

تشخيص الاستقرارية في السلاسل الزمنية للجريان باستخدام تقنية تحويل الموجات

كامل علي عبد المحسن
k.almohseen@uomosul.edu.iq

ريان حسين صالح
reyan.enp166@student.uomosul.edu.iq

جامعة الموصل - كلية الهندسة - قسم هندسة السدود والموارد المائية

تاريخ القبول: 21/8/2021

تاريخ الاستلام: 21/6/2021

الخلاصة

خلص البحث الحالي إلى إمكانية استخدام تقنية التحويل المويجي المتقطع (DWT) في تشخيص وازالة الاستقرارية من السلاسل الزمنية الهيدرولوجية والتي عادة ما تحجب المخرجات الفعلية للسلسلة عند استخدام النماذج التصادفية مما يساعد في تشخيص النموذج المناسب واستخدامه لأغراض التنبؤ وبجهد أقل نسبياً مما يسهل عمليات تخطيط وإدارة الموارد المائية بشكل أكثر موثوقية. اشتمل هذا البحث من مرحلتين اثنتين: إذ تم في المرحلة الأولى استخدام نموذج تصادفي خطي (ARMA (1,1)) معرف المعامل ϕ_1 و θ_1 (0.4 و 0.8) على التوالي، وباستخدام ذاتي الارتباط الذاتي الكلية والجزئية (ACF, PACF) لغرض تحليل قيم معالم النموذج قبل اضافة المركبات المحددة وبعد اضافتها بشكل مقصود لوحظت امكانية (DWT) في تشخيص الاستقرارية إذ ان ازالته بعد تشخيصها أدت إلى الحصول على قيم ϕ_1 و θ_1 مقارنة بقيمها الأصلية. أما المرحلة الثانية فقد تضمنت تطبيق التقنية المقترحة على بيانات مرصودة للجريان في نهر الخابور ولمدة 24 سنة. إذ تم ازالة الاستقرارية منها بالتتابع الخطوات اعلاه من خلال اختيار نموذج تصادفي مستقر تمثل بالنموذج (ARMA (2,1)) واستخدامه لغرض التنبؤ بالقيم المستقبلية. اشارت النتائج إلى تميز النموذج المقترح بإمكاناته على العمل في الزمن الحقيقي نظراً لأنه يقوم بتحديث المتغيرات التي يشتملها حال رصد قيمها الحقيقية مما أكسب مخرجاته ميزة مرجحة بتقاربها للسلس مع المخرجات المرصودة للنظام تحت الدراسة.

الكلمات الدالة:

الاستقرارية، التحويل المويجي المتقطع، النماذج التصادفية، السلاسل الزمنية.

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

ازالة الغابات والتعدين دوراً مهماً أيضاً. ان افتراض الاستقرارية الذي تم اجراؤه في دراسات تخطيط وإدارة الموارد المائية تعرض للتشكيك في البحث المقدم من قبل [1] والذي تم الاستشهاد به على نطاق واسع من قبل باحثين من مؤسسات بحثية مختلفة، إذ اعلنوا ان الاستقرارية قد ماتت، لذا يجب ان نتذكر أن معظم النظم الهيدرولوجية تشتمل على عنصر الاستقرارية وبالتالي فقد امسى من الضروري اختبار استقرارية السلسلة الزمنية لتبرير استخدام النماذج العشوائية لأغراض التنبؤ والذي يعد ذو أهمية كبيرة لتصميم وتشغيل وإدارة مشاريع الموارد المائية. ومن ناحية أخرى ففي بعض الاحيان قد يفقد التحقق من عدم وجود الاستقرارية إلى فهم الآلية الفيزيائية الأساسية للفعالية وخاصة في سياق التغيرات المناخية العالمية. وبناءً على ذلك يعد اختبار الاستقرارية موضوعاً مهماً في مجال الموارد المائية [2]، إذ يتطلب الأمر ازالة الاستقرارية من السلاسل الزمنية والتي تحجب امكانية نمذجتها بشكل صحيح قبل البدء ببناء نموذج ما.

ان معظم الفعاليات التي تندرج ضمن علم الهيدرولوجي تعتمد بشكل أساسي على السلاسل الزمنية (Time Series) (TS) التي تمثل تسلسل زمني من البيانات المرصودة لمتغير عشوائي معين كمعدل هطول الامطار، ذوبان الثلوج، كمية النخز، مستوى الماء او معدل الجريان في النهر وغيرها، وعادة ما يتم رصد هذه البيانات على فترات منتظمة (ايام، شهور او سنين) والتي تؤسس قاعدة بيانات تستخدم للاستقراء المستقبلي لهذه الفعالية والتنبؤ بمعطياتها باستخدام الاساليب الاحصائية المتاحة. ان اتخاذ القرارات في عمليات التخطيط والإدارة الرشيدة للموارد المائية والتي عادة ما تنطوي على اللاتأكدية المتأصلة في السلاسل الهيدرولوجية، فانه بالإمكان الاعتماد على هذه السلاسل باعتبارها تمثل عينة حقيقية من نتاج الفعالية التي يراد دراستها وهي بنفس الوقت تمثل ذاكرة لتلك الفعالية والتي تمكن من ربط الابعاد الزمنية (الماضي-الحاضر-المستقبل) لعملية الاستقراء والتنبؤ المستقبلي لسلوك النظام وما هو متوقع من المخرجات التي سترشح عن هذا النظام مما يساعد في عمليتي التخطيط والإدارة.

لقد افترقت مشكلة الكشف عن الاستقرارية في بيانات التصاريح الهيدرولوجية لفترة طويلة إلى حل بسيط وعملي إذ تظهر السلاسل الزمنية الهيدرولوجية خصائص أكثر تعقيداً من غيرها من السلاسل الزمنية للأسباب التي ذكرت انفاً، حيث أجرى [3] دراسة حول الاستقرارية في السلاسل الزمنية باستخدام نموذج الانحدار الخطي، تبين انه من الصعب اكتشاف التغيرات في سلسلة الجريان نظراً للتباين العالي الملحوظ في البيانات والتي

بُرز في السنوات الأخيرة اتجاه متزايد يتعلق بتشخيص الاستقرارية في السلاسل الزمنية الهيدرولوجية. ومن الواضح ان السبب الرئيسي لعدم الاستقرارية ربما يكون بسبب التغيرات المناخية او بسبب ظاهرة الاحتباس الحراري في الغلاف الجوي. كما وتلعب التأثيرات البشرية في احواض الانهار مثل تغيرات استخدام الاراضي وانشاء السدود الكبيرة والتوسع الحضري

لإجراء تحليل تردد الفيضان عندما يكون افتراض الاستقرار في السلسلة الزمنية غير ذي أهمية وذلك من خلال تطوير نموذج قائم على التحويل المويجي. اورد [9] نهجاً لتطوير نموذج قائم على الموجات لتقييم أداء النماذج الهيدرولوجية لفترات زمنية مختلفة ووجد ان ذلك يساعد في معايرة النموذج المقترح. وجرى [10] دراسة عن تأثير اربع خواص رئيسية باستخدام التحليل الذي يعتمد الموجات، من حيث اختيار الموجة الام وقياس العشوائية وتقدير دالة كثافة الاحتمال واتجاه بيانات السلاسل الزمنية. اكد [11] على اختيار مستوى التحلل لنمذجة السلاسل الزمنية الهيدرولوجية القائمة على الموجات حيث يعد مستوى هذا الاختيار من أحد العوامل الرئيسية لتحلل الموجات.

من الممكن ملاحظة شحة الدراسات التي اعتمدت تقنية التحويل المويجي فيما يتعلق بتشخيص وإزالة اللااستقرارية من سلاسل الجريان الزمنية المراد إيجاد نموذج تصادفي مناسب لها وعلى الاخص تلك النماذج التي يعول عليها لأغراض التنبؤ المستقبلي لمخرجات الفعالية التي ولدت هذه السلاسل الزمنية. ان هذا ليبرر اجراء مثل هذه الدراسة لغرض تحري امكانيات التحويل المويجي الدقيق في تشخيص ظاهرة اللااستقرارية وبالتالي ازلتها لتسهيل عملية النمذجة.

2- السلاسل الزمنية

تتشكل السلسلة الزمنية من أحداث محددة فقط ، أو من أحداث تصادفية فقط ، أو مزيج من الأحداث المحددة والتصادفية. وبشكل عام، فإن السلسلة الزمنية الهيدرولوجية عادة ما تتشكل من مركبات محددة (Deterministic Component) إضافة إلى مركبة تصادفية (Stochastic Component) وقد يشمل المكون المحدد على قفزة أو منحى أو عنصر دوري أو مزيج من هؤلاء. ان الفترات الزمنية في السلاسل الزمنية الهيدرولوجية هي عادة ما تكون ساعة أو يوم أو اسبوع أو شهر أو موسم أو السنة الهيدرولوجية بشكل كامل، وحسب المقياس الذي استخدم لرصد مخرجات الفعالية الهيدرولوجية التي يراد دراستها.

وبشكل عام تتكون السلسلة الزمنية من اربع مركبات رئيسية اعتماداً على نوع المتغير ومتوسط الفاصل الزمني. ويمكن ان تتواجد هذه المركبات في اي سلسلة زمنية والتي تتمثل بالمعادلة (1) :

$$X_t = J_t + T_t + P_t + \xi_t \quad \text{..... (1)}$$

حيث إن:

X_t تمثل السلسلة الزمنية المرصودة خلال الزمن ($t = 1, 2, \dots, N$)
 J_t تمثل مركبة القفزة الهيدرولوجية، T_t هي مركبة المنحى الخطي وغير الخطي، وإن P_t تمثل المركبة الدورية (الموسمية) في حين ان ξ_t تعبر عن المركبة العشوائية وإن N هو عدد القراءات المرصودة.

استقرارية السلاسل الزمنية

يقال ان السلسلة الزمنية مستقرة تماماً، إذا كانت الخصائص الاحصائية لبياناتها مستقرة وبالاخص المعدل (Mean) والتباين (Variance) على طول السلسلة ولا تختلف اذا تغيرت الفترات الزمنية. بمعنى، إذا تم تحديد فترتين زمنيتين غير متداخلتين من سلسلة زمنية معينة، ستنبدو السلسلتان الفرعيتان متمثلتين تقريباً ولكن في الواقع ستختلف كلتا السلسلتين الفرعيتين عن بعضهما البعض ولكنهما ستنشران حول نفس المعدل. لذلك لا يمكن أن تحتوي السلسلة الزمنية المستقرة على أي من المكونات الحتمية (قفزة، منحى او مكون دوري). هذا هو

تؤدي إلى نتائج اختبار غير حاسمة للغاية وبهذا ستكون هناك حاجة إلى عينات طويلة الأمد عند استخدام التحليل. وفي دراسة [4] عن عدم استقرارية السجلات الهيدرولوجية في تحليل الاتجاهات، توصل الباحث الى وجوب تبني نهج تصميم ديناميكي فعال لتلبية العديد من السيناريوهات المستقبلية الواقعية عند التعامل مع اللااستقرارية لتقييم آثار التغييرات المستقبلية على سلوك أنظمة الموارد المائية مع تزويد صانعي القرار بمعلومات حول النماذج الجديدة متعددة التخصصات في تطوير حلول محكمة ومستدامة ومرنة وقابلة للتكيف. اجري [5] دراسة حول تأثير اللااستقرارية على تقدير تردد الفيضان، وذلك من خلال نموذج مستقر واحد وثلاثة نماذج غير مستقرة لمحتطي قياس في سولوفينيا، لقد اشارت النتائج الى ان النماذج الغير مستقرة تعطي توافقاً أفضل من تلك التي رشحت من النموذج المستقر.

ونتيجة لهذا الاهتمام المتزايد بسلوك سلسلة التصاريح على انطقه زمنية طويلة الأمد بشكل عام، اقر العديد من الباحثين بأن استنتاج معاملات السلاسل الزمنية في ظل وجود اللااستقرارية وبدون محاولة تحييدها سيؤدي الى الحصول على نماذج غير رصينة وذات نتائج غير واقعية. ولهذا وقبل اجراء اي تحليل على هذه السلاسل لابد من التحقق من استقرارية السلاسل الزمنية عن طريق الكشف عن اللااستقرارية وازالتها .

يمكن نمذجة السلسلة الزمنية الهيدرولوجية باستخدام النماذج العشوائية التقليدية بشكل مقبول مثل نموذج الارتباط الذاتي (Auto Regressive Model (AR))، ونموذج المتوسطات المتحرك (Moving Average Model (MA))، ونموذج الارتباط الذاتي والمتوسط المتحرك (ARMA) (Auto Regressive Moving Average Model)، ونموذج الارتباط الذاتي والمتوسط المتحرك التكاملي (ARIMA) (Auto Regressive Integrated Moving Average model) وغيرها من النماذج. إلا ان الصعوبات التي غالباً ما تواجه النمذجة الذي يروم تطبيق احد النماذج اعلاه على سلسلة زمنية هيدرولوجية هي ظاهرة اللااستقرارية المتأصلة في السلاسل الهيدرولوجية والتي تؤدي عادة الى حجب حسن أداء النموذج المقترح عند عدم تشخيصها وازالتها من البيانات.

لقد بينت الدراسات في مجال معالجة الإشارات في الهندسة الكهربائية إمكانية تشخيص وجود اللااستقرارية في الإشارات المختلفة باستخدام تقنية تحويل الموجات (Wavelets Transform (WT)). تعنى الدراسة الحالية بتطبيق هذه التقنية الحديثة في محاولة لإزالة اللااستقرارية في سلاسل الجريان المسجلة وبعد ذلك محاولة نمذحتها بنماذج خطية مبسطة تجعل محاولة تطبيقها امرا سهلا بحيث يشمل النموذج المقترح على ادنى عدد من المعلمات (Parameters) حفظاً لمبدأ الكفاية (Parsimony).

أجري عدد من الدراسات والبحوث حول تطبيق تقنية التحويل المويجي، اذ اجري [6] دراسة لتحليل وتقييم السلاسل الزمنية لجريان مجرى نهر جهور في ماليزيا باستخدام طريقة مقارنة بين تحويل الموجات (WT) وتحويل فورييه (Fourier Transform (FT)). وبينت الدراسة أن تحليل (WT) هو أكثر ملاءمة من تحليل (FT) لأنه ذا امكانيات جيدة في اظهار خصائص الزمن والتردد، خاصة لسلسلة البيانات غير المستقرة. قدم [7] بحثاً حول تطبيق تحويل الموجات في تحليل السلاسل الزمنية في سبعة مجالات مختلفة من العلوم التطبيقية، وتبين بأن (WT) واحدة من أكثر التقنيات جاذبية للعاملين على السلاسل الزمنية في مختلف المجالات. كما وبين [8] طريقة

الذي حدث فيه هذا التردد، وبهذا يكون لدي دقة عالية في التردد ولا شيء بخصوص الزمن كما في الشكل (2-b).

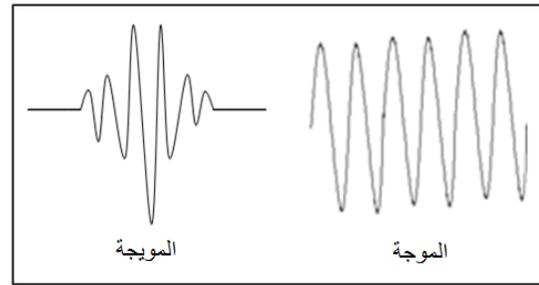
ان هذا الزمن غير مهم عندما تكون الإشارة ثابتة، وبذلك يعد تحليل فورييه الأنسب للإشارات الثابتة، اذ لا يتغير تردد الإشارة بمرور الوقت. الا ان هذه التقنية لا تناسب الإشارات غير الثابتة، مثل السلسلة الزمنية للجريان في نهر ما، اذ ان من الاهمية بمكان معرفة الموقع الزمني لحدث ما مثل موجة فيضان معينة او حدوث قفزة في القراءات لسبب ما. وبهذا تم تحسين هذه التقنية وتطوير مخطط (Spectrogram) او بما يعرف تحويل فورييه قصير المدى (Short Time Fourier Transform (STFT)). يعتبر (STFT) تحسباً على (FT) لأنه يوفر مقياساً لاستبانة الزمن والتردد، فهو يحافظ على تحقيق استبانة متساوية في الزمن للترددات المنخفضة والمرتفعة من خلال نوافذ ثابتة الحجم، وبهذا يعطي دقة اقل للزمن من (TS) وكذلك دقة اقل لمحتوى تردد الإشارة من (FT) كما في الشكل (2-c). اذ يعد استخدام نافذة ثابتة الحجم في جميع الأوقات ولجميع الترددات أحد قيود هذه الطريقة حيث توفر النافذة العريضة دقة تردد جيدة، ولكن دقة الوقت ضعيفة وتوفر النافذة الضيقة دقة زمنية جيدة، ولكن دقة تردد ضعيفة. وبهذا تم الحاجة الى تقنية متعددة الدقة من حيث الزمن والتردد او ما يسمى تقنية تحويل الموجات (WT).

ان (WT) يمثل تحليلاً متغيراً من ناحية تقسيم نافذة التردد بالنسبة الى الزمن بتسلسل هرمي لتصنيف معلومات الزمن والتردد بغاية السهولة وبدقة اعلى، وبهذا فان التحويل الموجي يعتبر نوعاً ما مخطط جيد للحصول على الكثير من المعلومات في المناطق حسب الضرورة مما يعطيه قوة في التحليل مقارنة مع التحويلات التقليدية الاخرى كما في الشكل (2-d). ففي كثير من الأحيان يمكن أن يكون تردد معين (حدث) يحدث في أي فترة زمنية ذا أهمية خاصة، وهنا قد يكون من المفيد جداً معرفة الفترات الزمنية التي تحدث فيها هذه الترددات. ان (WT) قادر على توفير معلومات الزمن والتردد في وقت واحد، وبالتالي إعطاء تمثيل زمني لتردد الإشارة. وباختصار إذا تم تمرير إشارة المجال الزمني من العديد من مرشحات التمرير العالي (High Pass Filters (HPF)) ومرشحات التمرير المنخفض (Low Pass Filters (LPF))، يتم تصفية بعض أجزاء التردد العالي أو التردد المنخفض من الإشارة، يتكرر هذا الإجراء وفي كل مرة يتم إزالة جزء من الإشارة المقابلة لبعض الترددات. وبهذا يساعد في تحسين أداء النموذج من خلال التقاط معلومات مفيدة وعلى مستويات دقة مختلفة، حيث يعد اختيار مستوى التحلل والشكل المناسب للموجة الام استناداً الى طبيعة الإشارة من العوامل الرئيسية لتحليل (WT).

الدافع للتحقق من استقرارية السلاسل الزمنية الهيدرولوجية [12]. تقنية أخرى تقسم السلاسل الزمنية التاريخية إلى مجموعتين فرعيتين أو أكثر ويتم ايجاد الخصائص الإحصائية الرئيسية لكل مجموعة فرعية، فإذا كانت الخصائص الإحصائية متقاربة لكل المجموع يتم اعتبار السلسلة مستقرة واذ لم تكن كذلك فهي غير مستقرة [13].

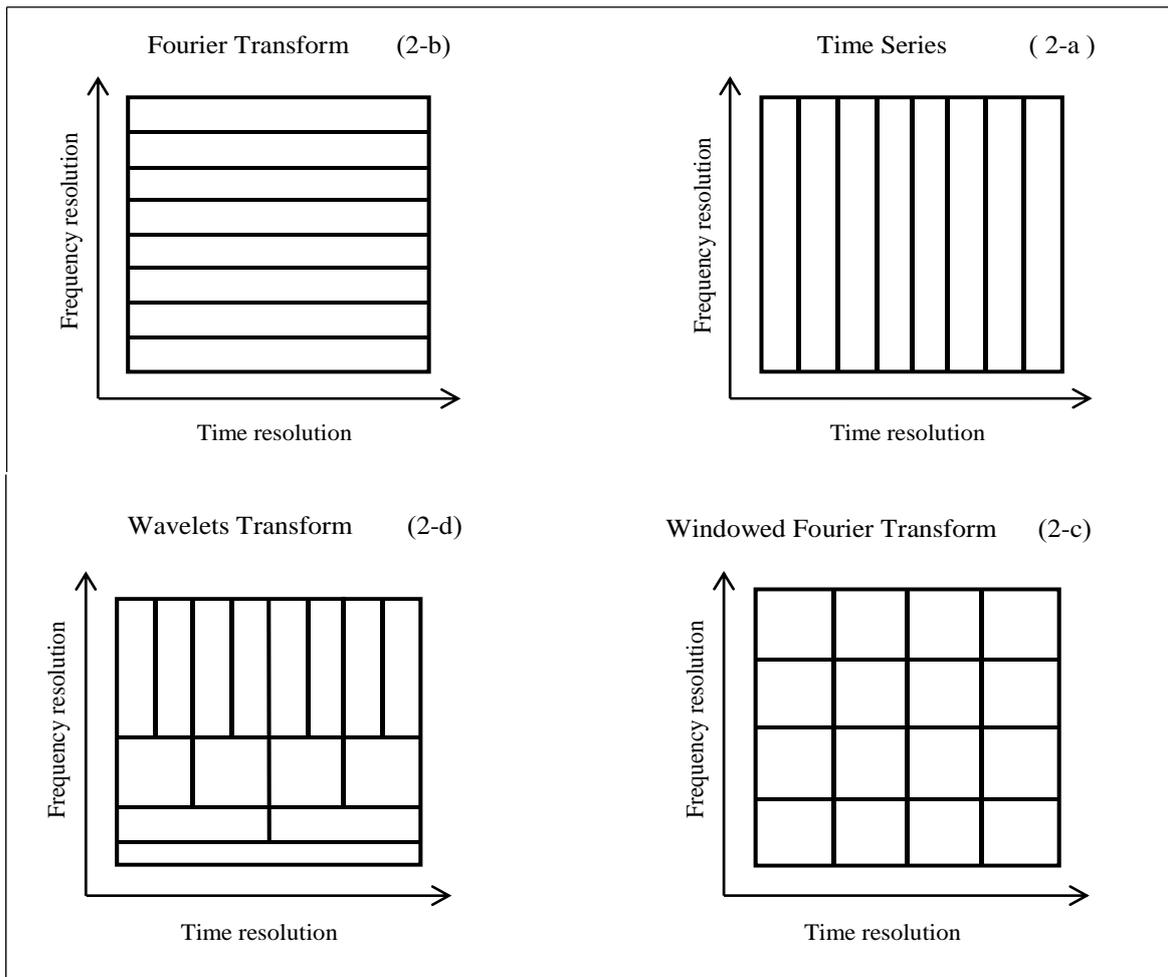
3- تحويل الموجات - خلفية نظرية

الموجة هي عبارة عن موجة صغيرة تتركز طاقتها في فترة زمنية محددة وتعتبر اداة فعالة في تحليل الظواهر الوقتية أو غير الثابتة أو المتغيرة بمرور الزمن. كما ويمكن أيضاً تعريف الموجة على أنها شكل موجة ذات مدة محدودة بمتوسط قيمة صفرية. وبمعنى آخر فان للموجة خاصية تشبه الموجة المتذبذبة غير ان لها القدرة على تحليل الزمن والتردد في وقت واحد بأساس رياضي مرن ومحكم. ولمقارنة بين الموجات مع الموجات الجيبية والتي هي دالة متذبذبة للزمن أو المكان وتعد أساس تحليل فورييه فإن المنحنيات الجيبية ليس لها مدة محدودة بسعة متساوية للفترة الزمنية $-\infty \leq t \leq \infty$. وحيث تكون المنحنيات الجيبية سلسلة ويمكن التنبؤ بها، تميل الموجات إلى أن تكون غير منتظمة وغير متماثلة. كما في الشكل (1).



الشكل (1): تمثيل الموجة والموجة

ان معظم الإشارات العملية لاي سلسلة زمنية هي إشارات في المجال الزمني. أي بغض النظر عما تقيسه تلك الإشارة، فهي دالة للزمن. وبمعنى آخر، فانه عندما يتم عمل مرئسم لهذه الإشارة، فسيكون أحد المحاور هو الزمن (متغير مستقل)، والآخر هو عادةً ما يتمثل بالسعة (المتغير غير المستقل). وبهذا يكون لدي دقة عالية لمكان الإشارة وفي الوقت المناسب ولا شيء على الإطلاق بشأن الترددات التي حدثت في تلك اللحظة كما في الشكل (2-a). ان هذا التمثيل ليس دائماً هو أفضل تمثيل للإشارة، ففي كثير من الحالات، تحجب المعلومات الأكثر اهمية في محتوى تردد الإشارة. والسؤال الذي يحتاج إلى إجابة هو كيفية قياس التردد؟ أو بعبارة أخرى كيف نجد محتوى تردد الإشارة؟ الجواب هو تحويل فورييه (FT) [14]. فإذا تم أخذ تحويل فورييه للإشارة في المجال الزمني، يتم الحصول على تمثيل اتساع التردد لتلك الإشارة. بعبارة أخرى يتشكل لدينا مخطط جديد حيث يمثل أحد المحاور التردد والآخر يمثل السعة، وان هذا المخطط يبين كل تردد موجود في الإشارة وهذا بدوره سيساعد في تشخيص المعلومات في مجال التردد والتي يصعب تشخيصها في المجال الزمني، لصعوبة تمثيل زمن حدوث احد المخرجات بعينه والذي يتميز عن بقية الاحداث التي تشتمل عليها السلسلة الزمنية المراد نمذجتها باستخدام التحويلات التقليدية. يعطي تحويل فورييه معلومات تردد الإشارة، مما يعني أنه يخبرنا عن مقدار كل تردد موجود في الإشارة، لكنه لا يخبرنا عن الزمن



الشكل (2): يوضح تطور تقنية تحويل الموجات (تقسيم التردد الى الزمن) [15]

مشكلة التحويل الموجي المستمر (CWT) هو العدد الهائل من الموجات الناتجة بسبب استخدام جميع التدرجات والتحويلات في عملية التحليل، والكم الهائل من المعلومات، وبالتالي فان عملية المعالجة تتطلب زمناً طويلاً جداً. لذا تم حل هذه المشكلة بتطوير ما يعرف بتحويل الموجات المتقطع (DWT) والذي يستخدم شبكة ثنائية حيث يتم قياس الموجة الام بواسطة القوة الثنائية ($a = 2^j$) وتحويلها بواسطة ($b = K2^j$) حيث K يمثل الموقع ويبدأ من 1 الى $2^j N$ يمثل عدد البيانات) ويمتد j من 0 الى J (يتمثل اجمالي عدد المقاييس). وينتج عن ذلك كمية كافية من المعلومات، بحيث يكون زمن الحساب قليلاً ومع الحفاظ على المعلومات الاساسية الواصفة للإشارة (اي دون خسارة معلومات مهمة). وبهذا يعبر عن الموجة الام في (DWT) رياضياً بالمعادلة (4).

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \cdot \Psi [2^{-j} \cdot t - k] \quad \dots\dots\dots (4)$$

في الواقع العملي يتخذ (DWT) اسلوب التحليل متعدد المستويات (Multiresolution Analyses). حيث يتم التعامل مع السلسلة من خلال التفاصيل التي تنتج عند تحليلها الى عدة مستويات، والممثلة بسلاسل فرعية لها نفس طول السلسلة

هناك نوعان رئيسيان من تحويل الموجات المستخدم في معالجة الإشارة وهما : تحويل الموجات المستمر (CWT) (Continuous Wavelets Transform) وتحويل الموجات المتقطع (Discrete Wavelets Transform (DWT)) [16]. ويعرف (CWT) رياضياً بالمعادلتين (2) و (3):

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \Psi_{a,b}(t) \cdot dt \quad \dots\dots\dots(2)$$

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi \left[\frac{t-b}{a} \right] \quad \dots\dots\dots(3)$$

حيث إن: a تمثل متغير القياس او التدرج، والذي يمكن اعتباره معكوس التردد بالنسبة للموجة، ويتم ضغط الموجة عند التدرج المنخفض وتمديدها عند التدرج المرتفع، في حين يسمى b بمتغير النقل او التحويل. ويسمى $\Psi_{a,b}(t)$ بالموجة الام والذي نحصل من خلاله على بقية الموجات بتغيير قيم التدرج a والتحويل b من اجل تحديد الاجزاء المختلفة للإشارة وتحليل تباينات القياس المختلفة. ويتم الحصول على معاملات الموجات $W(a,b)$ المكونة للإشارة الاصلية بضرب كل معاملات $f(t)$ في الموجة المناسبة المقاسة والمزاحة .

الاصلية، ويتم تحقيق ذلك بتمرير السلسلة الاصلية على مجموعات متتابعة من مرشحات التمرير المنخفض (Low pass filters)، ومرشحات التمرير المرتفع (High pass filters)، حيث ينتج عند كل مستوى تحليل على مقياس عالي (موجة ممتدة) معلومات ذات تردد منخفض تدعى بالمعاملات التقريبية (Approximations (A))، وعلى مقياس منخفض (موجة مضغوطة) معلومات ذات تردد مرتفع تدعى بالمعاملات التفصيلية (Details (D)). وهذا ما يسمى بشجرة التحليل الموجية او بما يسمى شجرة مالات (Mallat's tree) كما في الشكل (3). وللحصول على الاشارة الاصلية مرة اخرى دون فقدان المعلومات يتم بالتجميع المتسلسل للعوامل الناتجة سابقاً بدءاً من اخر مرحلة تحليل انجزت وتستمر بعدد مراحل التحليل نفسها حتى الحصول على الاشارة الجديدة المعاد بناؤها وهذا ما يسمى بعملية اعادة البناء (Reconstruction).

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \eta_t - \theta_1 \eta_{t-1} \quad \dots\dots\dots(5)$$

حيث إن:

Z_t تمثل قيمة متغير عشوائي ما خلال الفترة الحالية، Z_{t-1} تمثل قيمة نفس المتغير خلال الفترة السابقة، η_t تمثل قيمة المتغير العشوائي في الفترة الحالية الذي يفترض ان يكون مستقل ويتبع التوزيع الطبيعي بوسط حسابي مقداراً صفر وتباين ثابت مقداراً σ^2 ، η_{t-1} تمثل قيمة نفس المتغير العشوائي في الفترة السابقة، ϕ_1 و θ_1 يمثلان معلمتي الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك على التوالي. لقد افترضت القيم (0.8, 0.4) لا على التعيين لـ ϕ_1 ، θ_1 على التوالي، اذ يتم التأكد من قيم هذه المعالم بالطرق الاحصائية المتاحة لمثل هذا التحليل عندما يطرأ اي جديد على النموذج المقترح.

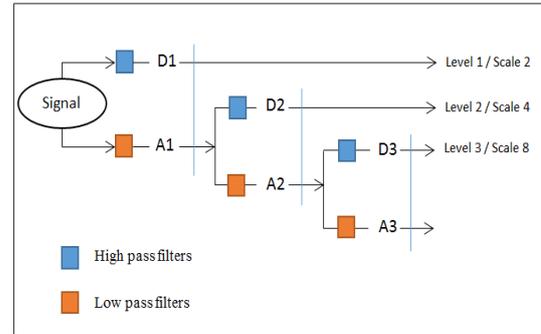
تم اضافة مركبات محددة تؤدي الى نشوء نوع من اللااستقرارية في السلسلة كالفقزة والمنحى والدورية وذلك بإعداد برنامج مبسط بلغة ال (MATLAB). يعاد تقييم النموذج التصادفي بعد عملية الاضافة من حيث قيم معاملته المثبتة. تم بعد ذلك استخدام تقنية تحويل الموجيات التي توفرها منصة ال (MATLAB) للتأكد من امكانية هذه التقنية على تشخيص هذه اللااستقرارية المضافة بشكل مقصود، ومن ثم محاولة ازلتها عن طريق تحليل التحويل الموجي وبمستويات مختلفة وفحص السلسلة الجديدة بعد ازالة اللااستقرارية من ناحية دالة الارتباط الذاتي (Auto Correlation Function (ACF)) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (Partial Auto Correlation Function (PACF))، وملاحظة فيما اذا كانت قيم معالم النموذج مساوية او مقارنة من قيم المعالم المفترضة للنموذج الاولي.

لا بد من الاشارة بانه وبعد التأكد من جدوى عمل تقنية تحويل الموجيات الدقيقة في تشخيص اللااستقرارية في السلاسل الزمنية تم تطبيقها على سلسلة زمنية للجريان في نهر الخابور والتي سبق ان تمت نمذجتها من قبل [19] باستخدام النموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$. لقد كان توفر هذه البيانات فرصة لتطبيق التقنية المقترحة في هذه الدراسة وكذلك توفر قاعدة مقارنة بين ما رشح من نتائج الدراسة اعلاه وما تقترحه الدراسة الحالية من نموذج مبسط بعد ان تتم عملية ازالة اللااستقرارية من سلسلة الجريان للنهر تحت الدراسة وذلك بمقارنة مخرجاتها الخاصة بالتنبؤ (Forecasting) بقيم مستقبلية للجريان.

5- تحليل النتائج

يري الشكل (4) السلسلة الزمنية التي رشحت من النموذج $(ARMA(1,1))$ بمعامله (0.8, 0.4). وهو يعبر عن سلسلة زمنية مستقرة تعمل عمل قاعدة لفحص عملية التشخيص لظاهرة اللااستقرارية باستخدام الموجيات الدقيقة. يبين الشكل (5) السلسلة نفسها بعد اضافة منحى خطي (Linear Trend) لها. كما ويعرض الشكل (6) السلسلة بعد اضافة الدورية (Periodicity) لها. وبنفس الطريقة تم فحص السلسلة بعد اضافة الفقزة والمنحى غير الخطي لها وكذلك الفقزة والمنحى غير الخطي والدورية

بالنسبة الى العديد من الاشارات فأن المحتوى المنخفض التردد المتمثل بالاستقرارية هو الجزء الاكثر الاهمية وهو ما يعطي الاشارة هويتها بينما المحتويات عالية التردد من ناحية اخرى تعطى الفروقات الدقيقة.



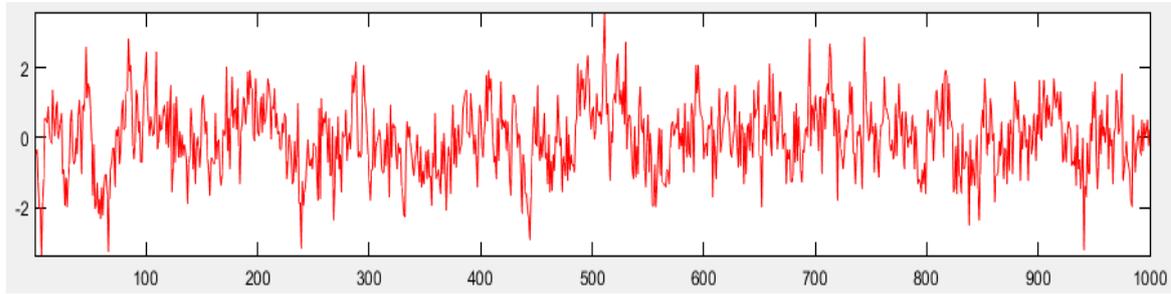
الشكل (3) مخطط توضيحي لآلية عمل التحويل الموجي المتقطع

من اجل انجاز هذا التحويل استخدمت مجموعة من الموجيات الام ذات انواع مختلفة مثل موجيات Haar، Coiflet، Meyer، Symlet، Daubechies (المعروفة أيضاً باسم أم الموجيات) هي ابسط وأقدم الموجيات وقد استخدمت في مجالات رياضية مختلفة، في حين ان موجة Daubechies هي عائلة من الموجيات الصغيرة، تتألف من 44 موجة من Db1 الى Db44، حيث تشير الارقام من 1 الى 44 الى عدد الموجيات ومعامل القياس المستخدم لتحليل الاشارة، وتعتبر موجة Haar حالة خاصة من مجموعة موجيات Daubechies وتمثلها حالة Db1. تتميز هذه الموجيات بملامتها لطبيعة البيانات الغير المنظمة وبذلك تعد الموجة Daubechies الاكثر استخداماً لتحليل السلاسل الزمنية الهيدرولوجية واستخراج السمات المفيدة للسلسلة [17].

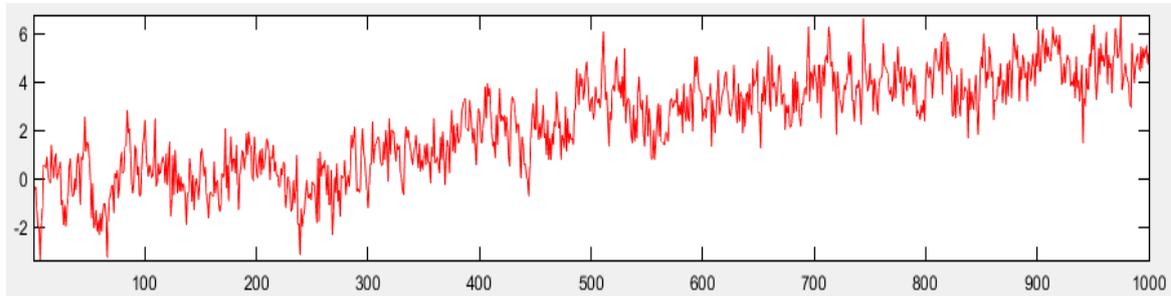
4- طريقة التشخيص

تم استحداث نموذج تصادفي خطي معرف المعالم لغرض فهم السياقات التي يتبعها نظام الموجيات الدقيقة في عملية تشخيص اللااستقرارية في السلاسل الزمنية، وفي هذا المبحث وقع الاختيار على النموذج $(ARMA(1,1))$ والذي يشتمل عن دمج النموذجين $(AR(1))$ و $(MA(1))$ والمستخدمين بشكل واسع في تحليل السلاسل الزمنية وتلك المتعلقة بسلاسل الجريان على وجه

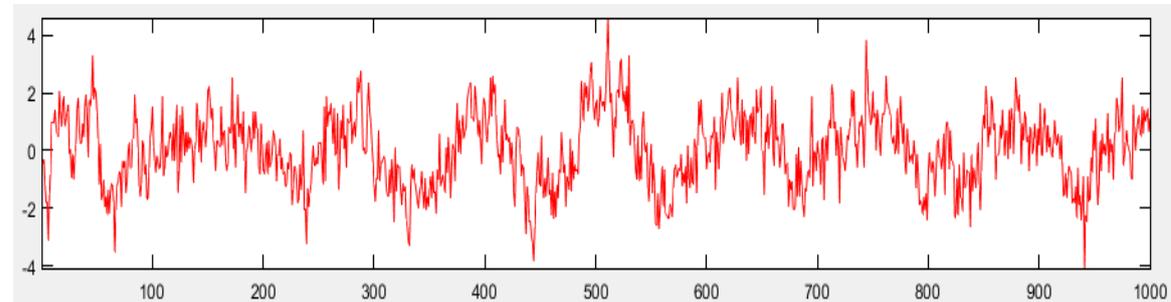
مجتمعين. لم تضاف اشكال السلسلة الزمنية هنا اختصاراً لمحدودية الفضاء المتوفر.



الشكل (4) السلسلة الزمنية الخاضعة لنموذج (ARMA (1,1))



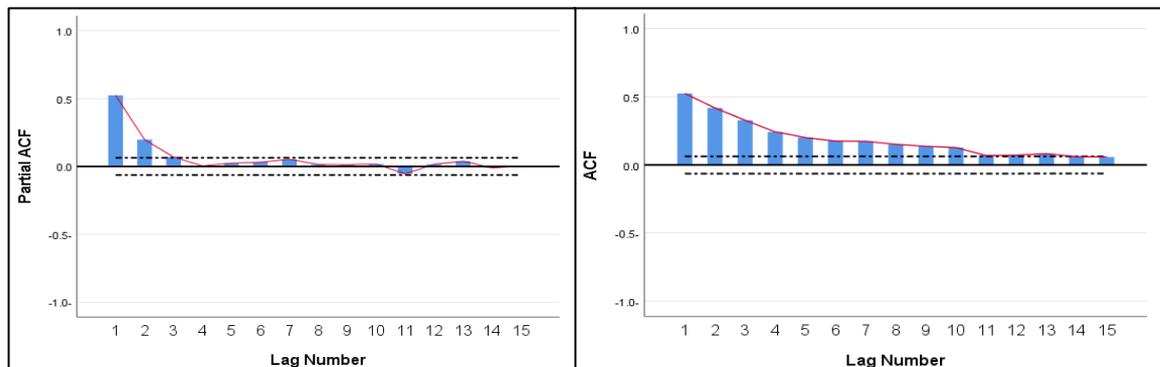
الشكل (5) السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة المنحى الخطي (Trend Linear) بعد القيمة 300 وبمقدار 5 وحدات



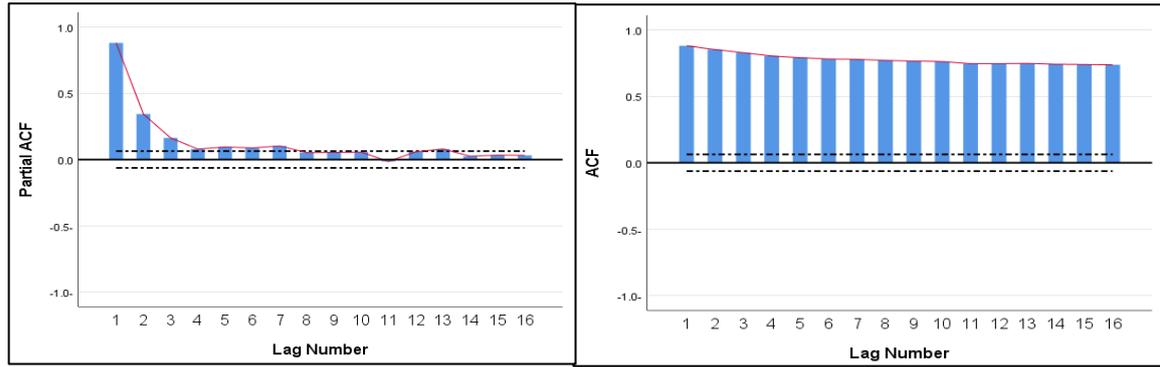
الشكل (6) السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة الدورية (Periodicity)

وبعد إضافة مركبات اللاستقرارية بأنواعها.

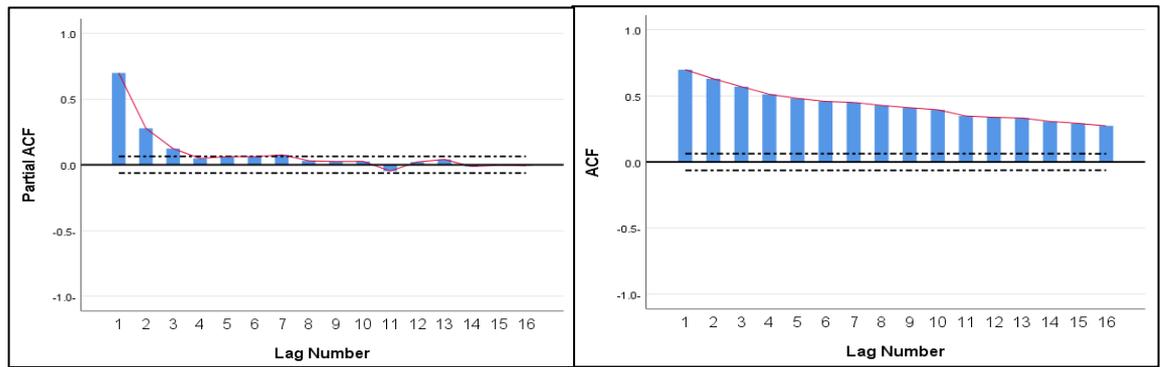
تظهر الاشكال (7)،(8) و (9) دوال الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة الزمنية قبل



الشكل (7) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية الخاضعة لنموذج (ARMA (1,1)) المستقر



الشكل (8) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة المنحى الخطي (Trend Linear)



الشكل (9) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد إضافة مركبة الدورية (Periodicity)

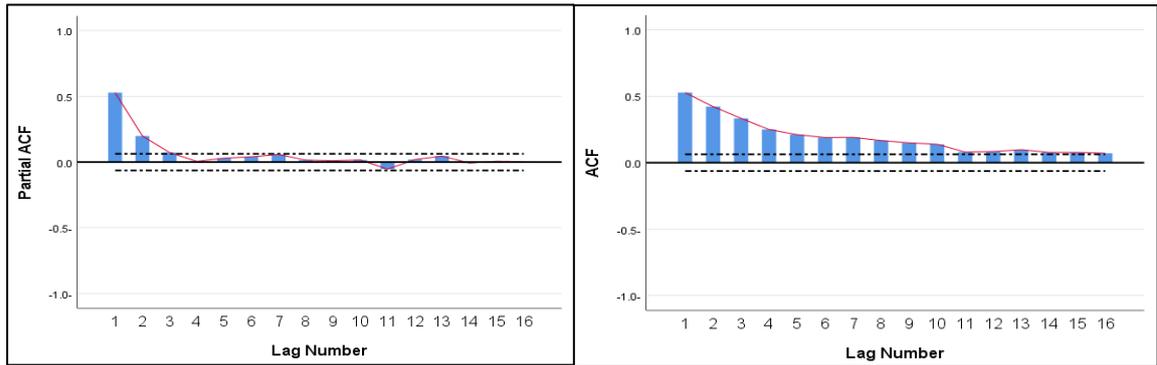
جدول 1: المعالم الاحصائية لنموذج (ARMA (1,1)) قبل وبعد اضافة مركبات اللاستقرارية بأنواعها .

ت	النموذج	ϕ_1	θ_1
1	السلسلة الزمنية قبل اضافة اللاستقرارية	0.8	0.4
2	السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة القفزة	0.9745	0.4566
3	السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة المنحى الخطي	0.9684	0.4565
4	السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة المنحى غير الخطي	0.918	0.4444
5	السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبة الدورية	0.9019	0.4373
6	السلسلة الزمنية بعد اضافة مركبات القفزة و المنحى غير الخطي والدورية	0.9287	0.4498

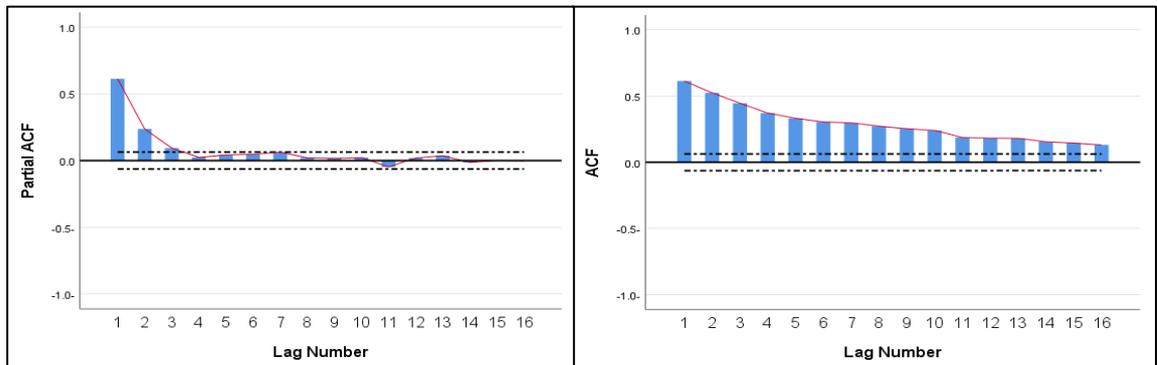
تم استخدام تقنية تحويل الموجات المتقطع (DWT) لغرض ازالة مركبات اللاستقرارية بأنواعها بعد اضاقتها على السلسلة المستحدثة الخاضعة لنموذج (ARMA (1,1)) وبعده مستويات تحليل و باستخدام موجة Haar وبعض من موجات Daubechies، وذلك بطرح المعاملات التقريبية المتمثلة باللاستقرارية من السلسلة الاصلية.

الشكلين (10) و (11) يمثلان دوال الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد ازالة مركبات اللاستقرارية بأنواعها عن طريق تقنية التحويل الموجي المتقطع وحسب مستوى التحلل الافضل .

يتبين من الشكلين (5) و (6) انه بعد اضافة مركبات اللاستقرارية بأنواعها قد احدثت تغييراً في السلسلة من حيث استقراريتها بعد فحص السلسلة من خلال رسم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي كما مبين في الشكلين (8) و (9) ومقارنتها مع الشكل (7) الخاص بالسلسلة الزمنية الاصلية قبل اضافة اللاستقرارية وكذلك تغيير قيم معالم النموذج الاصلية كما في الجدول رقم (1) ، ففي حالة اضافة مركبة المنحى الخطي فقد تم تغيير قيمة معلمه الارتباط الذاتي (ϕ_1) من 0.8 الى 0.9684 وتغيير قيمة معلمه المتوسط المتحرك (θ_1) من 0.4 الى 0.4565 وهذا ما يؤكد انه بعد اضافة هذه المركبات فان السلسلة الناتجة تحجب حقيقة مخرجات الفعالية التي تولد السلسلة الاصلية ويتوجب ازالة هذه المركبات قبل البدء ببناء اي نموذج .



الشكل (10) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد ازالة مركبة الاتجاه الخطية (Trend Linear) Db4 (Level 8)



الشكل (11) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد ازالة مركبة الدورية (Periodicity) Db2 (Level 6)

جدول 2: المعالم الاحصائية لنموذج (ARMA (1,1)) بعد ازالة اللاستقرارية في حالة اضافة مركبة المنحى الخطية عن طريق تقنية التحويل المويجي المتقطع ولعدة مستويات تحليل وباستخدام موجبة Haar وقسم من موجات Daubechies .

Db10		Db8		Db5		Db4		Db2		Haar		
θ_1	ϕ_1											
-0.428	-0.294	-0.405	-0.269	-0.414	-0.279	-0.407	-0.271	-0.311	-0.166	-0.426	-0.282	Level 3
0.1782	0.4399	0.1564	0.411	0.2236	0.5086	0.1962	0.4634	0.1818	0.4369	0.2129	0.5006	Level 4
0.3085	0.6412	0.3218	0.664	0.3106	0.6455	0.3147	0.6518	0.3334	0.6836	0.3191	0.674	Level 5
0.3723	0.7544	0.3827	0.7749	0.371	0.7528	0.3803	0.7702	0.371	0.7535	0.3712	0.7662	Level 6
0.3861	0.7816	0.388	0.7852	0.3853	0.7806	0.3876	0.7847	0.3827	0.776	0.3887	0.7952	Level 7
0.3956	0.8004	0.3949	0.7989	0.3999	0.8095	0.3953	0.7999	0.3898	0.7892	0.3991	0.8491	Level 8
0.4034	0.8163	0.3984	0.806	0.4039	0.8178	0.3996	0.808	0.4186	0.8508	0.4183	0.901	Level 9

جدول 3: المعالم الاحصائية لنموذج (ARMA (1,1)) بعد ازالة اللاستقرارية واخذ افضل النتائج فقط كأن يكون اخذ مستوى التحلل الثامن في حال اضافة مركبة المنحى الخطية كما في الجدول (2)، واستعادة θ_1 و ϕ_1 لقيمتها الاصلية.

Db10		Db8		Db5		Db4		Db2		Haar		
θ_1	ϕ_1	θ_1	ϕ_1	θ_1	ϕ_1	θ_1	ϕ_1	θ_1	ϕ_1	θ_1	ϕ_1	
إزالة اللاستقرارية بعد إضافة مركبة القفزة												Level 6
										0.398	0.8103	

إزالة اللاستقرارية بعد إضافة مركبة المنحى الخطية												Level 8
0.3956	0.8004	0.3949	0.7989	0.3999	0.8095	0.3953	0.7999	0.3898	0.7892	0.3991	0.8491	
إزالة اللاستقرارية بعد إضافة مركبة المنحى غير الخطية												Level 8
0.3902	0.7915	0.387	0.7854	0.3953	0.8023	0.3924	0.7964	0.3883	0.7883	0.39	0.8101	
إزالة اللاستقرارية في حالة إضافة مركبة الدورية												Level 6
0.4202	0.8551	0.4304	0.8811	0.4202	0.8547	0.4285	0.8768	0.4145	0.8546	0.4313	0.8797	
إزالة اللاستقرارية في حالة إضافة مركبة القفزة والمنحى غير الخطية والدورية مجتمعين												Level 6
0.4027	0.8165	0.4038	0.8162	0.3831	0.7738	0.4022	0.813	0.3801	0.7731	0.3992	0.8093	

0.8546 مقارنة بالقيمة الاصلية 0.8 وقيمة θ_1 مساوية لـ 0.4145 مقارنة بقيمتها الاصلية 0.4 . ان هذا الاختلاف ليؤكد ان الدورية لازالت ذات تاثير على السلسلة الزمنية وهي بحاجة الى خطوات اخرى للتخلص من هذه اللاستقرارية. وبناءً على ذلك فقد تم اللجوء الى اجراء تحليل آخر للسلسلة المعالجة اصلاً في الخطوة الاولى باستخدام تقنية (DWT). ان هذا التحليل المزدوج قد اثبت نجاحه وتم استعادة قيم المعالم θ_1 و ϕ_1 بشكل مقبول يدل على انه تم التخلص من اللاستقرارية المتمثلة بالمركبة الدورية المضافة وكما يسرده الجدول (4) ادناه.

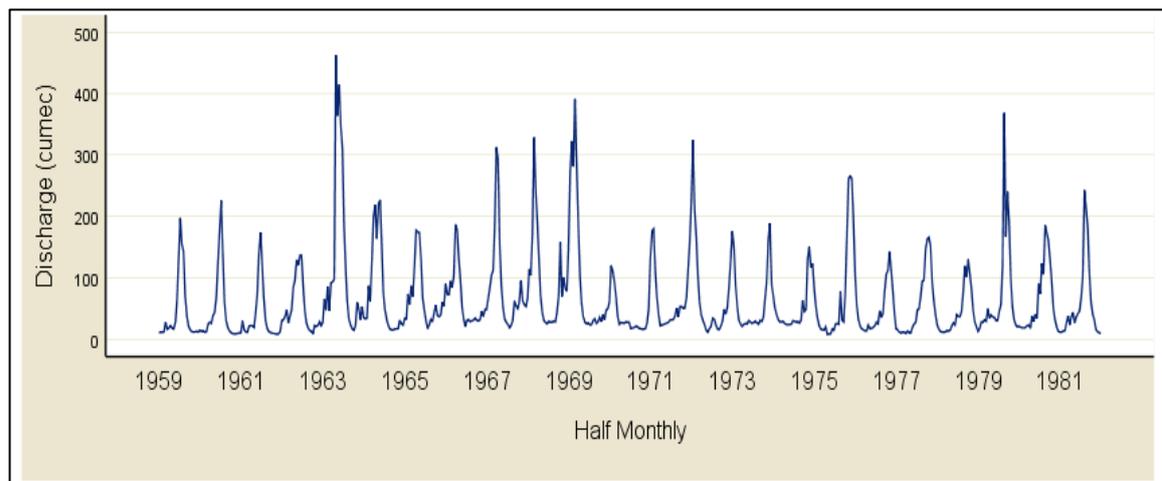
يلاحظ من خلال رسم دالتى الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بعد ازالة اللاستقرارية عن طريق تقنية التحويل المويجى المتقطع كما في الشكلين (10) و (11) ومقارنتها مع الشكل (7) الخاص بالسلسلة الزمنية الاصلية انه قد ازيلت اللاستقرارية من تطابق دالتى الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي. اما ما يخص المركبة الدورية فقد لوحظ انه وبالرغم من عملية ازلتها بعد التشخيص بتطبيق تقنية (DWT) لم يتم استعادة قيم θ_1 و ϕ_1 بالشكل الذي استعيدت به لبقية المركبات المضافة الى النموذج. اذ كانت قيمة ϕ_1 مساوية لـ

جدول 4: المعالم الاحصائية لنموذج (ARMA (1,1)) بعد ازالة اللاستقرارية وعلى مرحلتين عن طريق تقنية التحويل المويجى المتقطع وحسب مستوى التحلل الافضل وباستخدام موجة Haar وقسم من موجات Daubechies .

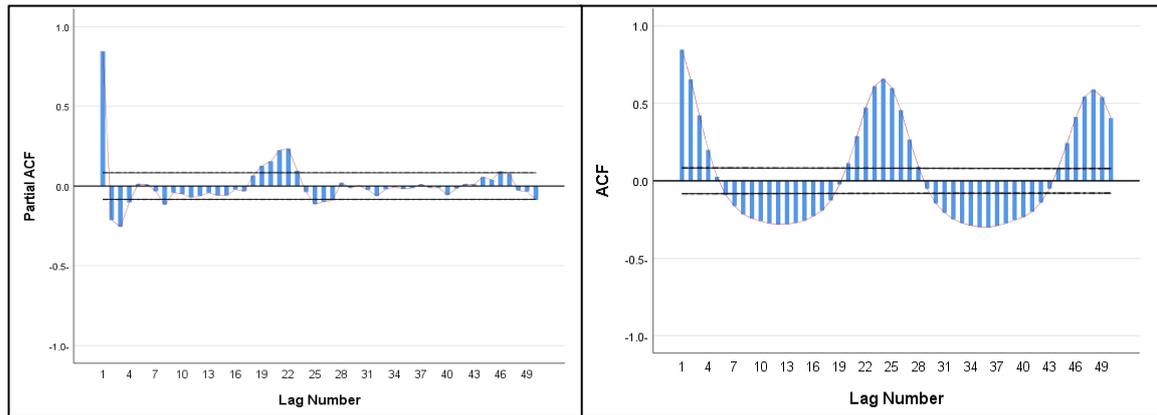
Db10		Db8		Db5		Db4		Db2		Haar		Level 1
θ_1	ϕ_1											
0.4071	0.8225	0.4063	0.8221	0.4096	0.8294	0.4063	0.8218	0.4101	0.8311	0.4104	0.8313	

احد روافد نهر دجلة ويقع في الجزء الشمالي من العراق ولمدة (24) سنة مائبة للفترة من 1959 ولغاية 1982 . والشكل (12) ادناه يوضح طبيعة هذه السلسلة.

بعد ان تم اختبار تقنية التحويل المويجى وتأكيدها قدرتها في تشخيص وازالة اللاستقرارية من السلسلة الزمنية، فقد طبقت التقنية المقترحة في هذه الدراسة على بيانات السلسلة الزمنية (معدلات نصف شهرية) لنهر الخابور عند محطة زاخو، وهو



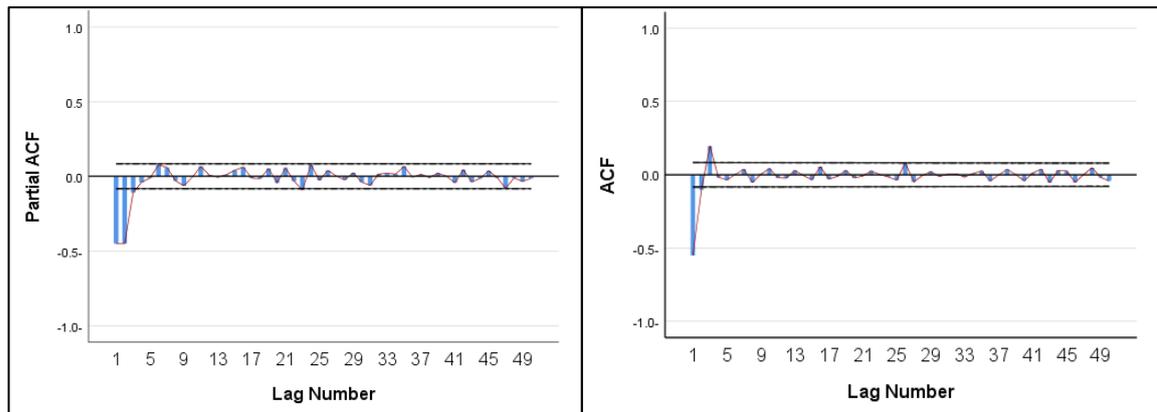
الشكل (12) السلسلة الزمنية لتصاريف نهر الخابور (معدلات نصف شهرية)



الشكل (13) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية لتصاريف نهر الخابور (معدلات نصف شهرية)

المكون الدوري المتمثل بالاستقرارية عن طريق تقنية التحويل الموجي المتقطع "على مرحلتين" يتبين ان السلسلة باتت مستقرة اذ لم يعد وجود ظهور للقمم عند التخلفين 24 و 48 وانحلال القيم بعد التأخر الثالث نحو الصفر في دالة الارتباط الذاتي بينما تظهر في دالة الارتباط الذاتي الجزئي ان القيم تدخل ضمن الحدود المعنوية بعد التأخر الثاني .

يبين الشكل (12) بان السلسلة الزمنية خالية من مكوني القفزة والمنحى ولكنها تشتمل بشكل واضح على المكون الدوري وهذا ما توصل اليه [19]. عند تشخيص دالة الارتباط الذاتي في الشكل (13) يتضح وجود الدورة السنوية من خلال نشوء قمم عند التخلف 24 والتخلف 48، اي ان السلسلة تعيد نفسها كل 24 مشاهدة . ومن خلال ملاحظة الشكل (14) ادناه والذي يمثل دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي وذلك بعد تشخيص وازالة



شكل (14) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي بعد تشخيص وازالة المكون الدوري المتمثل بالاستقرارية عن طريق تقنية التحويل الموجي المتقطع لسلسلة جريان نهر الخابور بعد المعالجة.

جدول 5: نتائج معايير اختبار نماذج ARMA المرشحة للتنبؤ.

ت	اسم النموذج	المعايير الاحصائية	
		MSE	AIC
1	(ARMA (2,0))	3.628	603.3
2	(ARMA (2,1))	3.286	601.8
3	(ARMA (2,2))	3.444	602.7
4	(ARMA (2,3))	4,001	604.3
5	(ARMA (3,0))	3.669	602.9
6	(ARMA (0,3))	3.951	Not invertible

ولغرض التعرف على النموذج المناسب للسلسلة الزمنية نصف الشهرية للجريان في نهر الخابور فقد تم اختبار عدة نماذج مستقرة (نظراً للتأكد من ازالة اللاستقرارية بمساعدة (DWT))، وان الخطوة الاولى بهذا الصدد هو ملاحظة دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي كما هو مثبت في الشكل (14) . استخدم 50% من البيانات المرصودة في بناء نماذج مستقرة متعددة وتم توليد 50 سلسلة بنفس الطول عن طريق النماذج المرشحة ومقارنة المعالم الاحصائية لها مع النصف الثاني للبيانات ومن خلال الاستعانة بالمعايير (AIC) و (MSE) المثبتة في الجدول (5) ادناه وجد ان انسب نموذج للبيانات هو (ARMA(2,1)) نظراً الذي تكون فيه معايير (AIC) و (MSE) له اقل ما يمكن .

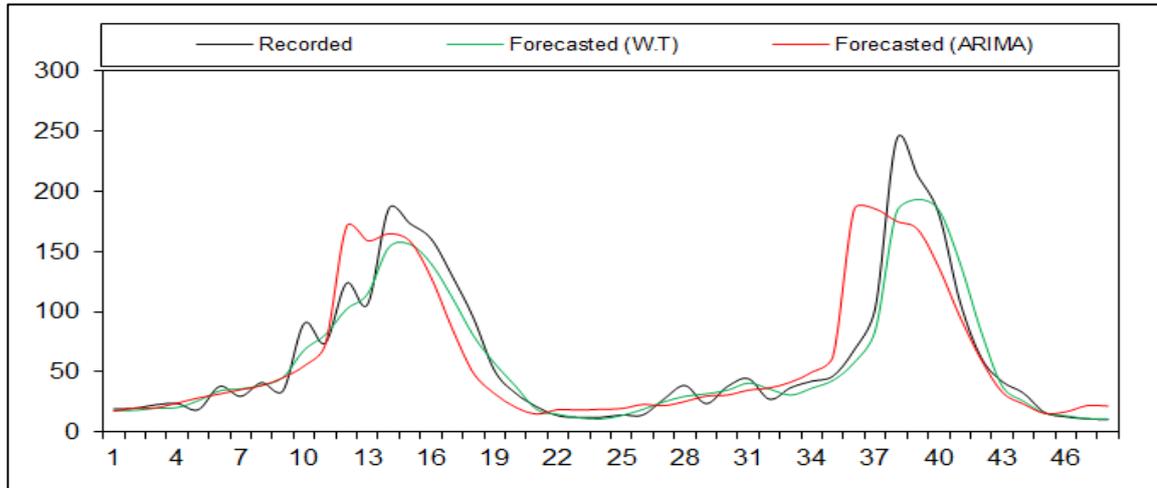
الحالية مع قيم الخصائص الاحصائية للسلسلة الزمنية الحقيقية مقارنةً بقربيتها وكما يسرده الجدول (6) ادناه، قيمة معامل التحديد R^2 بين قيم السلسلة الحقيقية وقيم التنبؤ للنموذج $(ARMA(2,1))$ المقترح في الدراسة الحالية (0.914) مقارنة بالقيمة (0.768) التي احتسبت من تطبيق النموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$. كما ولايد من الاشارة بان نموذج التنبؤ المقترح يعمل في الزمن الحقيقي (Real Time Forecasting Model) اي بمعنى ان النموذج يقوم بتحديث قيم المتغيرات الخاصة به حال تسجيلها بشكل فعلي مما اكسبه القدرة على انتاج مخرجات تجاري قريتها المرصودة بشكل افضل.

تطبيق النموذج

تمت الاستفادة من النموذج المرشح $(ARMA(2,1))$ للتنبؤ بالسلسلة لمدة سنتين مائيتين لغرض المقارنة مع السنتين المائيتين المسجلتين (1981،1982) (والتي لم يتم إدخالها في أي حسابات سابقة) ، وكذلك مقارنتها مع نموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$ المقترح من قبل [19]. ان تقارب قيم التنبؤ للدراسة الحالية مع قيم السلسلة الحقيقية لتبدو اكثر سلاسة من قيم التنبؤ التي رشحت من النموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$ اعلاه وكما يوضحه الشكل (15) ادناه. يتضح ذلك ايضاً من خلال تقارب قيم الخصائص الاحصائية للسلسلة الزمنية التي رشحت من النموذج للدراسة

جدول 6: الخصائص الاحصائية (المعدل، الانحراف المعياري) لقيم السلسلة الحقيقية وقيم التنبؤ لنموذج $(ARMA(2,1))$ للدراسة الحالية وقيم التنبؤ لنموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$ المقترح من قبل [19] للسنتين المائيتين (1981،1982)، ومعامل التحديد (R^2) بين قيم السلسلة الحقيقية وقيم التنبؤ للنموذجين .

الخصائص الاحصائية			السلسلة الزمنية
معامل التحديد (R^2)	الانحراف المعياري	المعدل	
	59.658	62.037	السلسلة الحقيقية
0.914	54.248	58.152	سلسلة قيم التنبؤ لنموذج $(ARMA(2,1))$
0.768	52.962	57.180	سلسلة قيم التنبؤ لنموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$



الشكل (15) التصاريح الحقيقية المنتبئ بها باستخدام نموذج $(ARMA(2,1))$ بعد ازالة مركبة الدورية منها عن طريق تقنية التحويل المويجي المتقطع و التصاريح المنتبئ بها عن طريق نموذج $(ARIMA(1,0,0)(2,1,0)_{24})$

3. وجد ان النموذج $(ARMA(2,1))$ قد حصل على اقل القيم للمعايير المستخدمة عادة في تقييم النماذج وهي (AIC) و (MSE) مما يعطي نمودجا وافياً بالرغم من قلة معلماته والذي يحافظ على مبدأ الكفاية (parsimony) الواجب توفره في مثل هذه النماذج.

4. تميز النموذج المقترح بإمكاناته على العمل في الزمن الحقيقي نظراً لأنه يقوم بتحديث المتغيرات التي يشتملها حال رصد قيمها الحقيقية مما اكسب مخرجاته ميزة مرجحة بتقاربها للسلس مع المخرجات المرصودة للنظام تحت الدراسة.

6- الاستنتاجات

بالامكان اجمال ما تم التوصل اليه من خلال البحث بالآتي:
1. ان تقنية التحويل المويجي المتقطع قادرة على تشخيص وازالة اللاستقرارية من السلاسل الزمنية لا سيما الهيدرولوجية منها مما يمكن من استخدام النماذج العشوائية المستقرة لأغراض التنبؤ.
2. يواجه النمذج الذي يعمل على السلاسل الزمنية بعض الصعوبة في ازالة المركبة الخاصة بالدورية (الموسمية). تمكنت تقنية (DWT) المقترحة من تشخيص وازالة الدورية وذلك بإعادة عملية الازالة بشكل مزدوج مما مكن من نمذجة سلسلة البيانات المرصودة لجران نهر الخابور بأحد النماذج المستقرة.

- level for wavelet based hydrological time series modeling", *Water*, 8(5), 197, 2016.
- [12] D. Machiwal and M. K. Jha, "*Hydrologic time series analysis: theory and practice*", Springer Science & Business Media, 2012.
- [13] J. D. Salas, J. W. Delleur, V. Yevjevich and W. L. Lane, "*Applied Modeling of Hydrologic Time Series*", (5th ed.). Book Crafters, Inc, 2009.
- [14] S. W. Fleming, A. Marsh Lavenue, A. H. Aly and A. Adams, "Practical applications of spectral analysis to hydrologic time series", *Hydrological processes*, 16(2), 565-574, 2002.
- [15] R. C. Gonzalez and E. Woods Richard, "Digital Image Processing", Pearson, 2018.
- [16] Gh. Ammar, B. Haider and A. Al-Darwish, "forecasting the Monthly Rains in Homs Station Using Wavelet Transformation Technique and Artificial Neural Networks", *Tishreen University Journal-Engineering Sciences Series*, 38(6), 2016.
- [17] P. Abbaszadeh, A. Alipour and S. Asadi, "Development of a coupled wavelet transform and evolutionary L evenberg-M arquardt neural networks for hydrological process modeling", *Computational Intelligence*, 34(1), 175-199, 2018.
- [18] N. T. Kottegoda, "*Stochastic water resources technology*", Springer, 1980.
- [19] K. M. Khadir and S. A. Ibrahim, "Stochastic Analysis and Modeling of Flow in Tigris and Khabur Rivers Using Traditional Methods", Master Thesis, Department of Water Resources Resources, College of Engineering, University of Duhok, 2010.
- [1] P. C. D. Milly, J. Betancourt, M. Falkenmark, R. M. Hirsch, Z. W. Kundzewicz, D. P. Lettenmaier and R. J. Stouffer, "Stationarity is dead: Whither water management?", *Earth*, 4(20), 2008.
- [2] W. Wang, "Stochasticity, Non linearity and Forecasting of Stream flow Processes", Doctorate thesis submitted to the Technical University of Delft, 2006.
- [3] I. Prosdocimi, T. R. Kjeldsen and C. Svensson, "Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK", *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(5), 1125-1144, 2014.
- [4] M. Bayazit, "Nonstationarity of hydrological records and recent trends in trend analysis: a state-of-the-art review", *Environmental Processes*, 2(3), 527-542, 2015.
- [5] M. Šraj, A. Viglione, J. Parajka and G. Blöschl, "The influence of non-stationarity in extreme hydrological events on flood frequency estimation", *Journal of Hydrology and hydromechanics*, 64(4), 426-437, 2016.
- [6] K. L. Chong, S. H. Lai and A. El-Shafie, "Wavelet transform based method for river stream flow time series frequency analysis and assessment in tropical environment", *Water Resources Management*, 33(6), 2015-2032, 2019.
- [7] M. Rhif, A. Ben Abbes, I. R. Farah, B. Martínez and Y. Sang, "Wavelet transform application for/in non-stationary time-series analysis: a review", *Applied Sciences*, 9(7), 1345, 2019.
- [8] S. Shahabi and M. R. Hessami Kermani, "Flood frequency analysis using density function of wavelet (Case study: Polroud River)", *Journal of Applied Research in Water and Wastewater*, 2(1), 122-130, 2015.
- [9] M. Rathinasamy, R. Khosa, J. Adamowski, S. Ch, G. Partheepan, J. Anand and B. Narsimlu, "Wavelet-based multiscale performance analysis: An approach to assess and improve hydrological models", *Water Resources Research*, 50(12), 9721-9737, 2014.
- [10] Y. F. Sang, D. Wang, J. C. Wu, Q. P. Zhu and L. Wang, "Wavelet-based analysis on the complexity of hydrologic series data under multi-temporal scales", *Entropy*, 13(1), 195-210, 2011.
- [11] M. Yang, Y. F. Sang, C. Liu and Z. Wang, "Discussion on the choice of decomposition

Non-Stationarity Identification in Flow Time Series Using Wavelets Transform Technique

Reyan H. Al-Mustafa

reyan.enp166@student.uomosul.edu.iq

Kamel A. Al-Mohseen

k.almohseen@uomosul.edu.iq

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

ABSTRACT

The current study explored the possibility of using Discrete Wavelets Transform technique (DWT) in diagnosing the non-stationarity in hydrologic time series, which typically masks the real characteristics of those series. This helps in diagnosing the appropriate model and using it for prediction purposes.

Basically, this manuscript divided into two phases: in the first phase, a defined stochastic linear model parameter, i.e. (ARMA (1,1)) was developed with known parameters ϕ_1 and θ_1 of (0.8 and 0.4) respectively. The ACF and PACF analyses before and after intentionally adding some defined deterministic components (such as trend, periodicity, etc.) confirm the capability of (DWT) in diagnosing those non-stationarity sources. While phase two makes use of (DWT) technique in diagnosing the non-stationarity in an observed flow time series of al-Khabor river, Kurdistan region-Iraq, where 24 years of flow time series is available. After removing the source of the non-stationarity diagnosed by the proposed method in the data, a stationary model (ARMA (2,1)) has been fitted. The study indicated that the proposed model was distinguished by its capabilities to work in real time, thus, the outcomes of the model is almost following the same pattern of the observed outcomes of the process under study.

Keywords:

Non-Stationarity, Discrete Wavelets Transform, stochastic models, Time Series.