

التنبؤ بمؤشر الجفاف الاستطلاعي RDI عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية ANN

عمر مقداد عبد الغني محمود اغا
o.agma@uomosul.edu.iq

عبد الوهاب محمد يونس
gazzal@uomosul.edu.iq

رنا محمد عبد قصاب باشي
rana.enp106@student.uomosul.edu.iq

جامعة الموصل - كلية الهندسة - قسم هندسة السدود والموارد المائية

تاريخ القبول: 15/3/2022

تاريخ الاستلام: 29/12/2021

الخلاصة:

تتبع دراسة الجفاف والتنبؤ به دوراً مهماً في التخطيط والإدارة منظومات الموارد المائية خاصة في الفترات المناخية المتطرفة. تهدف هذه الدراسة الى تحليل خصائص الجفاف والتنبؤ به، من خلال استخدام مؤشر الجفاف الاستطلاعي (RDI) Reconnaissance Drought Index لتحليل الجفاف المناخي الزماني والمكاني بالاعتماد على بيانات سلاسل الامطار ودرجات الحرارة، تم تطبيق طريقة Thornthwaite لتقدير التبخر نتج الكامن (PET) Potential evapotranspiration في تسع محطات مناخية مسجلة في إقليم كردستان العراق للفترة (1973-2020) للكشف عن بداية ونهاية فترة الجفاف، وكذلك التنبؤ بالجفاف المستقبلي باستخدام نوعين من الشبكات العصبية الاصطناعية وهما الشبكة العصبية المتكررة متعددة الخطوات Recursive Multi-Step Neural Networks (RMSNN) والشبكة العصبية المباشرة متعددة الخطوات (DMSNN). Direct Multi-Step Neural Networks. بينت النتائج ان أكثر السنوات جفافاً كانت في عام (1998-99) لمحطات عمادية، أربيل، والسليمانية وفي عام (2007-08) لباقية محطات منطقة الدراسة، كما تنبئ من خلال نتائج النموذجين التي تم الحصول عليها عن طرق المحاكاة قدرة النموذجين على التنبؤ للفترة سنوات الأخيرة مع تزايد مقدار الخطأ كلما اتجهنا الى الامام، ولكن كان نموذج (DMSNN) اكثر دقة كما يتبين من نتائج الاختبارات الاحصائية.

الكلمات المفتاحية:

RDI ، Thornthwaite ، الشبكات العصبية الاصطناعية ANN ، RMSNN ، DMSNN .

This is an open access article under the CC BY 4.0 license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).
<https://rengj.mosuljournals.com>

1. المقدمة:

الجفاف مناخ شاذ يتميز بنقص إمدادات الرطوبة نتيجة هطول الأمطار بشكل غير طبيعي على مناطق كبيرة مما يتسبب في توافر المياه بشكل أقل من المعدل الطبيعي على مدى فترات زمنية طويلة. الجفاف ظاهرة هيدرولوجية متطرفة ويعد من الكوارث الطبيعية الزاحفة؛ تتطور في منطقة ما وقد تمتد أحياناً إلى نطاق قاري. إن الجفاف يؤثر بشكل عام على الإنتاج الزراعي وتوليد الطاقة المائية والاقتصاد الإقليمي [8]. قسمت جمعية الأرصاد الجوية الأمريكية American Meteorological Society (2004) الجفاف حسب مراحل حدوثه الى أربع أنواع: الجفاف المناخي؛ ويسمى أيضاً بالجفاف الجوي ويحدث عندما يكون معدل الامطار المتساقطة أقل من المعدل الطبيعي بنسبة تزيد عن (25%) عن المعدل الطبيعي لفترة زمنية معينة لمنطقة ما والذي نعني بدراسته في الدراسة الحالية. والجفاف الزراعي: يحدث عندما تكون رطوبة التربة وهطول الأمطار غير كافيين خلال موسم النمو لدعم نمو المحاصيل حتى النضج، مما يتسبب في نقص في غلة المحصول. والجفاف الهيدرولوجي: مع استمرار الجفاف المناخي ونقص الموارد المائية لفترة طويلة، فإن النتيجة هي جفاف هيدرولوجي والذي يتسبب بنقص ملحوظ للمياه السطحية والمياه الجوفية. وإذا ما تتفاقم ظروف النقص بالهطول أكثر فأكثر فسوف يزداد تأثيره تدريجياً على السكان المحليين ويظهر نوع اخر من الجفاف هو الجفاف الاقتصادي-الاجتماعي [8].

يمكن تحليل الجفاف ومراقبته عن طريق مؤشرات خاصة [9] والتي بدورها تعتمد على العوامل المناخية وأكثرها شيوعاً الامطار ودرجات الحرارة. تم في هذه الدراسة استخدام مؤشر الجفاف الاستطلاعي Reconnaissance Drought Index (RDI) لتحليل

تحتاج الإدارة الناجحة لمنظومات الموارد المائية الى فهم أسباب الجفاف وتطوره والتنبؤ به. ان للجفاف تأثير كبير على النظام البيئي والاقتصاد المحلي والذي بدوره يتسبب بحدوث شحة وعجز في الثروة المائية لمناطق معينة دون غيرها، ويحدث هذا العجز في فترة زمنية محددة، وهو يؤثر على الإنتاج الغذائي والتوزيع السكاني وبالتالي فإن تأثيره يمتد على المجتمع البشري بأكمله ويعتبر كارثة من الكوارث البيئية [1]. يمكن تعريف الجفاف على انه نقص في معدلات الامطار عن المعدل الطبيعي وكلّ يميل إلى تعريفه بحسب متطلبات اختصاصه، ومع هذه المفارقة يتم اعتماد تعريفات محلية مختلفة للجفاف [2] فمثلاً، مجموع المطر السنوي بعمق 700 ملم في الدول شبه الجافة يمكن أن تُعد سنة رطبة جداً على العكس من مناطق أخرى من العالم مثل شمال أوروبا الذي يُعد فيه هذا الرقم دليلاً لجفاف تلك المنطقة. يختلف الجفاف عن الكوارث الطبيعية الأخرى مثل الفيضانات والأعاصير والزلازل لأن آثار الجفاف تتراكم ببطء على مدى فترة زمنية طويلة قد تستمر لعدة سنوات بعد انتهاء الجفاف لذلك، يصعب تحديد بداية الجفاف ونهايته بدقة كما يمكن ان يعتبر دماراً بطيء للجفاف [3]. يعتبر العراق من الدول التي واجهت مؤخراً أحداث جفاف شديدة ومتكررة، خصوصاً المناطق الشمالية منه والتي تعتبر "سلة خبز العراق" [4]، ان من الأخطاء الشائعة هي اقتصر ظاهرة الجفاف على المناطق الجافة وشبه الجافة فقط [5]، لكن في الواقع تعتبر المناطق الشمالية الشرقية من العراق أكثر جفافاً من بقية المنطقة [6] وهذا ما أكدته الدراسة الأخيرة لـ [7]، وهي من الأسباب التي دفعتنا الى دراسة الجفاف في إقليم كردستان-العراق على وجه الخصوص.

متعدد الخطوات. ثم طور الباحثين [3] نموذج هجين يجمع بين نموذج عشوائي خطي ونموذج شبكة عصبية اصطناعية غير خطي (ANN) للتنبؤ بالجفاف، وقارنوا بين أداء النموذجين. وتوصلوا الى ان النموذج الهجين يُعطي قيم بدقة أفضل للتنبؤ بالجفاف المستقبلي. اتبع الباحثون [21] نهج الشبكة العصبية (NN) للبيانات الشهرية لنهر يارا في فيكتوريا (استراليا) وباستخدام مؤشر الجفاف Aggregated Drought Index (ADI) حيث قارنت هذه الدراسة بين نموذجي (RMSNN و DMSNN) وأظهرت النتائج انه بالإمكان التوصل الى نتائج معقولة تصل الى ستة أشهر وان نموذج (RMSNN) يعطي نتائج أفضل قليلاً في الشهور الثلاثة الأولى بينما كان نموذج (DMSNN) أفضل بقليل في الأشهر التي تليها. وفي دراسة أجريت من قبل الباحثان [24] في إيران للتنبؤ بمؤشر (SPI) عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) وباستخدام نموذج (RMSNN) للحصول على أفضل النماذج خلال فترات زمنية مختلفة، وتوصل الباحثين الى امكانية استخدام (NN) في التنبؤ بالجفاف واعداد الخطط لإدارة الموارد المائية.

ومن الدراسات التي أجريت في العراق للتنبؤ بالجفاف، كانت دراسة للباحث [25] الذي قام بتحليل فترات الجفاف والتنبؤ به باستخدام النماذج التصادفية المتمثلة بنموذج (ARIMA)، واستنتج ان التنبؤ لفترات بعيدة قد تكون غير موثوقة في حين انه يمكن التنبؤ لفترات لا تزيد عن ستة أشهر. استخدمت الباحث [26] نماذج (ARMA) التصادفية للتنبؤ بالجفاف المناخي لـ 18 محطة موزعة في جميع انحاء العراق باستثناء اقليم كردستان العراق للفترة (1981-2018) حيث استخدمت تقنية (SAM - 2007) وركزت هذه الدراسة في الكشف عن خصائص الجفاف لفترة (12) شهراً "الكونها تعطي صورة واضحة عن كل أنواع الجفاف وخاصة الجفاف الهيدرولوجي الذي يعتبر الشاغل الرئيسي لمعظم الباحثين في هذا المجال".

ومن خلال استعراض الدراسات السابقة يتضح لنا عدم تطرقها لدراسة التنبؤ بمؤشر الجفاف الاستطلاعي (RDI) ولفترة (12) شهراً عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) لذلك هدفت هذه الدراسة الى استخدام هذه التقنية ومن خلال نمودجي (RMSNN و DMSNN) في اقليم كردستان العراق ولتسع محطات مسجلة في منطقة الدراسة للفترة (1973-2020).

2. موقع الدراسة:

يقع اقليم كردستان-العراق في الجزء الشمالي والشمالي الشرقي من العراق ما بين خطي طول ($10^{\circ} 42'$ و $10^{\circ} 46'$) وبين دوائر عرض (35° و $37^{\circ} 06'$) [1]. ويعتبر موقع الإقليم قاري بعيد عن تأثير المسطحات المائية ومحاط بيباسية مما أدى إلى سيادة المناخ القاري شبه الجاف فيه ويمكن وصفه بأنه "حار جاف صيفاً بارد ممطر شتاءً" [4]، مع ذلك يتمتع بيئة مختلفة عن بقية مناطق العراق حيث تجتمع التضاريس الطبيعية المتمثلة بالجبال والوديان والأنهار والغابات كما ان وجود العيون والينابيع الطبيعية التي تعمل على تلطيف الجو في الصيف وسقوط الثلوج في المناطق الجبلية في الشتاء يجعله وجهة سياحية للعراقيين. تبلغ مساحته ما يقارب (50000 Km^2)، ويشكل حوالي (18 %) من الأراضي العراقية [27].

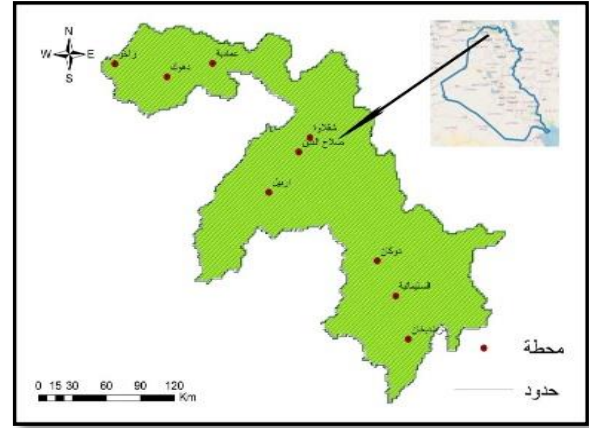
3. البيانات المستخدمة:

شملت الدراسة تسع محطات مسجلة في الإقليم وهي زاخو، دهوك، العمادية، اربيل، صلاح الدين، شقلاوه، دوكان، السليمانية، دربندخان، والشكل (1) يوضح مواقع المحطات لمنطقة الدراسة للفترة (1973-2020). تم الحصول على البيانات المناخية الشهرية (أمطار ودرجة حرارة) عن طريق المديرية العامة للأرصاد الجوية والزلازل في الإقليم للمحطات الواقعة قيد الدراسة. وتم اختبار البيانات في دراسة سابقة لنفس الباحثين تصب في مصلحة يمكن الرجوع لهذه الدراسة [28]، وهذا يدل على أن البيانات ذات طبيعة متسقة ويمكن استخدامها في الدراسة الحالية الجدول (1) يوضح الخصائص الهيدرولوجية والاحصائية لمحطات منطقة الدراسة.

الجفاف المناخي كونه ذو حساسية عالية ومرونة أكثر في التطبيق والذي يعتمد على هطول الأمطار التراكمي جنباً الى جنب مع التبخر نتج الكامن لذلك فهو مهم جداً في تقييم تأثير درجة الحرارة على الجفاف وبالتالي فهو مهم لتوصيف الجفاف [10]. واعتمده طريقة Thornthwaite لتقدير التبخر نتج الكامن (Potential evapotranspiration (PET). وتم استخدمت الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network (ANN) وتسمى اختصاراً (NN) والتي تعتبر احدى تقنيات الذكاء الاصطناعي وهي عبارة عن نموذج رياضي مبني على مفهوم الشبكات العصبية البيولوجيا التي تحاكي سير ومعالجة المعلومات في العقل البشري [11]. والتي تمتلك القدرة على حل المشاكل الهندسية المعقدة بوقت قصير حيث امتازت بمقدرتها على التنبؤ عندما تتوفر بيانات كافية للتدريب التي تنتج للشبكة التعلم منها، ويمكنها بعد ذلك ان تتنبأ بمخرجات جديدة عند ادخال بيانات جديد للشبكة التي تم تدريبها. ان هذه الخاصية جعلت من (ANN) أكثر استخداماً مقارنة بالطرق التجريبية والاحصائية الأخرى [12]. حيث استخدم في هذه الدراسة نمودجين من هذه الشبكات نموذج الشبكة العصبية المتكررة متعددة الخطوات Recursive Multi-Step Neural Networks (RMSNN) والذي يقوم بالتنبؤ بخطوة واحدة للأمام وعليه ويجب تكرير العملية للوصول الى الخطوات التالية، ونموذج الشبكة العصبية المباشرة متعددة الخطوات Direct Multi-Step Neural Networks (DMSNN) والذي يقوم بالتنبؤ مباشرة بعدة خطوات الى الأمام بدون تكرار العملية.

هنالك العديد من الدراسات المتعلقة بمؤشر الجفاف الاستطلاعي (RDI) وبرزها مقارنة للباحثين [10] في اليونان و [13] في قبرص و [14] في إيران و [15] في العراق بين استخدام مؤشر (RDI) و مؤشر (SPI) لتقييم خصائص الجفاف. حيث اوجزت النتائج ان (RDI) يستجيب عموماً بطريقة مماثلة لمؤشر SPI إلا أنه أكثر حساسية وملانمة في حالات البيئة المتغيرة وبيئت امكانية استخدامهما بفعالية لرصد وتحليل الجفاف و اوصوا باستخدام مؤشر (RDI) لمراقبة الجفاف. اما الدراسة التي قام بها [16] في حوض البحر الأبيض المتوسط و [17] و [18] في اليونان فتهدف الى تقديم مؤشر الجفاف (RDI) لغرض مراقبة الجفاف كمؤشر مناخي واحد يتضمن متغيرين هما : درجة الحرارة وهطول الأمطار. وكانت النتائج ان مؤشر (RDI) أكثر موثوقية للتقلبات المناخية كما راقيا الباحثون [19] تأثير التبخر نتج الكامن على قيم مؤشر الجفاف الاستطلاعي (RDI) في منطقة أثينا _ اليونان لفترات زمنية مختلفة حيث استخدمت طرائق مختلفة في حساب PET وهي: Hargreaves و Thornthwaite و Blaney- Cridle و Penman-Monteith. وبيئت النتائج من خلال الدراسة انه لم يتم الكشف عن اي تأثير معنوي على نتائج (RDI) باستخدام طرق مختلفة. ناقش الباحث [20] اسباب الجفاف في دبالى باستخدام مؤشرات الجفاف SPI و RDI. لمستجمعات المياه في المناطق المشتركة بين العراق وإيران لتحديد فترات الجفاف زمانيا ومكانيا. كما درس الباحثان [9] الجفاف المناخي في العراق باستخدام مؤشر الجفاف (RDI)، وكذلك تم حساب PET باستخدام طريقة Penman-Monteith. حيث اشارت النتائج الى أن عام (2008) كان الأكثر جفافاً في جميع أنحاء العراق. ولوحظ أن أقصى شدة للجفاف كانت خلال الفترات (2007-2009) في معظم المحطات الواقعة قيد الدراسة

اما عن استخدام تقنية الشبكات العصبية (NN) في مجال تطبيقات انظمة الموارد المائية فهي نوعا ما قليلة حيث انها تعد من المواضيع الحديثة نسبياً وكانت بدايات العمل بها في تسعينيات القرن الماضي حيث اكدت الجمعية الأمريكية للمهندسين المدنيين (ASCE) American Society of Civil Engineers لجنة المهام الخاصة بتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في الهيدرولوجيا (2000) على امكانية استخدام (NN) في نمذجة العلاقات بين سلسلة المتغيرات (المدخلات والمخرجات) [21] ، وقد تم تطبيقها على التنبؤ بالجريان ونماذج الامطار-السيح ونماذج المياه الجوفية [22] غيرها من التطبيقات. اما فيما يتعلق بتطبيق هذه التقنية في مجال التنبؤ بالجفاف فكان أبرزها دراسة للباحثان [23] وباستخدام مؤشر هطول الأمطار القياسي (SPI) حيث قارنوا بين النماذج العشوائية الخطية (ARIMA و SARIMA) والشبكة العصبية المتكررة متعددة الخطوات (RMSNN) والشبكة العصبية المباشرة متعددة الخطوات، (DMSNN) في حوض نهر كانساباتي في الهند. وتوصلا الى تفوق (RMSNN) على أداء (DMSNN و ARIMA) وكان أداء نموذج (ARIMA) يوفر نتيجة جيدة ولكن أقل شأناً مقارنة بالنهج المباشر



الشكل (1) خارطة إقليم كردستان-العراق والمحطات المسجلة

الجدول (1) أسماء المحطات وبعض الخصائص الهيدرولوجيا والاحصائية لها [28]

المحطات	خطوط الطول	دوائر العرض	الارتفاع عن مستوى سطح البحر (m)	الفترة الزمنية	طول الفترة الزمنية (سنة)	معدل الامطار (mm)	الانحراف المعياري للامطار (mm)	معدل درجات الحرارة °C	الانحراف المعياري لدرجات الحرارة °C
زاخو	42° 24'	37° 04'	433.8	2020-1981	39	619.88	205.79	21.16	0.62
دهوك	43° 01'	36° 00'	596	2020-1989	31	575.06	187.42	20.3	0.49
عمادية	43° 14'	37° 05'	1195	2020-1989	31	814.23	244.33	15.64	1.13
أربيل	44° 02'	36° 07'	470	2020-1980	40	419.05	154.15	21.84	0.8
صلاح الدين	44° 07'	36° 13'	1087	2020-1982	38	591.99	200.01	17.99	0.74
شقاوة	44° 18'	36° 24'	975	2020-1984	36	496.10	161.32	17.74	0.89
دوكان	45° 06'	35° 36'	516	2017-1984	33	698.01	249.46	20.99	0.89
السليمانية	45° 16'	35° 19'	884	2020-1973	47	716.92	207.91	19.53	0.64

ولحساب RDI الطبيعي (RDIn)

$$RDI_n^i = \frac{\alpha_o^i}{\bar{\alpha}_o} - 1 \dots (2)$$

حيث أن:

$\bar{\alpha}_o$: المتوسط الحسابي لقيم α_o

ولإيجاد قيم (RDIST) القياسي لكل سنة باستخدام المعادلة التالية.

$$RDI_{st}^i = \frac{y^i - \bar{y}}{\hat{\sigma}_y} \dots (3)$$

حيث أن:

y^i : تمثل $\ln(\alpha_o^i)$

\bar{y} : الوسط الحسابي

$\hat{\sigma}_y$: الانحراف المعياري.

يسمح مؤشر الجفاف (RDI) بتحديد فترة الجفاف والرطوبة في نطاق زمني معين لأي موقع يتم فيه تسجيل لهطول الامطار وقياس لدرجات الحرارة او التبخر نتج. تشير قيمة (RDI) الموجبة لوجود زيادة في الامطار عن المعدل العام أي سنوات رطبة، أما القيم السالبة له فتعني وجود نقص في الامطار عن المعدل العام أي سنوات جافة [25]. الشكل (2) لتوصيف الجفاف بالاعتماد على قيم مؤشر الجفاف (RDI) وحسب تصنيف [10] McKee, et al. (1995).

4. RDI المؤشر المستخدم للتنبؤ بالجفاف:

مؤشر الجفاف الاستطلاعي Reconnaissance Drought Index (RDI)

Tsakiris and Vangelis (2005) اقترح من قبل [10] والذي يُستخدم في العديد من المناطق الجافة وشبه الجافة ويرجع ذلك أساساً إلى متطلباته المنخفضة للبيانات حيث انه ذو حساسية عالية ومرونة في التطبيق كما ويستخدم كإحدى طرائق الإنذار بالجفاف. يعتمد (RDI) على هطول الأمطار التراكمي Precipitation (P) والتبخر نتج الكامن (PET) Potential evapotranspiration لذلك فهو مهم جدا في تقييم تأثير درجة الحرارة على الجفاف وبالتالي فهو مهم لتوصيف الجفاف. ويمكن حسابه على النحو التالي:

$$\alpha_k^{(i)} = \frac{\sum_{j=1}^k P_{ij}}{\sum_{j=1}^k PET} \dots (1)$$

حيث أن:

P : تمثل هطول الامطار (mm/month).

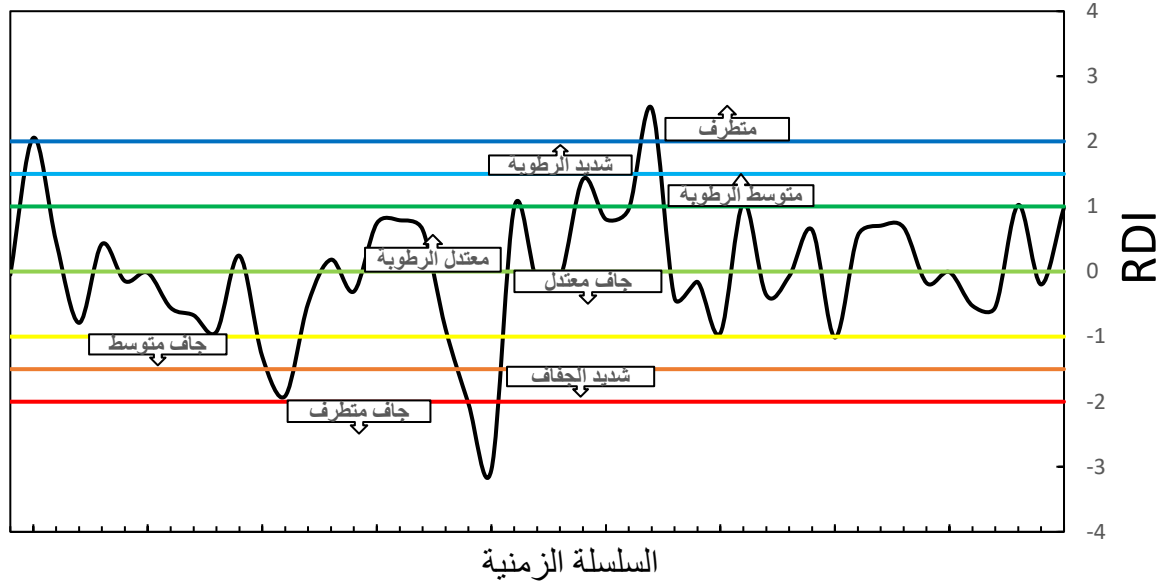
PET : تمثل التبخر نتج الكامن (mm/month).

n : $1 = i$

i^{th} : تمثل السنة

k : $1 = j$

j^{th} : تمثل الشهر



الشكل (2) مخطط لتصنيف الجفاف

I : هو مؤشر حرارة يجمع قيم 12 شهر وبحسب على النحو التالي:

$$I = \sum_{i=1}^{12} \left(\frac{T_{i\text{mean}}}{5} \right)^{1.514} \dots \dots (6)$$

في دراستنا الحالية استخدم البرامج الحاسوبي (DrinC version 1.7 (91) اصدار (2019) وهو عبارة عن حزمة برمجية تم تطويرها لتوفير واجهة بسيطة قابلة للتكيف لحساب بعض مؤشرات الجفاف ومنها مؤشر (RDI) كما ويشتمل البرنامج على وحدة لتقدير التبخر نتج الكامن (PET) من خلال عدة طرق ومنها طريقة (Thornthwaite) [29] المستخدمة في هذه الدراسة، حيث استخدم البرنامج لتصنيف الجفاف والكشف عن بدايته ونهايته من خلال حساب قيم مؤشر الجفاف (RDI) وبالاعتماد على بيانات مجموع الامطار ومعدلات درجات الحرارة الشهرية فقط ومنه يمكن التوصل الى استدامة الجفاف (D_i) Duration (Drought Magnitude (M)) وشدته (Drought Intensity (I))، كما يمكن حساب كمية الجفاف وذلك عن طريق حساب كمية النقص بالامطار عن المعدلات الطبيعية [4]، كما يمكن حساب نسبة تروده (Relative Frequencies (RF)) بقسمة عدد سنوات التي حدث فيها الجفاف على عدد السنوات الكلية [9].

يمكن تعريف التبخر بانه عبارة عن كمية الرطوبة التي نحصل عليها سواء من التربة او الجو او من المسطحات المائية، اما النتج فعرفه Thornthwaite بانه عبارة عن كميات المياه المقفودة من قبل النباتات عندما لا تكون التربة تعاني من عجز مائي. هناك العديد من الطرق لتقدير التبخر نتج الكامن PET منها طريقة Thornthwaite وهي من أكثر الطرق استخداماً والتي اقترحت من قبل Thornthwaite, (1948) تحتاج هذه الطريقة الى معدل درجة الحرارة وخط العرض لتقدير (PET) وبحسب على النحو التالي:

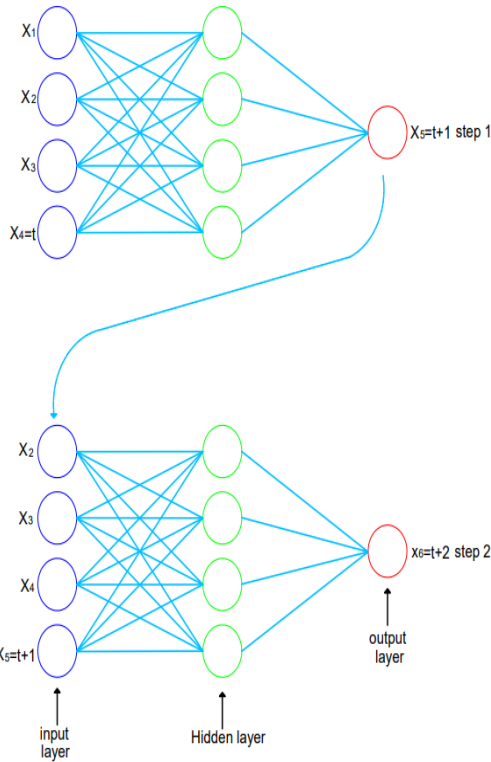
$$PET = 16 \left(\frac{N}{12} \right) \left(\frac{M}{30} \right) \left(10 \frac{T_{\text{mean}}}{I} \right)^a \dots (4)$$

حيث أن:

T_{mean} : متوسط درجة الحرارة ($^{\circ}\text{C}$)
 N : متوسط ساعات سطوع الشمس الشهرية المحتملة (h/day)
 M : عدد الايام لكل شهر
 a : معامل يتم حسابه بالمعادلة التالية.

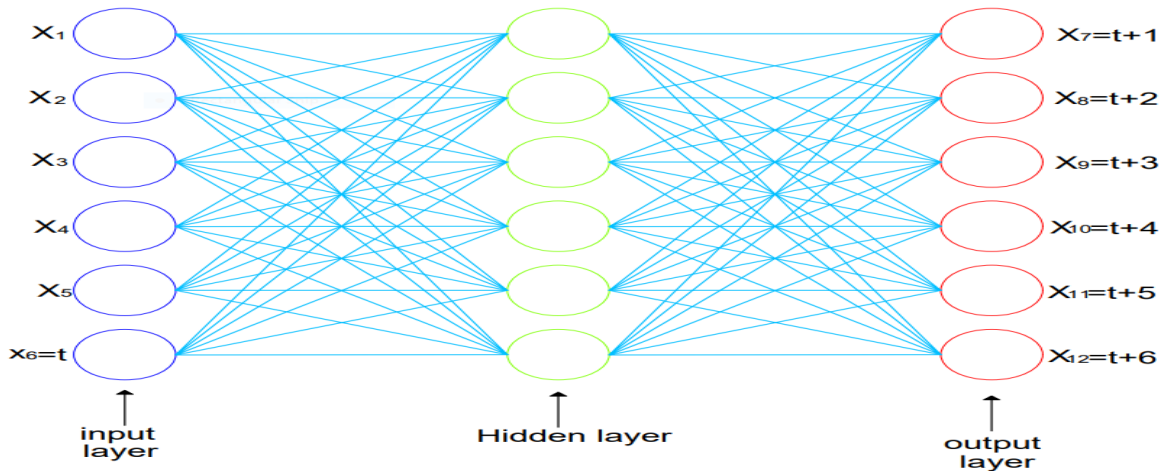
$$a = 6.75E^{-7}I^3 - 7.71E^{-5}I^2 - 1.79E^{-2}I + 0.492 \dots (5)$$

حيث أن:



الشكل (5) شبكة من نوع (RMSNN)

2. الشبكة العصبية المباشر متعدد الخطوات Direct multi-step neural network (DMSNN) يتبع هذا النموذج نفس نهج نموذج (RMSNN) ولكن له إمكانية التنبؤ بعدة خطوات للأمام بخطوة واحدة عن طريق استخدام التنبؤات السابقة كمدخلات والشكل (6) يبين الشبكة العصبية متعددة الخطوات المستمرة ذو التغذية الامامية للتنبؤ بست أحداث جفاف مستقبلية بمؤشر (RDI) .



الشكل (6) شبكة من نوع (DMSNN)

$$net_1 = b + \sum_{i=1}^n IW * P_i \dots (7)$$

حيث أن:

net_1 : ناتج الخطوتان الأولى والثانية

P : المدخلات

IW : اوزان المدخلات

b : عامل الانحياز

n : عدد المدخلات

ثالثاً: الناتج من معادلة (7) يتم تمريره بدالة تنشيط (Activation Function)، والهدف منها هو تحويل مدخل غير مقيد إلى مخرج مقيد بشكل يمكن التنبؤ به، وتكون موجودة في كل من الطبقة الخفية وطبقة المخرجات، [11] ومن أكثر دوال التنشيط استخداماً والتي استخدمت في هذه الدراسة دالة \tan -sigmoid transfer function (tansig) ويعبر عنها بالشكل التالي:

$$f(net_1) = \frac{2}{1 - e^{(-net_1)}} - 1 \dots (8)$$

ودالة linear transfer function (purlin) ويعبر عنها

على النحو التالي:

$$f(net_1) = \frac{e^{(net_1)} - e^{(-net_1)}}{e^{(net_1)} + e^{(-net_1)}} \dots (9)$$

وهي دوال رياضية ينتج عنها مخرجات يعبر عنها على النحو التالي:

$$output = f(net_1) = f(b + \sum_{i=1}^n IW * P_i) = O \dots (10)$$

يتم في هذه الدراسة استخدام نموذجين من شبكات الانتشار العكسي ذو التغذية الامامية ثلاثية الطبقة لأغراض التنبؤ بالجفاف. وهما نموذج (RMSNN) ونموذج (DMSNN)

1. الشبكة العصبية المتكرر متعددة الخطوات Recursive multi-step neural network (RMSNN) تشبه هذه التقنية تقنية التنبؤ بنماذج (ARIMA) كونه يحوي على عقدة مخرجات واحدة وهذا يعني ان له إمكانية تنبؤ بخطوة واحدة للأمام ولغرض التوصل الى خطوات أكثر للأمام يتم تكرار العملية وذلك باستخدام التنبؤات السابقة كمدخلات للوصول للخطوة التي تليها (التنبؤات اللاحقة) [23]. الشكل (5) يبين الشبكة العصبية المتكرر متعددة الخطوات ذو التغذية الامامية للتنبؤ بست أحداث جفاف مستقبلية بمؤشر (RDI) .

$$MAXE = \max(|(f - O)|)_{i=1}^n \dots (14)$$

خامساً: مؤشر القبول (دليل المقبولية) (d)

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (f - O)^2}{\sum_{i=1}^n (|f - O| + |O - \bar{O}|)^2} \right] \dots (15)$$

حيث أن:

f : قيم RDI المتنبى بها من الشبكة العصبية
O : قيم RDI المحسوبة من البيانات الحقيقية
 \bar{O} : معدل قيم RDI المحسوبة من البيانات الحقيقية

7. النتائج والمناقشة:

1.7. التحليل الزمني للجفاف:

تم في هذه الدراسة الكشف عن خصائص الجفاف المناخي للمحطات التسعة والكشف عن بداية ونهاية الجفاف من خلال حساب قيم مؤشر الجفاف (RDI-12) للمعينة (O) وذلك بالاعتماد على بيانات مجموع الأمطار ومعدلات درجات الحرارة الشهرية واعتماد طريقة (Thornthwaite) لتقدير التبخر نتج. كما وتم حساب القيم الدنيا والقصى والمعدل لاستدامة الجفاف (D_i) وكميته (M) وشدته (I)، كما تم حساب نسبة تردد الجفاف (RF)، والجدول (2) يبين نتائج القيم المشار إليها اعلاه.

ويتبين من خلال الجدول أدناه ان اقصى جفاف حصل في عام (1998-99) لمحطات عمادية أربيل السليمانية وفي عام (2007-08) لباقي المحطات. وكانت اقصى استدامة للجفاف مسجلة في محطة دوكان وللفترة (2006-15) حيث وصل النقص بالأمطار عن معدلاته الطبيعية الى ما يقارب (612) mm والتي تعبر عن كمية الجفاف كما وصلت اقصى شدة له الى (335) mm/year تقريباً ولنفس الفترة. اما نسب الجفاف فكانت تتراوح ما بين (41%) في محطة زاخو و (58%) في محطة السليمانية.

كما وتم ايجاد علاقة بين مؤشر (RDI-12) والعوامل المناخية (الأمطار (P)، درجة الحرارة (T)، التبخر نتج (PET))، والجدول (3) يبين قيم معامل الارتباط (R) فيما بينهم ويلاحظ من الجدول ادناه ان هناك ارتباطاً قوياً بين الأمطار و (RDI) بينما يقل الارتباط بين درجات الحرارة والتبخر نتج مع (RDI) في المناطق التي تقل فيها درجات الحرارة وتزداد نوعاً ما قيم (R) في المناطق التي تزداد فيها درجات الحرارة وتصبح العلاقة بينهما اكثر ارتباطاً وهذا يدل على زيادة تأثير درجات الحرارة على مؤشر الجفاف (RDI) كلما تزداد درجات الحرارة كما هو ملاحظ في محطة أربيل والسليمانية، كما تم اختبار معنوية الارتباط بين مؤشر الجفاف والعوامل المناخية من خلال اختبار (t-test) وتضح لنا ان الارتباط بين درجات الحرارة و (RDI) كان غير معنوي (أي لا يوجد ارتباط) وتزداد معنوية الارتباط فيما بينهم كلما زادت درجات الحرارة.

بعد اختيار المعمارية المناسبة للشبكة يتم التنبؤ بالمستقبل من خلال الخطوات التالية:

6. تطبيق نماذج الشبكات العصبية (ANN)

يتم تطبيق نماذج (RMSNN) و (DMSNN) لغرض التنبؤ بالمستقبل من خلال عدة خطوات وبعد تقسيم البيانات الى قسمين رئيسيين: قسم للتدريب والمعايرة والتحقق والذي لا يقل عن ثلثي البيانات والقسم الاخر وهو الثلث المتبقي للمحاكاة. وكما في الخطوات التالية:

1. الخطوة الاولى تدريب الشبكة (training) على ما يقارب (70%) من البيانات الحقيقية فقط (المدخلات والمخرجات) والتحقق منها (validation) وتشخيص الأخطاء الموجودة بعدها يتم اختبار الشبكة وفحصها (testing) وهذا يحدد التوقف عن التدريب أو الاستمرار به. وفي حالة كون نتائج التدريب والتحقق والاختبار جيدة يتم الانتقال للمرحلة التالية وبخلافه يتم تغيير الأوزان وإعادة الخطوة الاولى مرة ثانية [23].

2. الخطوة الثانية عمل محاكاة للشبكة (simulate) عن طرق ادخال البيانات المتبقية وهي ما يقارب (30%) من البيانات الاصلية التي لم تدخل بالتدريب والحصول على مخرجات جديد يتم مقارنتها مع البيانات الاصلية عن طرق الاختبارات الاحصائية. فاذا كانت النتائج جيدة يتم الانتقال للخطوة التالية وبخلافه يتم اعادة الخطوة الاولى والثانية مرة أخرى.

3. الخطوة الثالثة والأخيرة هي التنبؤ بالبيانات المستقبلية وذلك باعتماد البيانات التي نجحت في اجتياز الخطوة الأولى والثانية (أي التنبؤ بالمستقبل بالاعتماد على بيانات الماضي والحاضر).

ولغرض التحقق من أداء النموذجين (RMSNN و DMSNN) في الخطوة الثانية يتم المقارنة بين القيم الاصلية وقيم المخرجات من الشبكة بالاعتماد على المعايير الاحصائية التالية [22] [31]:

اولاً: معدل الخطأ المطلق (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(f - O)| \dots (11)$$

ثانياً: معدل مربع الخطأ (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(f - O)|^2 \dots (12)$$

ثالثاً: جذر مربع الخطأ (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(f - O)|^2} \dots (13)$$

رابعاً: اقصى خطأ مطلق (MAXE)

الجدول (2) يبين القيم الدنيا والقصى والمعدل لاستدامة الجفاف (D_i) وكميته (M) وشدته (I)، ونسبة تردد ه (RF) لجميع المحطات قيد الدراسة

RF %	I mm/year	M mm	D year	I mm/year	M mm	D year	I mm/year	M mm	D year	اقصى قيمة RDI > 0	اسم المحطة
	Av.			Max			min				
41.03	82.94	147.45	1.78 1981-20	154.04	770.2	5 2007-12	15.81	15.81	1 2013-14	- 2.44 2007-08	زاخو
48.39	81.67	175.01	2.14 1989-20	182	909.98	5 2007-12	18.33	18.33	1 2004-05	- 2.37 2007-08	دهوك
45.16	108.38	189.66	1.75 1989-20	232.06	928.22	4 1997-01	91.88	91.88	1 2011-12	- 2.58 1998-99	عمادية
52.5	52.51	110.27	2.1 1980-20	103.73	726.13	7 2005-12	7.45	7.45	1 2019-20	-1.77 1998-99	اربييل
47.37	103.03	168.6	1.64 1982-20	197.99	593.97	3 1998-01	49.7	49.7	1 1992-93	- 1.74 2007-08	صلاح الدين
47.06	75.42	134.08	1.78 1986-87	259.92	519.84	2 2007-09	47.82	47.82	1 2019-20	- 2.2 2007-08	شقاوة
45.46	81.15	202.87	2.5 1984-17	179.06	1611.54	9 2006-15	159.11	159.11	1 1996-97	- 2.15 2007-08	دوكان
57.45	61.04	137.35	2.25 1973-20	334.79	1004.37	3 1998-01	0	0	1 2019-20	- 3.0 1998-99	السليمانية
46.67	109.56	170.43	1.56 1987-17	277.44	832.327	3 1998-01	26.034	26.04	1 1993-94	- 2.27 2007-08	درينديخان

الجدول (3) يبين قيم معامل الارتباط (R) بين العوامل المناخية ومؤشر (RDI)

RDI (thornthwaite)			اسم المحطة
PET	T	P	
0.32	0.159	0.97	زاخو
0.43	0.31	0.97	دهوك
0.14	0.24	0.95	عمادية
0.51	0.56	0.968	اربييل
0.13	0.337	0.96	صلاح الدين
0.12	0.34	0.949	شقاوة
0.45	0.365	0.967	دوكان
0.48	0.41	0.966	السليمانية
0.39	0.333	0.957	درينديخان

في كلا النموذجين ولجميع المحطات تم الاعتماد على خوارزمية (LM) لغرض التدريب وخوارزمية (GDM) لغرض التعليم وتم استخدام دالة التفعيل (tansig) للطبقة الخفية تتبوع بدالة تفعيل (purelin) لطبقة المخرجات لأغراض التدريب وتم التحقق من افضلية الشبكة بعد التدريب عن طريق نتائج (performance, training state & regression)

تم عمل محاكاة للنموذج (simulate) للسنوات الستة الأخيرة لكل محطة للحصول على نتائج تم مقارنتها بالقيم الحقيقية عن طريق اجراء الاختبارات الاحصائية التي تم الإشارة إليها انفاً والجدول (4) و(5) يبين نتائج الاختبارات الاحصائية ولكلا النموذجين.

حيث يتضح من الجداول اعلاه وجود توافق بين قيم الجفاف المستحصلة من النموذجين ($RMSNN_{441}$ و $DMSNN_{666}$) وقيم الجفاف المحسوبة لمؤشر (RDI) حيث تعتبر النتائج الاحصائية جيدة كلما قل الفرق واقتربنا من الصفر وان حدود القبول تقع ما بين (0 - ∞) للمعايير ($MAXE$ $RMSE$ MSE MAE). كما يلاحظ عدم وجود فرق كبير بالمعايير الاحصائية لكلا النموذجين في المحطة الواحدة وهذا يدل على إمكانية استخدام النموذجين لغرض التنبؤ بالجفاف. كما يلاحظ ان قيمة اقصى خطأ مطلق ($MAXE$) كانت في الخطوة الخامسة (t+5) لأغلب المحطات وذلك لان الخطوة الخامسة كانت في اغلب المحطات لعام (2018-2019) والتي صنفت على انها متطرفة الرطوبة فكان من الصعب على النموذجين التوصل بدقة في الخطوة الخامسة الى قيمة متطرفة.

تم الوصول الى عدد الخطوات المقبولة للتنبؤ من خلال اجراء اختبار جذر مربع الخطأ ($RMSE$) واختبار مؤشر القبول (d) والذي يشير الى مدى المقبولية بين القيم المخمنة والمحسوبة وحدوده بين (0 - 1) وتكون لنتائج أكثر قبولاً كلما تم الاقتراب من الواحد اكثر لكل خطوة ولجميع المحطات، والجدول (6) يوضح نتائج الاختبارين

كما ويوضح الشكل (7) نسب أصناف الجفاف لمؤشر (RDI-) (12) حيث ان الملاحظ من خلال الشكل ان اعلى نسبة لأصناف الجفاف في منطقة الدراسة هي معتدل الرطوبة وجاف معتدل حيث يتجاوز مجموع نسبتهما (64 %) لجميع المحطات ويصل الى (79 %) في محطة السليمانية.

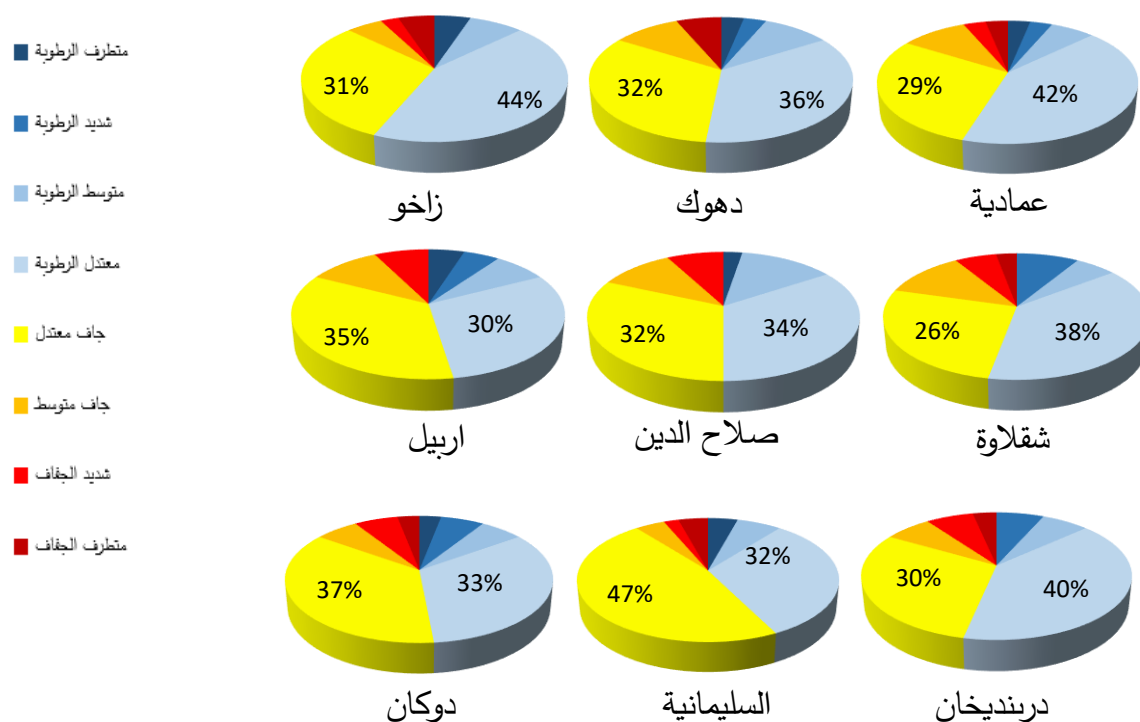
2.7. التحليل المكاني للجفاف:

تم رسم خرائط التوزيع المكاني لمنطقة الدراسة لكل من الأمطار ودرجات الحرارة ومعدلات الجفاف لمؤشر (RDI-12) وللمتعة (0) وكذلك تم رسم السنوات الأكثر جفافاً وهي عام (1998-1999) الشكل (11-أ) و (2007-2008) الشكل (11-ج) لمؤشر (RDI-12) للمتعة (0)

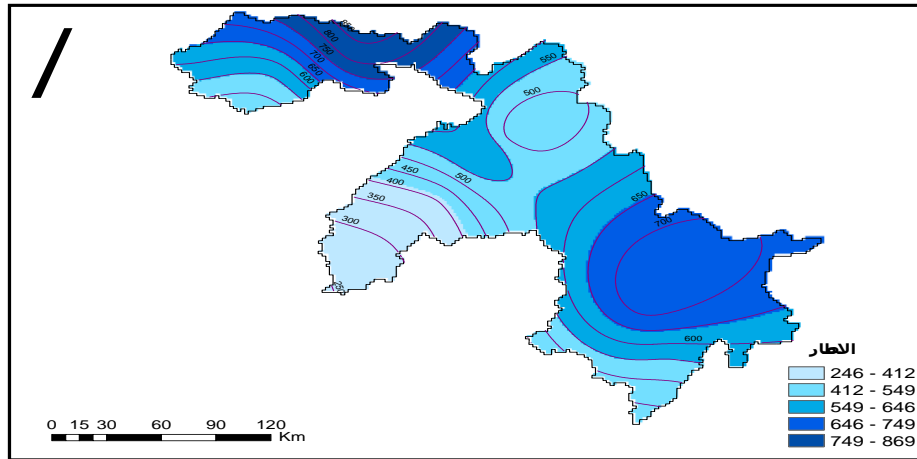
ويتبين من الاشكال ادناه ان المناطق التي تزداد فيها معدلات الامطار وتنخفض فيها درجات الحرارة نوعاً ما تكون أكثر جفافاً من غيرها كما هو الحال في محطات زاخو وعمادية والسليمانية وذلك لما تعانيه من نقص في معدلات الامطار عن المعدلات الطبيعية والمشار إليها بدلالة كمية الجفاف (M) كما هو موضح في الشكل (11- أ، ب، ج، د).

3.7 التنبؤ بالجفاف:

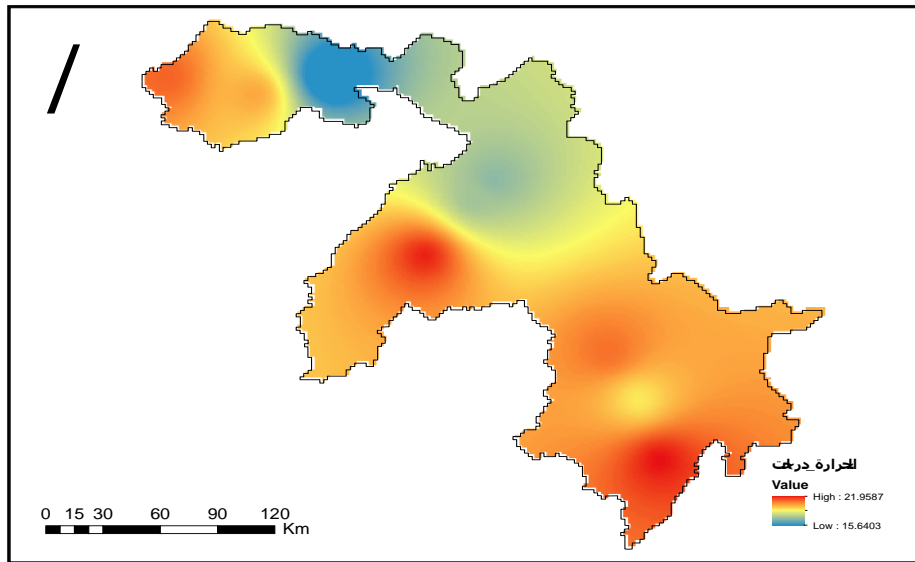
استخدم الحزمة البرمجية في (MATLAB (2018) لبناء نموذج ($RMSNN$ و $DMSNN$) لغرض التنبؤ بالجفاف حيث استخدمت مصفوفة خاصة تمكننا من ايجاد القيم المستقبلية لمؤشر (RDI) لكلا النموذجين عن طريق (NN-tool box) احدى أدوات (matlab). وبعد اجراء عدت محاولات تم التوصل الى المعمارية التي اعطت أفضل النتائج لنموذج ($RMSNN$) والتي تتكون من ثلاث طبقات والشكل (12) يبين معمارية النموذج ورمزه ($RMSNN_{441}$). اما الشكل (13) فيمثل معمارية شبكة ($DMSNN$) والتي تتكون هي الأخرى من ثلاث طبقات كذلك ويرمز لها بالرمز ($DMSNN_{666}$)



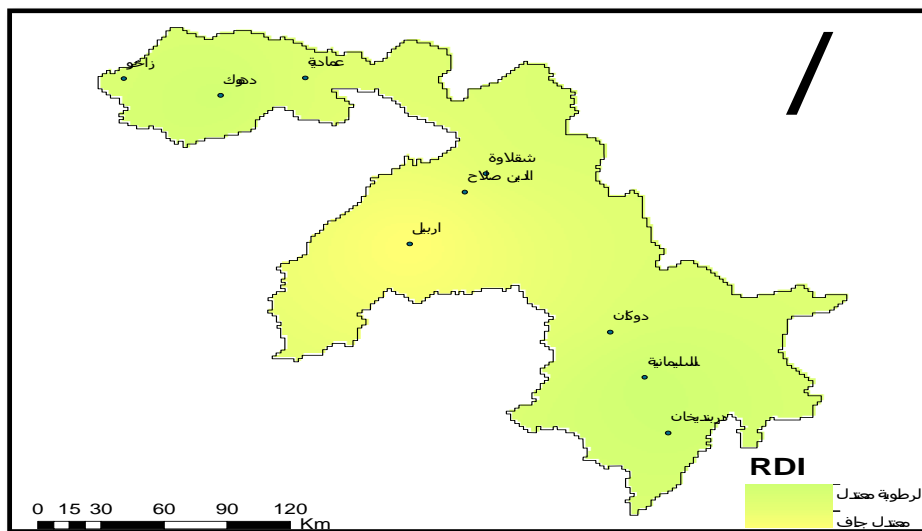
الشكل (8) يوضح النسب المئوية لأصناف مؤشر الجفاف (RDI-12)



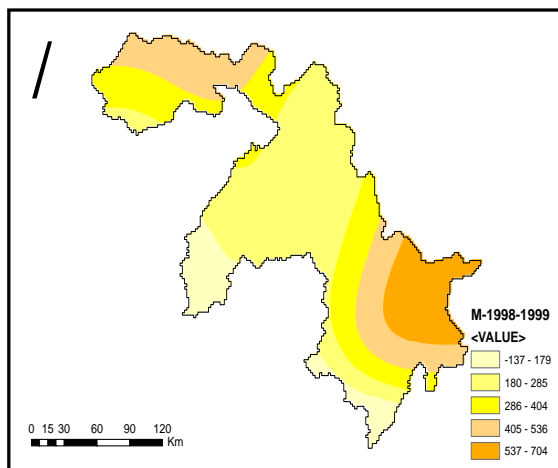
الشكل (8) توزيع الامطار



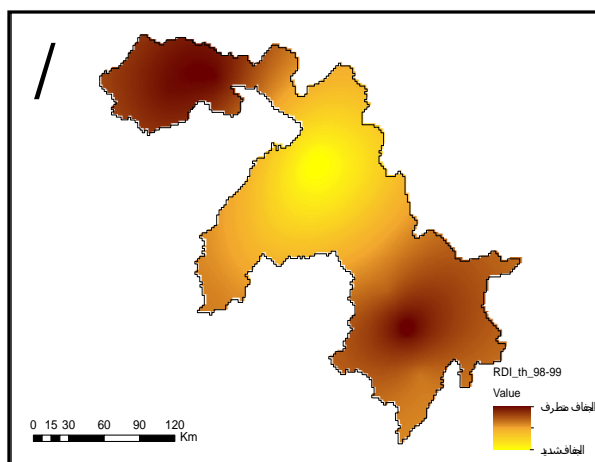
الشكل (9) توزيع درجات الحرارة



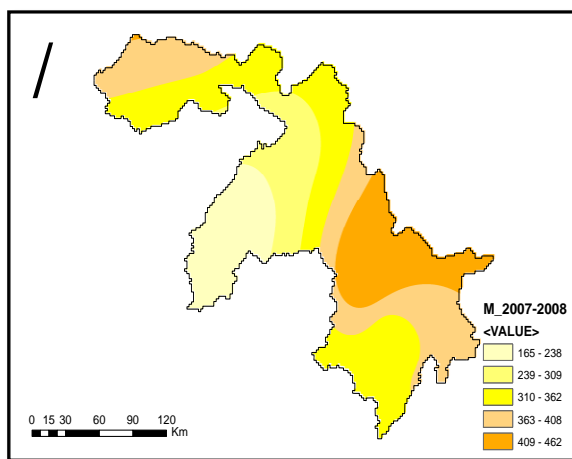
الشكل (10) توزيع الجفاف لمؤشر (RDI)



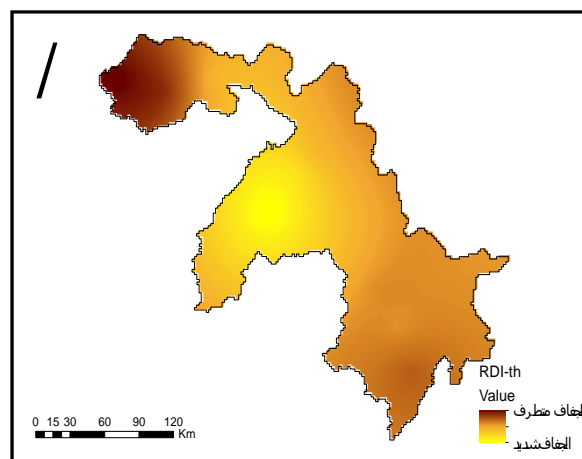
(ب) كمية الجفاف لعام (1998-99)



(أ) مؤشر (RDI) لعام (1998-99)

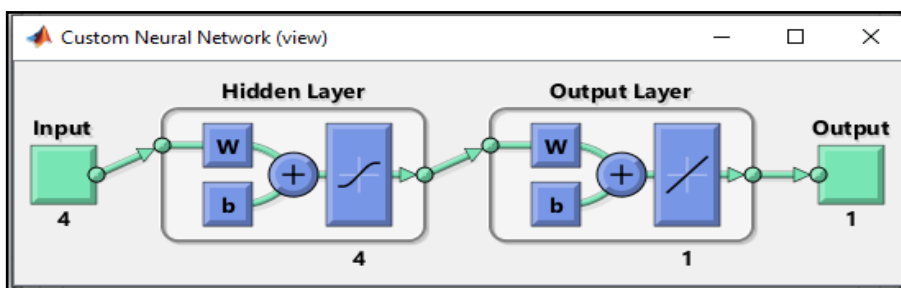


(د) كمية الجفاف لعام (2007-08)

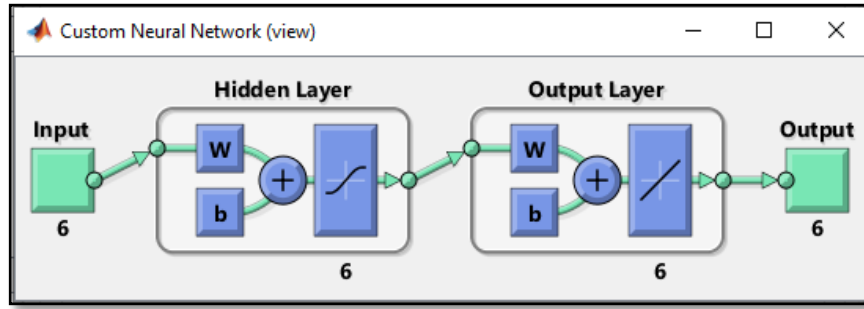


(ج) مؤشر (RDI) لعام (2007-08)

الشكل (11) (أ، ب، ج، د) لمعدلات وكمية الجفاف لمؤشر (RDI-12) وللمتابة (0)



الشكل (12) معمارية شبكة (RMSNN)



الشكل (13) معمارية شبكة (DMSNN)

جدول (4) قيم الاختبارات الإحصائية لنموذج ($RMSNN_{441}$) ولجميع المحطات قيد الدراسة

المحطة	زاخو	دهوك	عمادية	أربيل	صلاح الدين	شقلاوة	دوكان	السليمانية	درينديخان
MAE	0.77	0.71	0.93	0.71	0.70	0.88	0.71	0.68	0.44
MSE	1.09	1.09	1.40	1.24	1.33	0.92	0.71	1.00	0.29
RMSE	1.04	1.05	1.18	1.11	1.15	0.96	0.84	1.00	0.54
MAXE للزمن	2.32 (t+5)	2.26 (t+5)	1.98 (t+5)	2.4 (t+5)	2.68 (t+5)	1.31 (t+4)	1.44 (t+5)	1.63 (t+5)	0.92 (t+4)

جدول (5) قيم الاختبارات الإحصائية لنموذج ($DMSNN_{666}$) ولجميع المحطات قيد الدراسة

المحطة	زاخو	دهوك	عمادية	أربيل	صلاح الدين	شقلاوة	دوكان	السليمانية	درينديخان
MAE	0.72	0.60	0.76	0.65	0.79	0.79	0.67	0.84	0.45
MSE	0.97	0.84	1.30	1.22	1.27	1.44	0.55	1.08	0.28
RMSE	0.99	0.92	1.14	1.10	1.12	1.20	0.74	1.04	0.53
MAXE للزمن	2.07 (t+5)	1.75 (t+6)	2.61 (t+5)	2.64 (t+5)	2.31 (t+5)	2.49 (t+3)	1.17 (t+3)	2.02 (t+5)	0.99 (t+6)

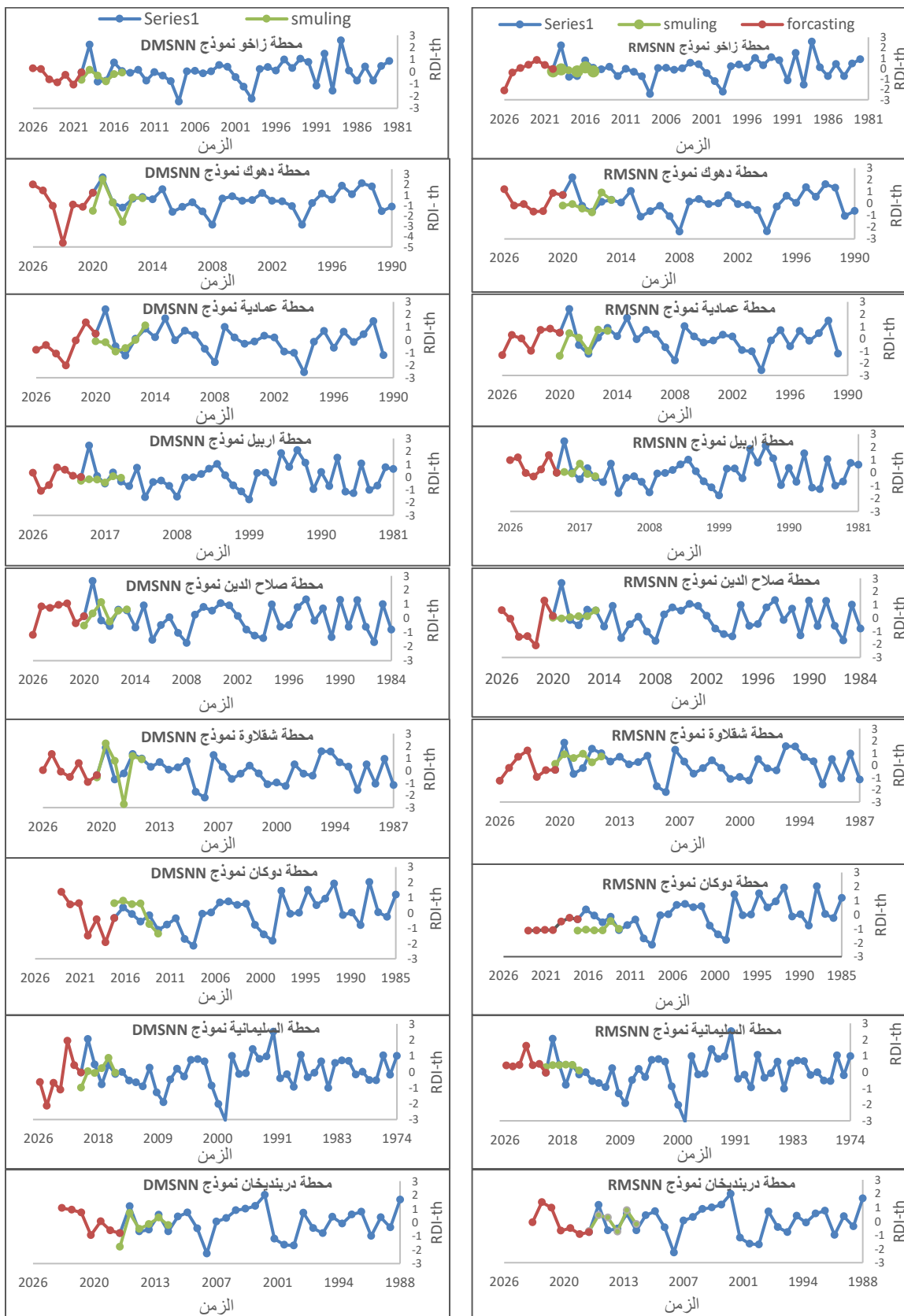
الجدول (6) نتائج اختبار (RMSE و d) لنموذج ($RMSNN_{441}$ و $DMSNN_{666}$) للسنوات التي تم محاكاتها

نموذج NN	المعايير الإحصائية	الخطوات الزمنية المتتبعين بها					
		t+6	t+5	t+4	t+3	t+2	t+1
$RMSNN_{441}$	RMSE	0.77	2.00	0.74	0.69	0.63	0.23
	d	0.18	0.01	0.28	0.70	0.57	0.91
$DMSNN_{666}$	RMSE	0.89	1.77	0.76	1.11	0.42	0.23
	d	0.46	0.50	0.52	0.70	0.79	0.96

لمنطقة الدراسة تذهب باتجاه الجفاف حسب تنبؤات النماذج المعتمدة عند اعتماد مؤشر الجفاف (RDI-12) للعتبة (0).
يعد نموذج (DMSNN) أكثر دقة من نموذج (RMSNN) كما يتبين من نتائج الاختبارات في جدول رقم (6) وخاصة في السنتين الأولى والثانية.

يتبين من الجدول أعلاه ن النتائج تكون اقل قبولاً في الخطوة الرابعة والخامسة والسادسة مقارنة مع نتائج الخطوة الأولى والثانية والثالثة. لأن قيم اختبار مربع الخطأ تزداد وقيم مؤشر القبول تقل كلما اتجهنا خطوة الى الامام.

بعد التوصل الى النتائج أعلاه تم التنبؤ بالجفاف عن طريق ($RMSNN_{441}$ و $DMSNN_{666}$) لسنة السنوات القادمة والشكل (14) يبين السلاسل الزمنية المستقبلية، حيث يتبين من الاشكال ان السنوات القادمة



الشكل (14) للسلاسل الزمنية لنماذج

وسوء التخطيط والإدارة في منظومات الموارد المائية تزيد من حدة مشاكل الجفاف وتفاقمه.

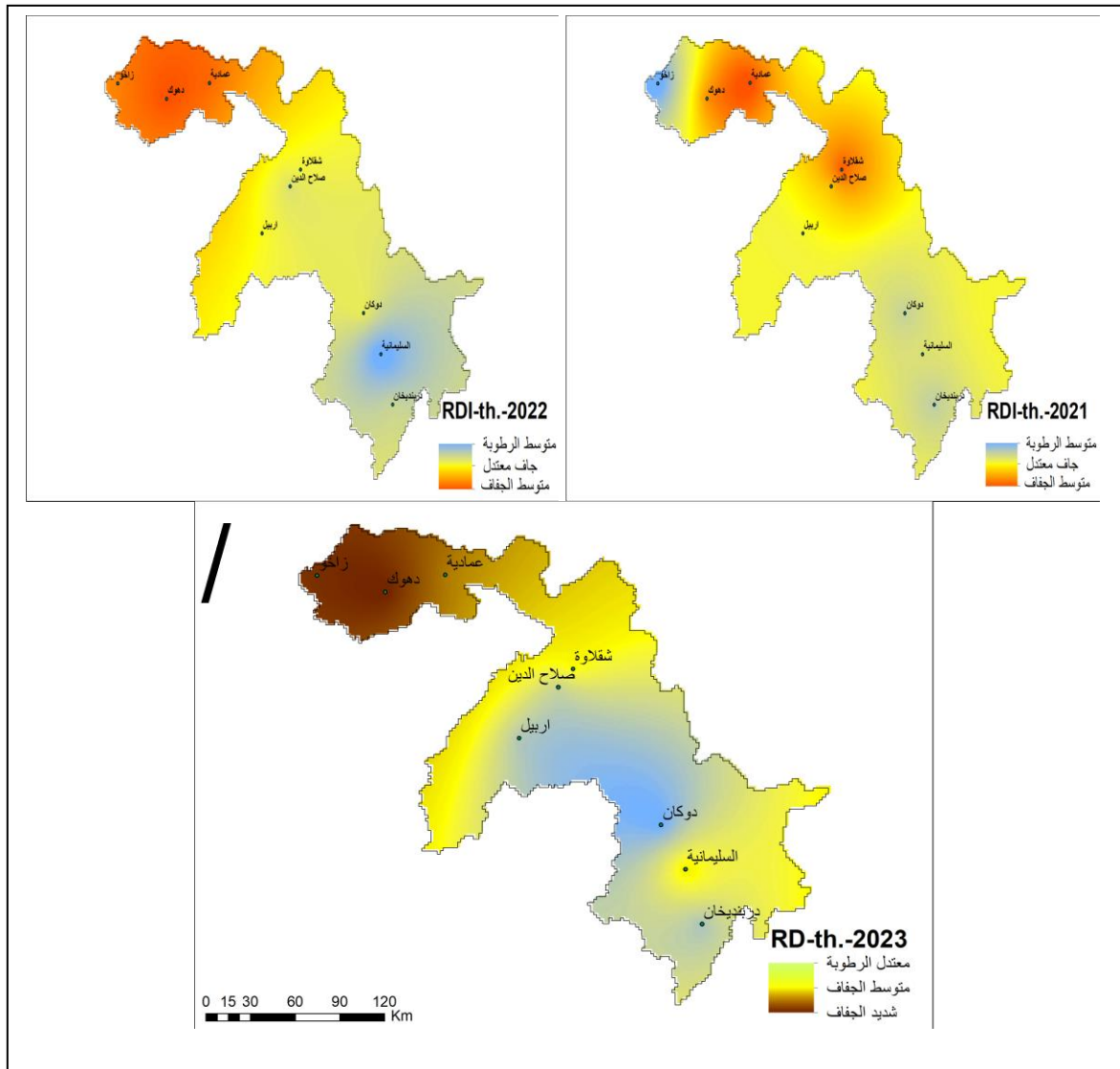
أكدت الدراسة الحالية على إمكانية استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ($RMSNN_{441}$ و $DMSNN_{666}$) للأغراض التنبؤ بالجفاف السنوي عن طريق مؤشر الجفاف (RDI-12)، وبسبب عدم وجود فرق كبير بين النموذجين من خلال المعايير الإحصائية لذلك اعتبر كلا النموذجين مفيدتين لهذا الغرض ولكن يفضل استخدام نموذج ($DMSNN_{666}$) لكونه أسهل في التوصل للنتائج مقارنة مع النموذج الآخر

كذلك بينت هذه الدراسة إمكانية التنبؤ بالجفاف بعدد من السنوات المستقبلية عن طريق نماذج ($RMSNN_{441}$ و $DMSNN_{666}$) ولكن كلما اتجهنا إلى الأمام أي زادت سنوات التنبؤ زاد مقدار الخطأ، لذا يفضل عدم الذهاب لأكثر من ثلاث سنوات، وعليه تم رسم خرائط الجفاف المكاني باستخدام نموذج ($DMSNN_{666}$) لمؤشر الجفاف (RDI) وللأعوام (2021 ، 2022 ، 2023) في الشكل (15) ولجميع محطات منطقة الدراسة.

7. الاستنتاجات:

بينت الدراسة الحالية إمكانية استخدام مؤشر الجفاف (RDI-12) للكشف عن الجفاف السنوي وتوصيفه ومعرفة بدايته ونهايته بالاعتماد على نوعين من العوامل المناخية فقط هما الأمطار و درجات الحرارة وتوضح لنا من خلال هذه الدراسة ان مؤشر الجفاف (RDI) يتأثر بدرجات الحرارة في المناطق الجافة وشبه الجافة أكثر من تأثره في المناطق الرطبة أي ان كلما زادت درجة الحرارة زادت تأثيرها على مؤشر الجفاف (RDI) وهذا التأثير ينعكس على التبخر نتج حيث ان التبخر يزداد كلما زادت درجات الحرارة وبالتالي يزيد تأثير التبخر نتج على مؤشر الجفاف (RDI).

ولوحظا من خلال النتائج الحسابية وخرائط الجفاف ان الجفاف يزداد في المناطق (عمادية والسليمانية) التي تزداد فيها معدلات الأمطار وتخفض فيها درجات الحرارة ويعود السبب في ذلك إلى انخفاض معدلات الأمطار وارتفاع درجات الحرارة في الأونة الأخير تأثراً بظاهرة الاحتباس الحراري وهذا ما أكدته اللجنة الحكومية الدولية المعنية بتغير المناخ Intergovernmental panel on Climate Change (IPCC) التابعة للأمم المتحدة" [28]. كما ان التمدن الحضري وزيادة رقعة الأراضي السكنية



الشكل (15) قيم مؤشر (RDI-th) المستقبلية

REFERENCES

- [1] <https://ar.wikipedia.org/wiki/>
- [2] H. Wu, M. J., Hayes, D. A., Wilhite, & Svoboda, M. D.. "The effect of the length of record on the standardized precipitation index calculation". *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 25(4), 505-520 (2005).
- [3] A. K., Mishra, V. R., Desai, & V. P. Singh.. "Drought forecasting using a hybrid stochastic and neural network model". *Journal of Hydrologic Engineering*, 12(6), 626-638 (2007).
- [4] T. A., Awchi, & M. M. Kalyana.. Meteorological drought analysis in northern Iraq using SPI and GIS. *Sustainable Water Resources Management*, 3(4), 451-463 (2017).
- [5] S. M., Kassim, A. M., Younis, O. M. Agha. Temporal and Spatial Analysis of Drought Using the Standard Precipitation Index for the Northwestern Region of Iraq. *AREJ*, No.1, Vol.26, pp115-127 (2021).
- [6] A. I., Jasim, & T. A. Awchi, Regional meteorological drought assessment in Iraq. *Arabian Journal of Geosciences*, 13(7), 1-16 (2020)..
- [7] S. M., Kassim, Analysis of Meteorological Drought using standardized precipitation index (SPI) for different time scale -a case study of Iraq. M. Sc. Thesis, College of Engineering, University of Mosu (2021) l.
- [8] K.Subramanya, *Engineering hydrology*, 4e. Tata McGraw-Hill Education (2013). .
- [9] O. M. A., Agha, & N. Sarlak.. Analysis of Meteorological Drought in Iraq Using The Reconnaissance Drought Index (RDI). *International Journal of Advanced Research (IJAR)* Vol, 5(3), 473-479 (2017).
- [10] G., Tsakiris, D., Pangalou, & H. Vangelis.. Regional drought assessment based on the Reconnaissance Drought Index (RDI). *Water resources management*, 21(5), 821-833 (2007)..
- [11] A. Al-Mohseen, K., & RM Towfeeq, A.. Artificial Neural Network for Single Reservoir Operation. *Al-Rafidain Engineering Journal (AREJ)*, 22(2), 29-37 (2014).
- [12] F. K., Saeed, K. A., Al-Mohseen, & A. M. Younis, ."The Use of Artificial Neural Networks in the Analysis of Seepage and Slope Stability for the Proposed Qaim Dam on the Khosar River". *Al-Rafidain Engineering Journal (AREJ)*, 26(1), 96-104 (2021)..
- [13] S., Pashiardis, & S. Michaelides.. Implementation of the standardized precipitation index (SPI) and the reconnaissance drought index (RDI) for regional drought assessment: a case study for Cyprus. *European Water*, 23(24), 57-65 (2008) .
- [14] M. A. A., Zarch, H., Malekinezhad, M. H., Mobin, Dastorani, M. T., & Kousari, M. R.. Drought monitoring by reconnaissance drought index (RDI) in Iran. *Water resources management*, 25(13), 3485 (2011).
- [15] O. M. A., Agha, Climate Trends and Behavior of Drought Indices: Case study of Iraq. Ph.D. Thesis, Civil Engineering, University of Gaziantep .
- [16] G., Tsakiris, I., Nalbantis, D., Pangalou, D., Tigkas, & H. Vangelis.. "Drought meteorological monitoring network design for the reconnaissance drought index (RDI). In Proceedings of the 1st International Conference "Drought management: scientific and technological innovations" ". Zaragoza, Spain: option Méditerranéennes, series A (No. 80, p. 2008).
- [17] D. Tigkas.. Drought characterisation and monitoring in regions of Greece. *European Water*, 23(24), 29-39 (2008).
- [18] D., Tigkas, H., Vangelis, & G. Tsakiris, (2013). The RDI as a composite climatic index. *Eur Water*, 41, 17-22.
- [19] H., Vangelis, D., Tigkas, & G. Tsakiris.. The effect of PET method on Reconnaissance Drought Index (RDI) calculation. *Journal of Arid Environments*, 88, 130-140 (2013).
- [20] F. A., Al-Faraj, M., Scholz, D., Tigkas, & M. Boni.. Drought indices supporting drought management in transboundary watersheds subject to climate alterations. *Water Policy*, 17(5), 865-886 (2015).
- [21] S., Barua, Ng, A. W. M., & B. J. C. Perera, Artificial neural network-based drought forecasting using a nonlinear aggregated drought index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 17(12), 1408-1413 (2012)..
- [22] A. S. Y., AL-Dabbagh, K. A., AL-Mohseen, & I. A AL-Aani.. Estimating Daily Reference Evapotranspiration for Mosul Area Using Artificial Neural Networks. *Al-Rafidain Engineering Journal (AREJ)*, 15(4), 16-27 (2007).
- [23] A. K., Mishra, & V. R. Desai.. Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. *ecological modelling*, 198(1-2), 127-138 (2006).
- [24] H., Razmkhah, E., Rostami, A. R., Ravari, & A. Fararouie, . "Evaluation and Forecasting Meteorological Drought, Case Study: Kohgiluyeh and Boyer Ahmad" (2021).
- [25] M.M. Kiliiana, . "Modeling and Analysis of Drought in the North of Iraq". M. Sc Thesis , College of Engineering , University of Mosu (2013) l.
- [26] S. M., Kassim, Analysis of Meteorological Drought using standardized precipitation index (SPI) for different time scale -a case study of Iraq. M. Sc. Thesis, College of Engineering, University of Mosul (2021) .
- [27] N. F., MUSTAFA, H. M., RASHID, & H. M. IBRAHIM.. Aridity index based on temperature and rainfall data for Kurdistan region-Iraq. *Journal of Duhok University*, 21(1), 65-80 (2018).
- [28] R. M., Qasab Bashi, A. M., Younes, & O. M. Mahmood Agha.. Testing of the Homogeneity of Rain and Temperature Data: in an area Kurdistan Region – Iraq. *Al-Rafidain Engineering Journal (AREJ)*, 26(2), 227-236 (2021). doi:10.33899/rengj.2021.130076.1095.
- [29] D., Tigkas, H., Vangelis, & G. Tsakiris, . "DrinC: a software for drought analysis based on drought indices". *Earth Science Informatics*, 8(3), 697-709 (2015).

- [30] M. T. Jones,. Artificial Intelligence: A Systems Approach: A Systems Approach. Jones & Bartlett Learning (2008).
- [31] Sandhu, R., & Irmak, S.. Performance of AquaCrop model in simulating maize growth, yield, and evapotranspiration under rainfed, limited and full irrigation. *Agricultural Water Management*, 223, 105687 (2019).

Forecasting the Reconnaissance Drought Index (RDI) Using Artificial Neural Networks (ANNs)

Rana M. A. Qasab Bashi **Abdel Wahab M. Younes** **Omar M. A. Mahmood Agha**
rana.enp106@uomosul.edu.iq gazzal@uomosul.edu.iq o.gha@uomosul.edu.iq

Dams and Water Resources Engineering Department, Collage of Engineering, University of Mosul, Mosul, Iraq

ABSTRACT

The study of drought and its forecasting plays an important role in planning and managing water resource systems, especially in extreme climatic periods. This study aims to analyze and forecast drought characteristics, through the use of the Reconnaissance Drought Index (RDI) in order to analyze temporal and spatiotemporal climatic drought in nine climate stations in the Kurdistan Region of Iraq for the period (1973-2020) to detect the beginning and end of the drought period, as well as forecasting future droughts using two types of artificial neural networks: Recursive Multi-Step Neural Networks (RMSNN) and Direct Multi-Step Neural Network (DMSNN). The results revealed that the driest years were in the years (1998-99) for Amadiyah, Erbil and Sulaymaniyah stations, and the years (2007-08) for the rest of the stations in the study area. Moreover, the results of the two models depending on the simulation methods adopted have shown the ability of these models with regard to the forecasting for the last six years, and the ability of both models to forecast with an increase in the amount of error as we go forward. However, the (DMSNN) model was more accurate, as shown by the results of the statistical tests.

key words:

RDI † Thornthwaite † Artificial Neural Network (ANN) † RMSNN † DMSNN.