

## تقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة لمياه الري باستخدام منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة

محمد عبد العزيز السليمان<sup>١</sup> ، عبد الواحد محمد أبوكرامة<sup>٢</sup> ، سمر محمد الطاهر محمد<sup>٢</sup>

١. كلية المجتمع بحريملاء، جامعة شقراء، ص.ب. ٣٠٠، حريملاء ١١٩٦٢، المملكة العربية  
السعودية

٢. معهد بحوث الهندسة الزراعية، مركز البحوث الزراعية، الدقى ، جيزة، مصر

### المستخلص

هناك مؤشرات رقمية تدل على صلاحية مياه الري للزراعة لمنطقة ما. من هذه المؤشرات تركيز مجموع الأملاح الذائبة، حيث تتحدد نوعية المحاصيل الممكن زراعتها بناء على مستوى هذا التركيز، لما له من تأثير على إنتاجية المحاصيل. هذا التركيز يتم تحديده معملياً أو من خلال علاقات تجريبية كدالة في التوصيل الكهربى لمياه الري. وفي أحيان كثيرة يتم استخدام معادلات تجريبية لا تعبر عن الوضع الفعلي للمياه. لذا في هذا البحث تم توظيف منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة ( Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems; ANFIS) في تقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة لمياه الري من الآبار في منطقة حريملاء بالمملكة العربية السعودية. وتستخدم المنظومة المقترحة تقنية المنطق الضبابي في صياغة القواعد (Rules) التي توضح تأثير العوامل مجتمعة على تركيز مجموع الأملاح الذائبة لمياه الري. استخدم نموذج سيجينو (Sugeno) من الرتبة الأولى للمنظومة لاشتقاق دوال العضوية (Membership functions) وقواعد إذا-فإن (IF-Then) بمساعدة البرنامج الرياضي الماتلاب (MATLAB). بينت النتائج إمكانية المنظومة المطورة لتخمين تركيز مجموع الأملاح الذائبة من قياسات الأس الهيدروجيني، تركيز الكالسيوم، تركيز المغنسيوم، تركيز النترات، تركيز الحديد في المياه. استخدم معامل التحديد ( $R^2$ ) ومقدار الخطأ النسبي لتقييم أداء المنظومة. حيث بلغت القيمة المحسوبة لمعامل التحديد ٠,٩٠٧٥، وقيمة مقدار الخطأ النسبي ٢,٩٧٢٪ لبيانات اختبار المنظومة. وللمقارنة مع منظومة ANFIS، تم استخدام تحليل الانحدار الخطي المتعدد للتنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة في عينة مياه من خلال نفس العناصر الكيميائية للمقارنة، وبينت النتائج أن الخطأ النسبي بين القيم الفعلية والقيم المقدرة لتركيز مجموع الأملاح الذائبة قيمته - ١٥,٧٨٩٪ في حالة التنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة بمعادلة

الانحدار الخطي المتعدد، وهو أكبر بالمقارنة مع الخطأ النسبي من منظومة ANFIS. وتحتاج منظومة ANFIS في البداية لغرض بنائها ومعايرتها إلى قياسات فعلية للأس الهيدروجيني، تركيز الكالسيوم، تركيز المغنسيوم، تركيز النترات، وتركيز الحديد في المياه وتركيز مجموع الأملاح الذائبة المقابلة، ثم تقوم منظومة ANFIS المعايرة بتخمين قيمة هذا التركيز لعينات مياه من آبار أخرى، بشرط أن قياسات هذه التراكيز في عينة المياه تكون داخل المدى من القراءات المستخدمة في بناء وتطوير المنظومة. ولقد أظهرت النتائج أن القيم المقدرة من منظومة ANFIS المقترحة كانت قريبة جدًا من القيم الفعلية، وبالتالي فإنه من الممكن استخدامها في تقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة وكنظام مساعد في إدارة مياه الري.

**كلمات مفتاحية: تركيز مجموع الأملاح الذائبة، مياه الري، المنطق الضبابي،**

**منظومة ANFIS.**

### المقدمة

تعتبر المملكة العربية السعودية من الدول الواقعة بالإقليم المناخي الجاف و شبه الجاف، ذات الموارد المائية المحدودة، حيث تشكل المياه لجوفية أكثر من ٩٠ ٪ من المياه المستخدمة في الأغراض الزراعية بالمملكة. وتكمن أهمية دراسة نوعية مياه الري تحت ظروف المناطق الجافة بسبب احتوائها على تراكيزات مختلفة من الأملاح الذائبة، و التي قد يترتب عليها العديد من المشاكل للزراعة الإروائية كنتيجة مباشرة لتراكم الأملاح في التربة من الماء المضاف. و تزداد حدة هذه المشكلة بزيادة درجة ملوحة ماء الري مما قد يؤثر سلبا على إنتاجية المحاصيل المنزرعة. و يحدد التحليل الكيميائي طرق إدارة للمياه، لتلافي وتقليل الأضرار الناتجة عن استخدام المياه الغير صالحة للري (النجم وحمادي، ١٩٨٠)، وتقويم نوعية مياه الري يعتمد على عدة معايير منها التركيز الكلي للأملاح وتركيبها الأيوني (فاضل وآخرون، ٢٠١٢). وتصنيف منظمة الأغذية والزراعة (FAO) (Ayers and Westcot, 1985) لمياه الري ومدى مناسبتها للزراعة يكون اعتمادًا على تركيز التوصيل الكهربائي للمياه، لما له من تأثير مباشر على نمو النبات. وتصنيف المنظمة نفسها للعام ١٩٩٢ (Rhodes et al., 1992) اعتمد التركيز الملحي مقدراً بالتوصيل الكهربائي لتحديد نوعية المياه المالحة، وأدرجت المنظمة ستة أصناف للمياه بحسب صلاحيتها للزراعة. وفي المقابل، يعرف التوصيل الكهربائي للمياه بأنه مقدرة عينة المياه لنقل التيار الكهربائي (Tchnobanoglous and Kreiti, 2002)، ويقاس بأجهزة خاصة معمليًا أو في الموقع. بينما تركيز الأملاح الذائبة يعبر عن كل المواد الذائبة في المياه، ويقدر معمليًا. وهناك علاقة قوية بين التوصيل الكهربائي للمياه وتركيز الأملاح الذائبة فيها (Uwidia and Ukulu, 2013). ويعتبر التوصيل الكهربائي للمياه دالة مباشرة في التركيز الكلي للأملاح (Total Dissolved Solides, TDS). وتعتمد قيم التوصيل الكهربائي للمياه على تركيز ونوعية الأملاح فيها، وإن سبب زيادة ملوحة مياه الآبار يعود إلى تأثير التكوين الجيولوجي للمنطقة، وعلى ملوحة المياه المتسربة إلى الماء الجوفي عبر الطبقات النفاذة للأرض وما تقوم به من

إذابة للأملح خلال تسربها (شيت، ٢٠٠٤). ودرجة التقييد على استخدام مياه الري تكون تبعاً لمقدار قيم التوصيل الكهربائي ومجموع الأملاح الذائبة، كما هو موضح في جدول (١).

جدول (١). درجة التقييد على استخدام مياه الري تبعاً لمقدار قيم التوصيل الكهربائي لمياه الري ومجموع الأملاح الذائبة<sup>+</sup>.

درجة التقييد على الاستخدام			الوحدات	المعيار
شديدة (Severe)	خفيفة إلى معتدلة (Slight to Moderate)	لا يوجد (None)		
> 3.0	0.7 – 3.0	< 0.7	dS/m	التوصيل الكهربائي للمياه (EC)
> 2000	450 – 2000	< 450	mg/L	مجموع الأملاح الذائبة (TDS)

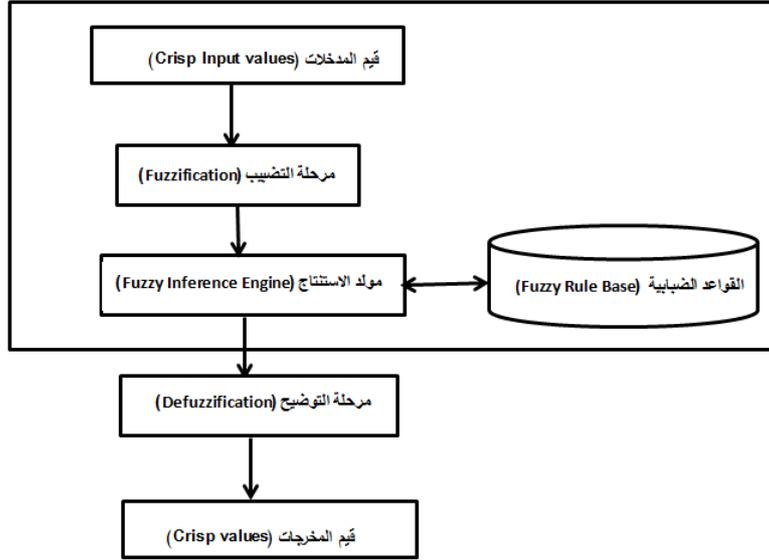
المصدر: (Ayers and Westcot (1985)

ويمكن استخدام بعض الطرق الإحصائية لتوصيف العلاقة بين تركيز الأملاح الذائبة في الماء و التوصيل الكهربائي. فمثلاً يعطي تحليل الارتباط (Correlation) بين أي متغيرين من عناصر جودة المياه فكرة عن التركيب الكيميائي لمصدر المياه في منطقة ما، بحسب دراسة (Sanjay (1993). وتكون نماذج الانحدار مفيدة خاصة عند محدودية البيانات التجريبية (Gajendran, 2011). و يمكن بواسطة الانحدار الخطي البسيط إيجاد العلاقة الرياضية بين تركيز الأملاح الذائبة في الماء والتوصيل الكهربائي له (Uwidia and Ukulu, 2013). كما تم استخدام الانحدار الخطي المتعدد في نمذجة العلاقة بين العناصر الكيميائية للمياه لتقدير عناصر كيميائية أخرى تصف جودة المياه (Mekpariyup et al., 2013).

وبالإضافة للطرق الإحصائية، يمكن استخدام طرق الذكاء الصناعي والمتمثلة في تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق الضبابي لنمذجة العلاقة بين العناصر الكيميائية في مياه الري. و الذكاء الاصطناعي هو أحد علوم الحاسب الآلي التي تهدف إلى فهم العمليات الذهنية المعقدة التي يقوم بها العقل البشري أثناء ممارسته التفكير، ومن ثم ترجمة هذه العمليات الذهنية إلى ما يوازيها من عمليات حاسوبية تزيد من قدرة الحاسب على حل المشاكل المعقدة. ويركز علم الذكاء الاصطناعي في كيفية تمثيل النماذج في ذاكرة الحاسب الآلي وطرق البحث والتطابق بين عناصرها واختزال أهدافها وإجراء أنواع الاستنتاجات المختلفة مثل الاستنتاج عن طريق المنطق أو عن طريق المقارنة أو عن طريق الاستقراء (عبد المجيد، ٢٠٠٩).

و قد أعتبر (Bauer et al. (1996 أن المنطق الضبابي طريقة جيدة للوصول لنتيجة محددة من معلومات مبهمه، أو ضبابية (fuzzy data). وعلى العكس من المنطق التقليدي الذي يتطلب فهم عميق للمشكلة وخوارزميات الحل (Algorithms) وبيانات دقيقة، فإن المنطق الضبابي يجسد طريقة أخرى للتفكير والتي تسمح بنمذجة النظم الفيزيائية المعقدة ذات التغير الساكن أو ذات التغير المستمر،

والتي عادة ما يصعب وصفها بالصيغ الرياضية التقليدية (Samarkandi, 1995)، مستخدماً الفكر الناشئ من المعلومات والخبرة. وخطوات تكوين المنطق الضبابي موضحة في شكل (1) بحسب دراسات عديدة مثل دراسة Gassoumi (2000) ودراسة King (2000) ، حيث أمكن استخدامه في نمذجة البخر نتج (حجازي وآخرون، ٢٠٠٣).



شكل (١). خطوات تكوين المنطق الضبابي (Gassoumi, 2000)

ولخص الباحثان Gassoumi (2000) و King (2000) خطوات تكوين المنطق الضبابي في عدة عمليات هي: عملية التضييب (fuzzification) ، وفيها يتم تحويل المدخلات الرقمية الحقيقية (crisp input values) إلى مجموعات ضبابية (fuzzy sets)، ثم قاعدة القوانين الضبابية (fuzzy rule base) ، والتي يتم فيها تحديد العلاقة بين مدخلات النظام ومخرجاته، ثم المحرك الاستدلالي (fuzzy inference engine) وهو المسئول عن استنتاج مخرجات النظام من مدخلات النظام بطريقة محددة طبقاً لقاعدة القوانين الضبابية، وأخيراً عملية التحويل إلى المنطق الثنائي أو المحدد (defuzzification) وهي لتحويل المخرجات إلى الصورة الرقمية من جديد.

و يوجد نموذج يجمع بين مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية ومميزات المنطق الضبابي في حل مسائل التنبؤ والتصنيف يسمى هذا النموذج نظام عصبي ضبابي مكيف (Neuro Fuzzy Adaptive System). حيث تعتبر تلك المنظومات أنظمة هجينة مكونة من أنظمة الشبكات العصبية الاصطناعية والأنظمة الضبابية أي القائمة على المنطق الضبابي. والهدف من هذه الأنظمة الهجينة هي استغلال كل من خصائص الأنظمة العصبية الاصطناعية كالتعميم والأنظمة الضبابية التي تحاكي في عملها عمليات التفكير البشري. عادة ما تعتبر هذه الأنظمة تطويراً لأنظمة المنطق الضبابي، لكنها أيضاً تستعمل للدلالة على تحسين أو ضبط معاملات الشبكات العصبية الاصطناعية كعدد العصبونات في الشبكة أو معامل التعلم (سرور، ٢٠٠٤م).

و هيكل النظام العصبي الضبابي يشبه الشبكة العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات، وبصفة عامة للنظام العصبي الضبابي طبقتي مدخلات ومخرجات وثلاث طبقات مخبأة تمثل دوال العضوية (Memberships) والقواعد الضبابية (Fuzzy Rules). وهناك نموذجين شهيرين من الأنظمة العصبية الضبابية، هما نموذج مامداني Mamadani الضبابي، كما ورد في (Mamdani and Assilian, 1975)، ونموذج تاجكي- سجينو Tagaki-Sugeno، كما ورد في (Tagaki and Sugeno, 1985). ومن أمثلة الدراسات التي استخدمت الشبكات العصبية دراسة (Memon et al. (2009) و (Mageshkumar et al. (2012) حيث تم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بتركيز إجمالي المواد الصلبة الذائبة (Total dissolved solids; TDS) في عينات المياه من مدخلات مختلفة. ويمكن أن يستخدم المنطق الضبابي في التنبؤ بمتغيرات (عناصر كيميائية) تحدد جودة المياه أو يمكن أن يستخدم في تصنيف عينات المياه من مصادر مختلفة بناءً على تركيز عناصرها الكيميائية. ويمكن دمج بعض العناصر الكيميائية مع بعضها البعض بطريقة حسابية لإخراج رقم وحيد يسمي دليل جودة المياه (Water Quality Index). وهناك دراسات عديدة تستخدم طرق المنطق الضبابي في مجال التنبؤ بجودة المياه أو تصنيفها منها (Altunkaynak et al., 2005; Lermontov et al., 2009; Nasr, et al., 2012; Priya, 2013; Khambete and Christian, 2014). و الهدف من الدراسة تطوير نموذج لتقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة من بيانات حقلية باستخدام منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة.

### المواد وطرق العمل

#### مكان الدراسة وتجميع العينات

اعتمدت طريقة البحث على استخدام بيانات تحليل المياه من ٩ آبار من دراسة سابقة للباحث (Al-Sulaiman, 2012) ولإستكمال عدد آخر من القياسات، تم أخذ ستة عينات مياه خلال شهر مايو ٢٠١٤ من آبار أخرى وتحليلها لنفس العناصر الكيميائية ليكون مجموع العينات ١٥ عينة. هذه الآبار موجودة في محافظة حريملاء، بالمملكة العربية السعودية والتي تقع على خط عرض 25° 08' شمال وخط طول 46° 08' شرق، والارتفاع عن سطح البحر حوالي ٨٠٠ متر. تم تشغيل الآبار لمدة ١٠ دقائق قبل أخذ العينات حتى تكون العينة ممثلة للمياه الفعلية من البئر ومن أجل إزالة المياه الجوفية المخزنة. استخدمت عبوات بلاستيكية نظيفة سعة (١,٥ لتر) لجمع وحفظ العينات. تم نقل العينات مباشرة إلى معمل تحليل المياه. وأجريت التحاليل الكيميائية في غضون ٢٤ ساعة لتجنب الأخطاء التي قد تنجم عن تأثير العوامل البيئية. هذه التحليلات تمت طبقاً للطرق القياسية، وشملت الأس الهيدروجيني (pH)، تركيز مجموع المواد الصلبة الذائبة (جزء في المليون)، تركيز الكالسيوم (جزء في المليون)، تركيز المغنسيوم (جزء في المليون ppm) وتركيز الحديد (جزء في المليون) وتركيز النترات (جزء في المليون). وقيم البيانات المستخدمة مع المعايير الإحصائية مثل الحد الأدنى، والحد الأقصى، والمتوسط والانحراف المعياري لتراكيز العناصر

الكيميائية الفعلية المقاسة معملياً موضحة في جدول (٢) . هذه البيانات تم استخدامها في تطوير نموذج لتقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة باستخدام منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة. جدول (٢). البيانات المستخدمة الحد الأدنى، والحد الأقصى، المتوسط والانحراف المعياري لتراكيز العناصر الكيميائية الفعلية المقاسة معملياً.

المعيار الإحصائي	مجموع الأملاح الذائبة	تركيز الحديد	تركيز النترات	تركيز المغنسيوم	تركيز الكالسيوم	الأس الهيدروجيني
	جزء في المليون	جزء في المليون	جزء في المليون	جزء في المليون	جزء في المليون	(---)
	1660	2.21	43	400	550	7.10
	1805	0.11	26	390	540	7.43
	778	0.06	6	120	290	7.22
	1414	0.79	25	303	460	7.25
	2225	0.07	44	310	690	7.74
	907	0.08	12	200	350	7.99
	1566	0.08	28	255	520	7.87
	1404	0.05	42	250	480	7.91
	2150	0.12	55	370	640	7.95
	894	0.11	13	150	190	7.29
	1522	0.12	34	260	415	7.62
	1566	0.08	28	255	520	7.87
	1395	0.06	35	253	500	7.89
	1522	0.12	34	260	415	7.62
	671	0.11	24	205	303	7.58
أقل تركيز	671	0.05	6	120	190	7.10
أكبر تركيز	2225	2.21	55	400	690	7.99
المتوسط الحسابي	1432	0.28	30	265	458	7.62
الانحراف المعياري	460	0.56	13	81	134	0.30

### نمذجة تركيز مجموع الأملاح الذائبة باستخدام منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة

استخدم برنامج MATLAB (MathWorks, 2010) للتحليلات العددية و بناء النماذج في بناء منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة من نوع نموذج سيجينو Sugeno (Tagaki and Sugeno, 1985) باتباع نموذج خطي بخمسة مدخلات ومخرج واحد، كما بشكل (2). حيث المدخلات هي تركيز الكالسيوم وتركيز المغنسيوم وتركيز الحديد وتركيز النترات والأس الهيدروجيني (حيث استخدمت هذه العناصر كمدخلات للمنظومة لسهولة قياسها معملياً) والخروج من المنظومة هو تركيز مجموع المواد الصلبة الذائبة (TDS). وقد تم الإستعانة بأداة "Fuzzy Tool" الموجودة ببرنامج MATLAB، لتكوين النموذج من خلال عدة خطوات. حيث في البداية يتم عمل تهيئة لبيانات التعلم أو التدريب (training) ويتعلم النظام العصبي الضبابي من خلال المدخلات والمخرجات المقابلة، ولتوضيح ميكانيكية التعلم، يمكن الرجوع إلى سرور (2004م). ثم يتم تشغيل البرنامج واختيار نموذج سيجينو (Tagaki and Sugeno, 1985)، وإضافة المدخلات والمخرجات في النموذج المختار. ثم تلى ذلك استدعاء شاشة anfis الخاصة بروتين التدريب لنموذج سيجينو الضبابي. ويمكن التعبير عن قاعدة سجينو الضبابية التقليدية بالصورة التالية:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2, \dots, \text{ and } x_m \text{ is } A_m \text{ then } y = f(x_1, x_2, \dots, x_m) \dots \dots \dots (1)$$

حيث:

$$x_1, x_2 \dots \dots \dots \text{ هي متغيرات المدخلات.}$$

$$A_1, A_2, \dots, A_m \text{ هي فئات ضبابية.}$$

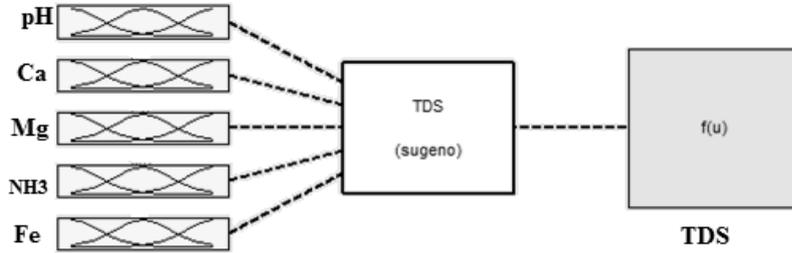
و  $y$  إما قيمة ثابتة أو دالة خطية في متغيرات المدخلات، وعندما تكون المعلمات  $k_1, k_2, \dots, k_m$  في المعادلة 2 تساوي صفر، فإن النموذج يسمى نموذج سجينو ضبابي من الرتبة صفر وعندما تكون  $y$  كثيرة الحدود من الرتبة الأولى أي عندما تكون كما يلي:

$$y = k_0 + k_1 x_1 + k_2 x_2 + \dots + k_m x_m \dots \dots \dots (2)$$

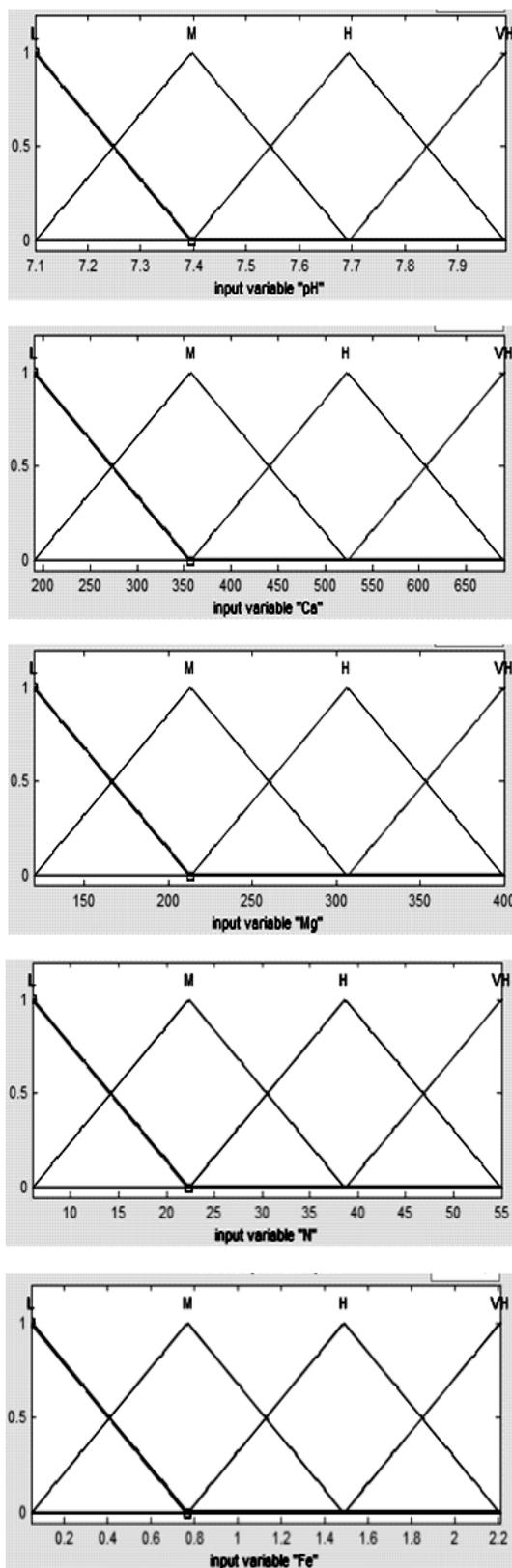
فإننا نحصل على نموذج سجينو من الرتبة الأولى. وعملية التدريب أو التعلم تتم للحصول على المعلمات الأولية لـ  $k_1, k_2, \dots, k_m$  عن طريق استخدام مجموعة بيانات التدريب. ويتم تحديد قيمة حدية (Threshold) للخطأ بين القيمة الفعلية (للـ TDS) والقيمة المنتبأ بها لها. ويتم الحصول على هذه المعلمات عن طريق استخدام طريقة الانتشار الخلفي (back propagation) وطريقة المربعات الصغرى (least mean squares) والجمع بين هذين الطريقتين يسمى التعلم المختلط (hybrid learning) ولذا يتم استخدام طريقة التعلم المختلط للحصول على مزايا كل من الطريقتين، وللمزيد يمكن الرجوع إلى Jang et al. (1997). وخلال عملية التعلم يتم العثور على خطأ لكل زوج من البيانات (المدخلات والمخرجات المقابلة)، فإذا كان هذا الخطأ أكبر من القيمة الحدية، يتم تحديث قيم المعلمات، ويتم إنهاء عملية التعلم عندما يصبح الخطأ بين القيمة الفعلية (للـ TDS) والقيمة المنتبأ بها لها أقل من القيمة الحدية.

وتم تقسيم كل مدخل إلى مجموعات ضبابية (Fuzzy sets) تمثل أربع فئات كمنخفضة (L) ومتوسطة (M) ومرتفعة (H) ومرتفعة جداً (VH). وقد تم تقسيم الفئات السابقة بناء على اختيار دالة

تنشيط عضوية (Membership) مناسبة لطبيعة البيانات، فتم تجريب دوال العضوية المثلثية (Triangular Membership) و دالة العضوية الجرسية (Gaussian Membership) و دالة العضوية شبه المنحرف (Trapezoidal)، ومن النتائج وجد أن دالة العضوية المثلثية هي التي أعطت أفضل النتائج، من حيث دقة التنبؤ وأقل خطأ أثناء عملية التدريب مقارنة بدوال العضوية الأخرى المختبرة، حيث أن دوال العضوية المثلثية مناسبة لتطبيقات عديدة بحسب دراسة (Aboukarima *et al.* (2007). وكل مجموعة ضبابية لها مدى من البيانات، وهذا المدى للمدخلات والمجموعات الضبابية المختارة يوضحها شكل (3). وكان مدى تركيز الكالسيوم (Ca) هو ١٩٠-٦٩٠ جزء في المليون، وتركيز المغنسيوم (Mg) هو ١٢٠-٤٠٠ جزء في المليون، وتركيز النترات (NH<sub>3</sub>) هو ٦-٥٥ جزء في المليون وتركيز الحديد (Fe) هو ٠,٠٥ - ٢,٢١ جزء في المليون وتركيز الأس الهيدروجيني (pH) هو ٧,١٠-٧,٩٩ وتركيز مجموع الأملاح الذائبة هو ٦٧١-٢٢٢٥ جزء في المليون.

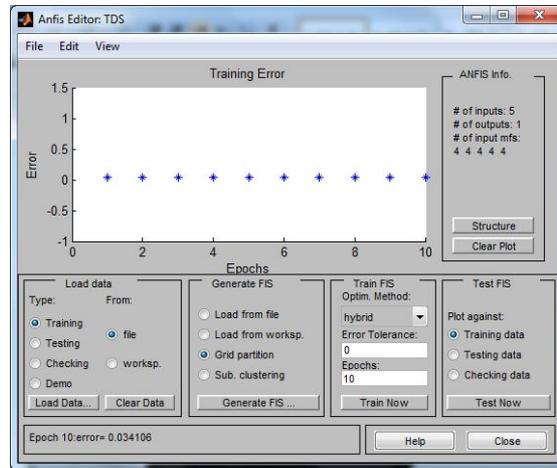


شكل (٢). نموذج سيجينو (Sugeno) بخمسة مدخلات للتنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة.

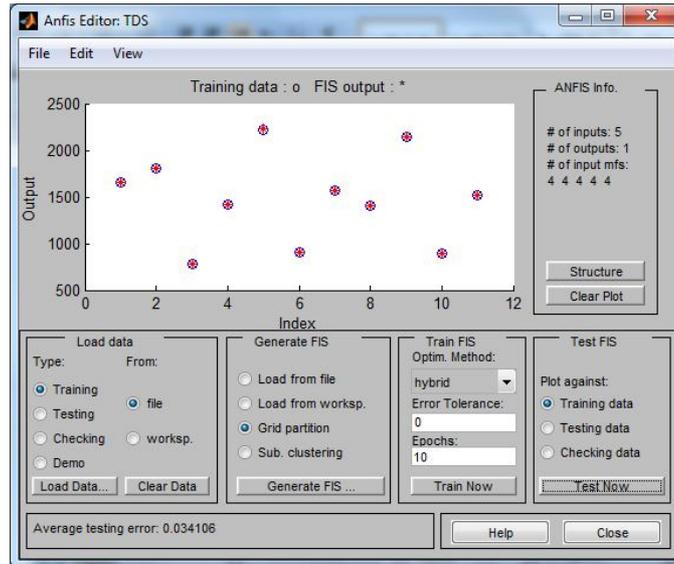


شكل (٣). المدى للمدخلات والمجموعات الضبابية في نموذج سيجينو لنمذجة تركيز مجموع الأملاح الذائبة، حيث دالة العضوية هي المثلثية (Triangular).

في شاشة *anfis* ، تم وضع بيانات التدريب، وتم اختيار التدريب المختلط *Hybrid* ، واستمر التدريب حتى انتهي عند القيمة المختارة للتدريب (١٠ دورات)، ومن ثم استدعاء بيانات الاختبار (٤ زوج من البيانات) لاختبار دقة المنظومة في التنبؤ. وكان عدد العقد (nodes) ٢٠٩٦ وعدد العوامل الخطية ٦١٤٤ وعدد العوامل غير الخطية ٦٠ وعدد المتغيرات الكلية ٦٢٠٤ وعدد أزواج بيانات التدريب ١١ زوج. وهذه المعلومات أعطت خطأ أثناء عملية التدريب قدره ٠,٠٣٤١٠٦ ومنحنى التدريب موضح في شكل (٤). وعدد القواعد الضبابية عبارة عن حاصل ضرب عدد المجموعات الضبابية أي  $4 \times 4 \times 4 \times 4 \times 4$  يساوي ١٠٢٤ قاعدة ضبابية. ونجد أن القيم الفعلية لتركيز مجموع الأملاح الذائبة منطبقة تماماً على القيم المتنبأ بها في مرحلة التدريب، كما هو واضح في شكل (٥)، حيث معامل التحديد يساوي ١.



شكل (٤). تمثيل بياني للتدريب (التعلم) لمنظومة **ANFIS** للتنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة في المياه بمعلومية خمسة تراكيز عناصر كيميائية (مقدار الخطأ ٠,٠٣٤١٠٦ بعد ١٠ دورات تدريب).



شكل (٥). العلاقة بين بيانات التدريب والبيانات المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة في المياه. (بيانات التدريب الفعلية هي أما البيانات المتنبأ بها وهي منطبقة تماماً على البيانات الفعلية)

## معايير إحصائية لتقييم الأداء

استخدم متوسط الخطأ النسبي % (Mean Relative Error; MRE) بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لتقييم أداء المنظومة، ويمكن حسابها من العلاقة التالية:

$$MRE = \frac{1}{n} \times \sum \left( \frac{Y - \hat{Y}}{Y} \right) \dots \dots \dots (3)$$

حيث:

Y هي القيم الفعلية لتركيز مجموع الأملاح الذائبة.

$\hat{Y}$  هي القيم المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة

n هي عدد البيانات في مجموعة الاختبار، حيث عند اختبار المنظومة تم استخدام قيم لم تستخدم في التدريب.

## النتائج والمناقشة

لمعرفة العلاقة بين المتغيرات المستقلة والمتغير التابع في هذه الدراسة، أجري تحليل الارتباط ل حساب معامل الارتباط الموضح بجدول (3). ومن الجدول نلاحظ أن هناك علاقة موجبة ( $r=0.245$ ) بين الأس الهيدروجيني وتركيز مجموع الأملاح الذائبة، هذه النتيجة توصل إليها Heydari *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين الأس الهيدروجيني وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.455$ )، كما أن هذه النتيجة توصل إليها أيضاً Shivasharanappa *et al.* (2012)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين الأس الهيدروجيني وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.353$ ). وعكس هذه النتيجة وجد Gajendran (2011) علاقة سالبة بين الأس الهيدروجيني وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=-0.1198$ ). ومن جدول (3) نجد أن هناك علاقة موجبة قوية ( $r=0.929$ ) بين تركيز الكالسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة، وهذه النتيجة توصل إليها Heydari *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز الكالسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.347$ )، وهذه النتيجة توصل إليها أيضاً Shivasharanappa *et al.* (2012)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز الكالسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.102$ ). ونفس النتيجة توصل إليها Gajendran (2011) حيث وجد علاقة موجبة بين تركيز الكالسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.8227$ ). ومن جدول (3) نجد أن هناك علاقة موجبة قوية ( $r=0.812$ ) بين تركيز المغنسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة، وهذه النتيجة توصل إليها Heydari *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز المغنسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.4$ )، كما أن هذه النتيجة توصل إليها أيضاً Shivasharanappa *et al.* (2012)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز المغنسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.204$ ). ونفس النتيجة توصل إليها Gajendran (2011) حيث وجد علاقة موجبة بين تركيز المغنسيوم وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.8691$ ).

جدول (3). معاملات الارتباط بين مختلف عناصر جودة المياه.

الحديد	النترات	المغنسيوم	الكالسيوم	الأس الهيدروجيني	
				1	الأس الهيدروجيني
			1	0.345	الكالسيوم
		1	0.807	-0.019	المغنسيوم
	1	0.738	0.805	0.332	النترات
1	0.236	0.500	0.181	-0.587	الحديد
0.133	0.813	0.812	0.929	0.245	تركيز مجموع الأملاح الذائبة

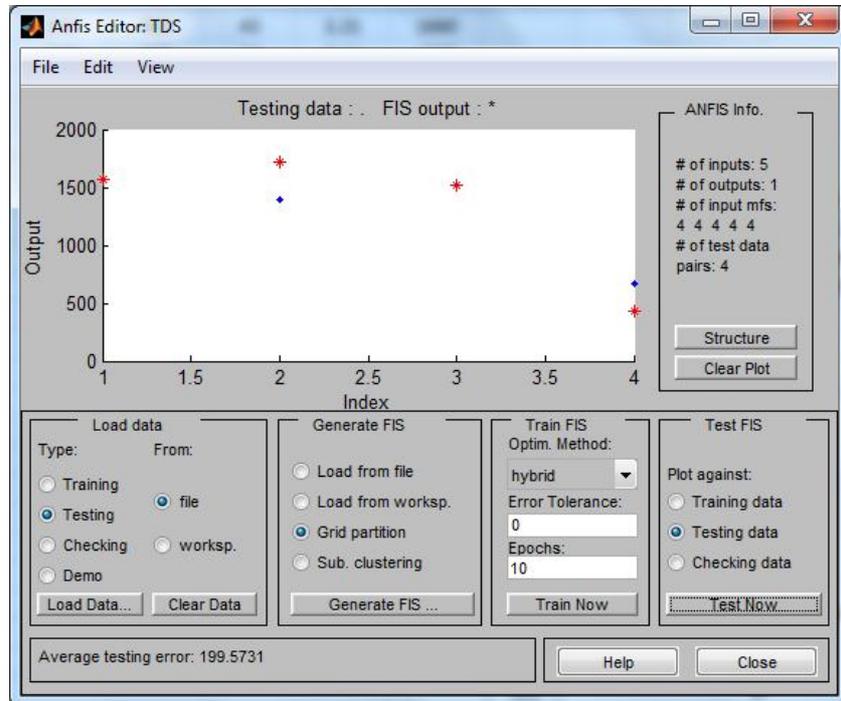
ومن جدول (3) نجد أن هناك علاقة موجبة ( $r=0.813$ ) بين تركيز النترات وتركيز مجموع الأملاح الذائبة، وهذه النتيجة توصل إليها Heydari *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز النترات وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.249$ )، وهذه النتيجة توصل إليها أيضاً Mekpariyup *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة موجبة بين تركيز النترات وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.064$ ). ونفس النتيجة توصل إليها Gajendran (2011) حيث وجد علاقة موجبة بين تركيز النترات وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.3871$ ). أما النتيجة التي توصل إليها Shivasharanappa *et al.* (2012)، فقد وجدوا علاقة سالبة بين تركيز النترات وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=-0.13$ ). ومن جدول (3) نجد أن هناك علاقة موجبة ( $r=0.133$ ) بين تركيز الحديد وتركيز مجموع الأملاح الذائبة. ونفس النتيجة توصل إليها Gajendran (2011) حيث وجد علاقة موجبة بين تركيز الحديد وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=0.0693$ )، وعكس هذه النتيجة توصل إليها Heydari *et al.* (2013)، حيث وجدوا علاقة سالبة بين تركيز الحديد وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=-0.287$ ). والنتيجة التي توصل إليها Mekpariyup *et al.* (2013)، عبارة عن علاقة ارتباطية عكسية بين تركيز الحديد وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=-0.173$ )، كما أن Shivasharanappa *et al.* (2012) وجدوا علاقة ارتباطية سالبة بين تركيز الحديد وتركيز مجموع الأملاح الذائبة ( $r=-0.263$ ).

في هذه الدراسة ولغرض المقارنة مع منظومة ANFIS والتي طورت لتقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة من تراكيز عناصر كيميائية أخرى، تم استخدام طريقة الانحدار الخطي المتعدد، حيث يستخدم مثل هذا النوع من التحليل في نمذجة عناصر جودة المياه، حيث استخدمه Abyaneh (2014) في التنبؤ بمتطلب الأكسجين الحيوي (BOD) من درجة حرارة المياه والمواد الصلبة الكلية والمعلقات الكلية في المياه. وفي الدراسة الحالية، تم إجراء تحليل الانحدار الخطي المتعدد (multi-linear regression; MLR) للبيانات الفعلية المستخدمة في تطوير منظومة ANFIS، وكانت المعادلة الناتجة كما يلي:

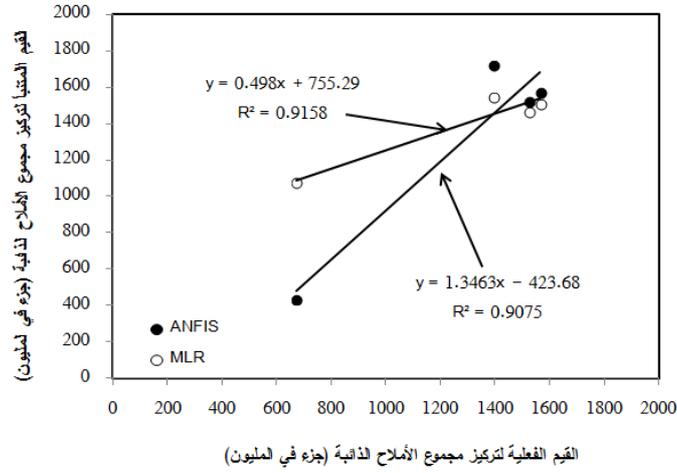
$$TDS = 2631.341 - 347.487pH + 1.868 Ca + 1.342 Mg + 11.291 NO_3 - 255.291 Fe$$

$$R^2 = 0.968 \dots\dots\dots(2)$$

حيث تركيزات العناصر الكيميائية في المعادلة رقم 2 بالجزء في المليون، ماعدا الأس الهيدروجيني بدون وحدات. ومن أجل تقييم أداء المنظومة ANFIS ونموذج الانحدار الخطي المتعدد في تقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة، تم استخدام بيانات الاختبار، وهذه البيانات لم تستخدم في التدريب أو تطوير نموذج الانحدار الخطي المتعدد، تم حساب متوسط الخطأ النسبي (MRE, %) بين القيم المقاسة والقيم المتنبأ وكانت قيمته باستخدام منظومة ANFIS هي ٢,٩٧٢٪ بينما قيمته باستخدام معادلة الانحدار الخطي المتعدد (معادلة 2) هي -١٥,٧٨٩٪، مما يوضح تفوق منظومة ANFIS على نموذج الانحدار الخطي المتعدد في التنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة. ويوضح شكل (٦) بيانات الاختبار لمنظومة ANFIS المطورة للتنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة، حيث نجد البيانات الفعلية متقاربة من البيانات المتنبأ بها إلى حد ما، وتم رسم العلاقة البيانية بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة، كما هو موضح في شكل (٧). ومن شكل (٧)، نجد أن قيمة معامل التحديد ( $R^2$ ) بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة من منظومة ANFIS هي ٠,٩٠٧٥، بينما قيمته من معادلة الانحدار الخطي (معادلة ٢) هي ٠,٩١٥٨ وهي قيم متقاربة، لذا يمكن استخدام أي من الطريقتين في التنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة بطريقة سهلة، مع اعتبار أن منظومة ANFIS تعطي خطأ أقل عند إجراء التنبؤ.

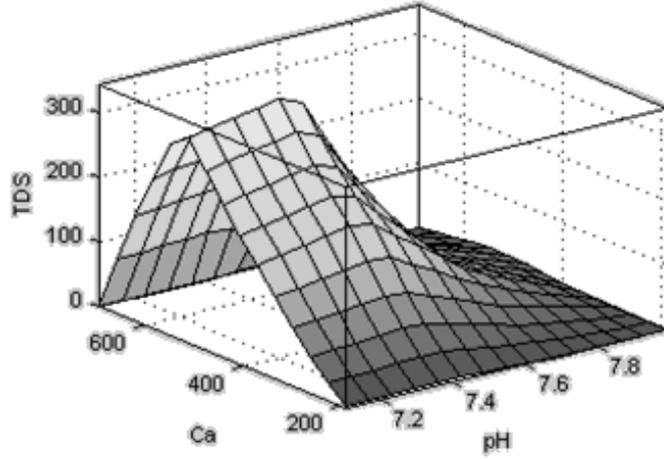


شكل (٦). العلاقة بين بيانات الاختبار الفعلية والبيانات المتنبأ بها من منظومة ANFIS المطورة للتنبؤ (بيانات الاختبار الفعلية لقيم تركيز مجموع الأملاح الذائبة هي أما البيانات المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة هي البيانات الفعلية)

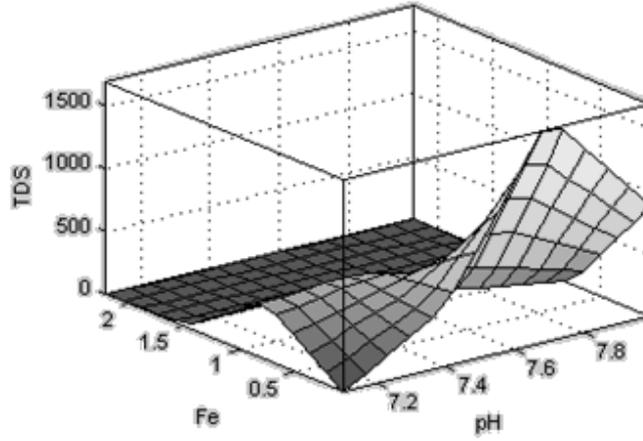


شكل (٧). مقارنة القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لتركيز مجموع الأملاح الذائبة من منظومة ANFIS ونموذج الانحدار الخطي المتعدد (MLR)

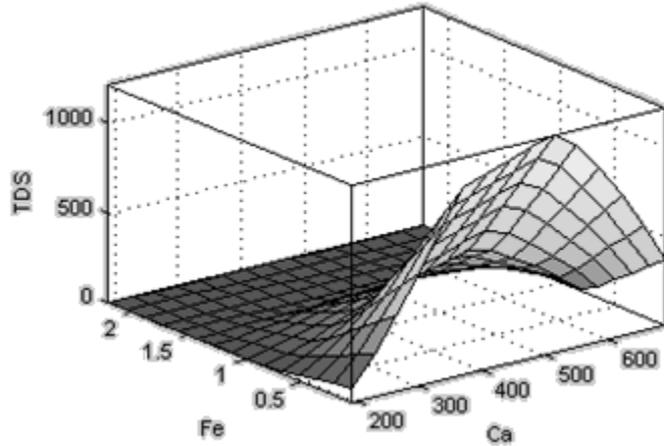
تنتج منظومة ANFIS المطورة بعد عملية التدريب علاقة السطوح (Fuzzy Surface) بين متغيرين والمتغير التابع. هذه العلاقة توضح العلاقة الإرتباطية بين مدخلين من المدخلات المستخدمة والمتغير المستقل (تركيز مجموع الأملاح الذائبة) في علاقة بين ثلاثة متغيرات يمكن من خلالها تفسير قيم تركيز مجموع الأملاح الذائبة بناء على التداخل بين متغيرين. وشكل (٨) يوضح علاقة الأس الهيدروجيني وتركيز الكالسيوم مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (المغنسيوم والنترات والحديد) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي. وشكل (٩) يوضح علاقة الأس الهيدروجيني وتركيز الحديد مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (الكالسيوم والنترات والمغنسيوم) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي. وشكل (١٠) يوضح علاقة تركيز الكالسيوم وتركيز الحديد مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (الأس الهيدروجيني والنترات والمغنسيوم) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي.



شكل (٨). علاقة الأس الهيدروجيني وتركيز الكالسيوم مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (المغنسيوم والنترات والحديد) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي.

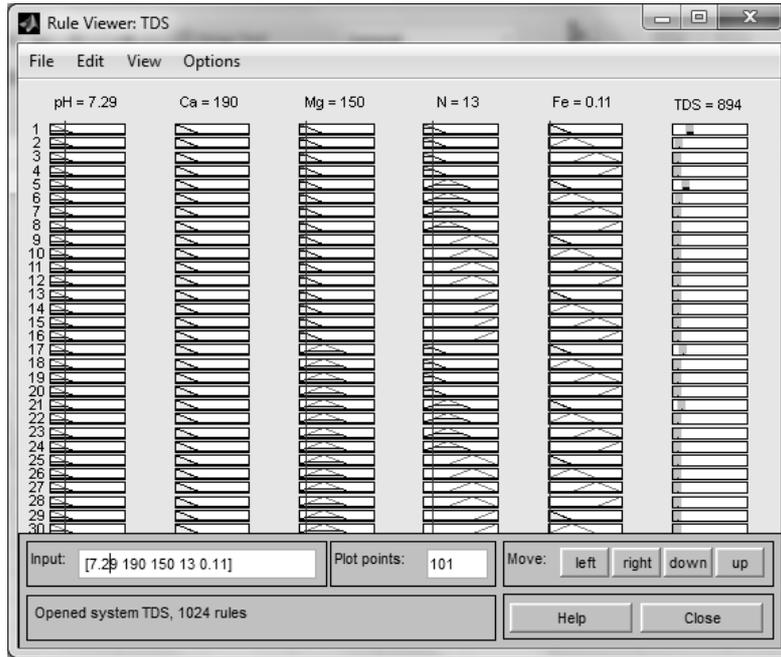


شكل (٩). علاقة الأس الهيدروجيني وتركيز الحديد مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (الكالسيوم والنترات والمغنسيوم) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي.



شكل (١٠). علاقة تركيز الكالسيوم وتركيز الحديد مع تركيز مجموع الأملاح الذائبة في شكل ثلاثي الأبعاد، حيث المتغيرات (الأس الهيدروجيني والنترات والمغنسيوم) تراكيزهم ثابتة عند المتوسط الحسابي.

من أجل سهولة التنبؤ باستخدام منظومة ANFIS ، توجد واجهة تفاعلية موضحة في شكل (١١)، حيث يبين الشكل أن الخمس أعمدة الأولى من ناحية اليسار تمثل المدخلات للمنظومة، وهي على الترتيب الأس الهيدروجيني (pH)، تركيز الكالسيوم (Ca) ، تركيز المغنسيوم (Mg) ، تركيز النترات (N) وتركيز الحديد (Fe). والعمود الأخير في شكل (١١) يمثل تجميع قيمة تركيز مجموع الأملاح الذائبة من خلال ١٠٢٤ قاعدة ضبابية. فعلى سبيل المثال، عندما يكون الأس الهيدروجيني ٧,٢٩ وتركيز الكالسيوم ١٩٠ جزء في المليون وتركيز المغنسيوم ١٥٠ جزء في المليون وتركيز النترات ١٣ جزء في المليون وتركيز الحديد ٠,١١ جزء في المليون، فتكون قيمة تركيز مجموع الأملاح الذائبة هي ٨٩٤ جزء في المليون، كما هو موضح في شكل (١١).



شكل (١١). تمثيل رسومي للقواعد الخاصة بنموذج تقدير تركيز مجموع الأملاح الذائبة في عينة مياه.

### الخلاصة

أوضحت الدراسة الحالية قدرة تقنية المنطق الضبابي ( منظومة استنتاج عصبية ضبابية مكيفة ANFIS) في التنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة في عينة مياه الري من خلال معرفة تراكيز بعض العناصر الكيميائية (الأس الهيدروجيني والكالسيوم والمغنسيوم والنترات والحديد). حيث أن تقنية المنطق الضبابي تفيد في التعامل مع معلومات غير مؤكدة أو المعلومات المضطربة، من خلال وضع علاقات وقوانين من قبل الباحث، أو حسب التغييرات التي تطرأ على بيئة العمل (المدخلات). ولهذا السبب ينصح باستخدامها في إدارة المياه لدقتها في التنبؤ بالمرجات ، حيث أن تحليل المياه يعطى نتائج مختلفة لتراكيز العناصر كلما تغير الوقت. واستخدمت هذه التقنية في هذه الدراسة لمرونتها في صياغة القوانين الحاكمة للتنبؤ . وللمقارنة مع منظومة ANFIS تم استخدام تحليل الانحدار الخطي للتنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة في عينة مياه من خلال نفس العناصر الكيميائية، وبينت النتائج أن الخطأ النسبي في التنبؤ بمعادلة الانحدار الخطي بين القيم الفعلية والقيم المقدره لتركيز مجموع الأملاح الذائبة قيمته أكبر بالمقارنة مع الناتج من منظومة ANFIS.

وأوضحت النتائج أن القيم الفعلية متقاربة للقيم المتنبأ بها من المنظومة وطريقة الانحدار الخطي المتعدد. لذا يمكن استخدام أي من الطريقتين في التنبؤ بتركيز مجموع الأملاح الذائبة بطريقة سهلة ، مع اعتبار أن منظومة ANFIS تعطي خطأ أقل عند التنبؤ.

### شكر وتقدير

يتقدم الباحثون بموفور الشكر والتقدير لمدينة الملك عبدالعزيز للعلوم والتقنية ممثلة في الإدارة العامة لبرامج المنح البحثية على تمويلها المادي لهذا البحث العلمي كجزء من المشروع البحثي رقم أت - ٣٣- ٥١.

### المراجع

١. حجازي، محمود محمد، أحمد أبو الحسن عبد العزيز، خالد عبد الواحد أحمد ، عبد الواحد محمد أبوكريمة (٢٠٠٣م). تقدير معامل البخر- نتح المرجعي من بيانات المناخ المصرية الشهرية باستخدام المنطق المشوش. المؤتمر الدولي الثامن والعشرون للإحصاء وعلوم الحاسب وتطبيقاتها، ١٢-١٧ إبريل ٢٠٠٣م، الجمعية الإحصائية المصرية، القاهرة: ٤١-٥٢. (باللغة العربية).
٢. الحياي، عبد الستار جبير (٢٠٠٩). تقييم المياه الجوفية لبعض آبار قرية الخفاجية في محافظة الأنبار. مجلة جامعة الأنبار للعلوم الصرفة، المجلد الثالث، العدد الثاني، ٨ صفحات.
٣. سرور، سرور على إبراهيم (٢٠٠٤م). الذكاء الصناعي دليل النظم الذكية، دار المريخ للنشر، الرياض، السعودية .
٤. شيت، باسل محمد (٢٠٠٤). دراسة التباين الكيميائي لبعض مياه الآبار لمنطقة شرق دجلة الجديدة وتقييم صلاحيتها للاستخدام البشري والري. مجلة العلوم الزراعية، ٣٥ ( ٢ ) : ١ - ٨.
٥. عبد المجيد، فتيحة مازن (٢٠٠٩). استخدام الذكاء الصناعي في تطبيقات الهندسة الكهربائية (دراسة ومقارنة). رسالة ماجستير غير منشورة، الأكاديمية العربية في الدنمرك.
٦. فاضل، وفاء غازي، حسين محمود شكري وعزام حمودي خلف الحديثي (٢٠١٢). تقييم نوعية مياه الآبار في منطقة الجادرية ، بغداد. مجلة الكوفة للعلوم الزراعية ، المجلد ( ٤ ) ، ملحق العدد ( ١ ) ، الصفحات ١٢٧-١٤٦.
٧. المطرود، سيف بن سعد بن سيف (٢٠٠٣). تقييم نوعية مياه الري وأثرها على معدل التسرب المائي للتربة في منطقة الرياض. رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الأغذية والزراعة، جامعة الملك سعود، السعودية.
٨. النجم، محمد عبد الله وخالد بدر حمادي (١٩٨٠). الري ، دار الكتب ، جامعة البصرة ، وزارة التعليم العالي والبحث العلمي، العراق.
9. Aboukarima, A. M., M. S. A. El Marazky and A. E. Guirguis. 2007. Fuzzy system for determining water infiltration affected by field practices. Misr J. Ag. Eng., 24(4): 903- 922.

10. Abyaneh, H. Z. 2014. Evaluation of multivariate linear regression and artificial neural networks in prediction of water quality parameters. *Journal of Environmental Health Science & Engineering*, 12:1-8.
11. Al-Sulaiman, M. A. 2012. Correlation analysis of irrigation water quality data in Huraimla governorate, Saudi Arabia. *Biosciences, Biotechnology Research Asia*, 9(1):73-84.
12. Altunkaynak, A., A. Ozger and M.Cakmakci. 2005. Fuzzy logic modeling of the dissolved oxygen fluctuations in Golden Horn. *Ecological Modeling*, 189: 436-446.
13. Ayers, R.S. and D.W. Westcot. 1985. Water quality for agriculture. *Irrigation and drainage paper (29 Rev.1)*. FAO. Rome Italy, pp.1-13.
14. Bauer, P., S. Nouak and R. Winkler. 1996. A brief course in fuzzy logic and fuzzy controller. <http://www.fill.uni-linz.ac.at/fuzzy/Fuzzy.html>.
15. Gajendran, C. 2011. Water quality assessment and prediction modeling of Nambiyar river basin, Tamil Nadu, India. PhD Thesis, Faculty of Civil Engineering, Anna University, Chennai 600 025, India.
16. Gassoumi, H. 2000. A soft computing approach for classification of insects in agricultural ecosystems. PhD Dissertation, Graduate School, New Mexico State University, Las Cruces, New Mexico.
17. Heydari, M. M., A. Abasi, S. M. Rohani and S. M. A. Hosseini. 2013. Correlation study and regression analysis of drinking water quality in Kashan City, Iran. *Middle-East Journal of Scientific Research*, 13 (9): 1238-1244.
18. Khambete, A.K. and R.A.Christian. 2014. Statistical analysis to identify the main parameters to effecting WWQI of sewage treatment plant and predicting BOD. *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 3(1):186-195.
19. King, J. R. 2000. New applications of fuzzy logic. PhD Thesis, School of Information Systems, Univ. of East Anglia, Norwich, England.
20. Jang, J.-S. R., C.-T. Sun and E. Mizutani. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, First Edition, Prentice Hall, 1997.
21. Lermontov, A., L.Yokoyama, M.Lermontov and M.A.S. ve Machado. 2009. River quality analysis using fuzzy water quality index: Ribeira do Iguape river watershed, Brazil. *Ecological Indicators*, 9:1188-1197.
22. Mageshkumar, P., T. Pradeep, M.R. S. John, A. Raj and S. Anandakumar. 2012. Neural network modeling of TDS concentrations in Cauvery river water, Tamilnadu, India. *Int. Journal of Applied Sciences and Engineering Research*, 1(6):739- 746.
23. Mamdani, E. and S. Assilian. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International J. of Man-Machine Studies*, 7(1):1-13.

24. MathWorks. 2010. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, for the Use of Matlab. The Math Works Inc.
25. Mekpariyup, J., K. Saithanu, P. Naksuwan, M. Hongboonme and T. Rojsiraphisal. 2013. Multiple linear regression equation for chloride estimation of the groundwater for Chanthaburi, Thailand. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 87 (3):443-451
26. Memon, N., M.A. Unar, N. E. Mastorakis and G.B. Khaskheli. 2009. Total dissolved solids (TDS) modeling by artificial neural networks in the distribution system of drinking water of Hyderabad city. *Proceedings of the 13th WSEAS International Conference on Computers*: 607- 611.
27. Nasr, A. S., M. Rezaei and M. D. Barmaki. 2012. Analysis of groundwater quality using Mamdani fuzzy inference system (MFIS) in Yazd Province, Iran. *International Journal of Computer Applications*, 59(7):45-53.
28. Priya, K.L. 2013. A fuzzy Logic approach for irrigation water quality assessment: A case study of Karunya watershed, India . *Journal of Hydrogeology and Hydrologic Engineering*,2:1-8.
29. Rhoades, J.D., A. Kandiah and A.M. Mashali. 1992. The use of saline waters for crop production. *FAO Irrigation and Drainage Paper 48*. Rome, Italy, pp.7-9.
30. Samarkandi, H. I. 1995. Dynamic system modeling, identification, and control: A fuzzy-logic based approach. Unpublished M.Sc. Thesis, Dept. of Computer Engineering, College of Computer and Information Science, King Saud University, Riyadh, KSA.
31. Sanjay, K. 1993. Correlations among water quality parameters for ground water in Barmer district. *Indian Journal of Environmental Protection*, 13(7):487-489.
32. Shivasharanappa, G., P. Srinivas and M. S. Huggi. 2012. Study on the physico-chemical characteristics of ground water of Bidar city and its industrial area. *International Journal of Applied Biology and Pharmaceutical Technology*, 3 (1):359-367.
33. Takagi, T. and M. Sugeno. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, 15:116–132.
34. Tchobanoglous, G. and F. Kreiti. 2002. *Handbook of Solid Waste Management*. 2nd Edition, Mc. Graw – Hill Inc, New York.
35. Uwidia, I. E. and H.S. Ukulu. 2013. Studies on electrical conductivity and total dissolved solids concentration in raw domestic wastewater obtained from an estate in Warri, Nigeria. *Greener Journal of Physical Sciences*, 3 (3): 110-114.

## ESTIMATION OF TOTAL DISSOLVED SALTS OF IRRIGATION WATER USING ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM

MOHAMMED A. AL-SULAIMAN<sup>1</sup>, ABDULWAHED M. ABOUKARIMA<sup>1,2</sup>  
AND SAMAR M. ATTAHER<sup>2</sup>

1. *Community College, Huraimla, Shaqra University, P.O. Box 300, Huraimla 11962, Saudi Arabia*
2. *Agricultural Engineering Research Institute, ARC, Dokki, Giza, Egypt.*

(Manuscript received 20 August 2014)

---

### **Abstract**

There are numerical indicators indicating the suitability of water for agriculture irrigation. These indicators focus on total dissolved salts (TDS) as the crops can be grown are dependent on such indicator. However, it has impact on crop productivity. The laboratory analysis is usually used in TDS determination or TDS can be determined through empirical equations by measuring the electrical conductivity of the irrigation water. On the other hand, the empirical equations did not reflect the actual situation of the used water. So, in this study, an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) was employed to estimate the concentration of total dissolved salts of irrigation water. However, the water samples were collected from wells located in Huraimla Governorate, Saudi Arabia. ANFIS Sugeno model was used to formulate the system. The inputs to the ANFIS were pH, calcium, magnesium, nitrate and iron concentrations and the output was TDS concentration. The possibility of the developed system to estimate the concentration of TDS was proven through comparing with results from multiple linear regression model. The mean relative error between actual TDS and estimated TDS was 2.972% for testing data set when using ANFIS in prediction. While, by using multiple linear regression model in prediction of TDS, the mean relative error was -15.782% for testing data set between actual TDS and estimated TDS. Thus it is possible to use ANFIS to estimate the concentration of total dissolved salts and it can be used as a management tool for water irrigation purposes.

**Keywords:** ANFIS, total dissolved salts, irrigation water quality.