بين مخرجات الشبكة المقترحة وبيانات المغنيز الكلي الحقيقية لمجموعة نماذج التحقق غير الداخلة ضمن مجموعة التدريب وعند استخدام تحليل الانحدار الخطي المتدرج Stepwise multiple linear regression لدراسة تأثير صفات التربة في قيم المغنيز الكلي المخمن لنماذج ترب الدراسة وقد وجد أن جذر متوسط مربع الخطأ (RMSE=103.44) ومتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE=17.06%) و الخطأ القياسي (Std.error=53.82) وعامل التحقق (VF=31.75) و علاقة الارتباط (r=0.61) بين القيم الحقيقية و المخمنة للمغنيز الكلي الشكل (4) ، بينما كانت قيم جذر متوسط مربع الخطأ (RMSE=50.3) و متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE=8.6%) وقيمة الخطأ القياسي (Std.error=53.3) وعامل التحقق (VF=90.5) و علاقة الارتباط (r=0.92) باستخدام أنموذج الشبكة العصبية الشكل (5). وتبين من مخرجات الشبكة العصبية المقترحة باستخدام حزمة برمجيات MATLAB الشكل (6)أن علاقة الارتباط لكل من مجموعة التدريب والتحقق و الاختبار و تحليل البيانات الكلية وصلت (r=0.88) و (r=0.92) و (r=0.85) و (r=0.88) على التوالي إذ يتضح مدى كفاءة أنموذج الشبكة للعصبية الاصطناعية في تخمين المغنيز الكلي اعتمادا على صفات التربة وهي (التوصيل الكهربائي والمادة العضوية والسعة التبادلية الكاتيونية ومحتوى الطين وكربونات الكالسيوم والدالة الحامضية) مقارنة بتحليل الانحدار الذي ورد في الشكل (4) .

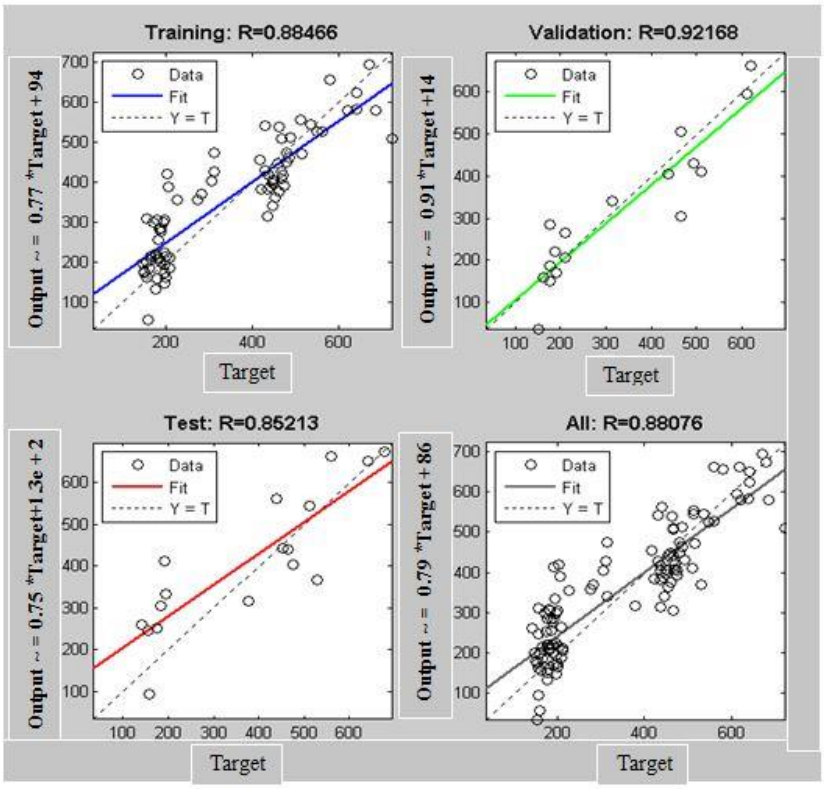


الشكل (4) : احتمالية توزيع المغنيز الكلي (المخمن) حول خط انحدار المغنيز الكلي (الحقيقي) باستخدام معادلة الانحدار الخطي المتدرج Stepwise multiple linear regression ومعايير كفاءة المعادلة.

كما يلاحظ مدى الموائمة العالية بين القيم الحقيقية و المخمنة للمنغنيز الكلي للترب باستخدام الشبكة العصبية المقترحة وخصوصا في مجموعة التحقق أذ كان مقدار التشتت قليلا جدا بين القيم الحقيقية والمخمنة للمنغنيز الكلي اعتمادا على الصفات أعلاه. نستنتج من الدراسة الحالية أن شبكة الانتشار العكسي للخطأ Back error networks propagation كأنموذج للشبكة العصبية الاصطناعية المقترحة كانت هي الأكفأ و الأسهل في تخمين المنغنيز الكلي في ترب الدراسة .



الشكل (5) : احتمالية توزيع المنغنيز الكلي (المخمن) حول خط انحدار المنغنيز الكلي (الحقيقي) باستخدام أنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ذات 100 دورة تدريب مع مدخلات التحقق و معايير كفاءة الأنموذج.



الشكل (6) : تحليل الانحدار الخطي المندرج Stepwise multiple linear regression لمخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية

المصادر:

باغويطة ، حسين عوض عبد الله (1983). توزيع بعض العناصر النادرة في بعض الترب الرسوبية في العراق. رسالة ماجستير، كلية الزراعة ، جامعة بغداد.

الجدوع ، عبد الكريم حمود (1990). حالة الزنك ، النحاس ، المنغنيز و الحديد في بعض الترب العراقية ومفصولاتها. أطروحة دكتوراه، كلية الزراعة ، جامعة بغداد.

Abd-Elrazek, M.; M. F. Choneim ; G. S. El-Gharably and K. Abd-Ellah (1984). Micronutrient status in soils of upper Egypt. 4. Manganese. Journal of Agricultural Sciences Ass. Uni. Vol. 15 (3).

Ahnert, A. and C. Borowiski (2000). Environmental risk assessment of anthropogenic activity in the deep sea. Journal of Aquatic Ecosystem Stress and Recovery 7 (4) : 299 - 315.

Aubert, H, and M. Pinta (1977). Trace elements in soils. Elsevier So. Pub. Co. Amsterdam.

Black, C. A. (1965). Methods of Soil Analysis. Part II Agronomy American Society. Inc. Pub. Madison, Wisconsin. USA.

Carter, M. R. and E. G. Gregorich (2008). Soil Sampling and Methods of Analysis 2nd edition. Canadian Society of Soil Science. Canada.

Demuth, H. and M. Beal (2002). Neural Network Tool Box for Use with Matlab. The Math work Inc., MA. USA.

Hristev, R. M. (1998). The Artificial Neural Networks Book. Published by Niranjan Desai B. Tech-Computer Science. Amity University, DUBAI.

Jain, S. K. and V. P. Sing (2003). Application of Artificial Neural Networks to Water Resources. Water and Environmental International Conference from 15 - 18 December Bhopal. M. P., India.

Joshi, D. C.; R. P. Dhir and B. S. Gupta (1981) .Forms of iron and manganese in some soils of arid regions of Rajasthan, Indian Society of Soil Sciences. 29 (4): 462 - 468.

Levinson, A. A. (1980). Introduction to Exploration Geochemistry, 2nd edition, Wilmette, Illinois, USA. 924 p.

McClendon,, R. W. and I. S. Hoogenboom (1996). Optimal Control and Neural Network Applied to PEANUT Irrigation Management. Transactions of the ASAE, vol. 39(1) : 275 - 279.

Mohamad, I. J. (1988). Chemical behavior of zinc, copper and other selected nutrient elements in some Iraqi arid soils .Ph.D thesis. State Univ. of Chant, Belgium.

Nazemi, A. ; H. Poorkhadem ; R. Mohammed ; T. Akbarzade and S. M. Husseini (2003). Evolutionary Neural Network Modeling for Describing Rainfall Runoff Process. Hydrology Days 224 - 235.

Rai C. and K. K. Klindworth (2000). Neural Networks for Agricultural Vulnerability Assessment of Rural private Wells. Journal of Geo-technical and Geo-environmental Engineering. vol. 128 (9) : 785 - 793.

Reuter, D. J. (1998). Developing indicator for monitoring catchment Health the challenges. Australian journal Experimental Agriculture. 38 : 637 - 648.

Trajkovic, S. ; B. Todorvic and M. Stankovic (2003). Forecasting of Reference Evapo-transpiration by Artificial Neural Networks. Journal of Irrigation & Drainage Engineering, ASCE, vol. 129(6) 454 - 457.

Wasserman, . D. (1989). Neural Computing Theory and Practice.. Anderson, J. A. and Rosenfeld E. Neuro Computing, MT Press. Van. Nostrand Reinhold: New York. USA.