

مجلة كلية التراث الجامعة

مجلة علمية محكمة
متعددة التخصصات نصف سنوية
العدد الأربعون

30 آب 2024
ISSN 2074-5621



رئيس هيئة التحرير

أ.د. جعفر جابر جواد

1988

مدير التحرير

أ.م. د. حيدر محمود سلمان

رقم الايداع في دار الكتب والوثائق 719 لسنة 2011

مجلة كلية التراث الجامعة معترف بها من قبل وزارة التعليم العالي والبحث العلمي بكتابها المرقم
(ب 3059/4) والمؤرخ في (2014/ 4/7)

تقدير دالة الانحدار اللامعلمي باستعمال الانحدار المويجي للبيانات ذات المسافات غير المتساوية

م.د. سعد كاظم حمزة²

حنان ياسين إبراهيم¹

¹ وزارة الموارد المائية / مركز الدراسات والتصاميم الهندسية

² قسم الاحصاء / كلية الادارة والاقتصاد / جامعة بغداد

المُلخص

يعد مقدر تقليص الموجة تقنية جذابة عند تقدير دوال الانحدار اللامعلمية لما يملكه من خصائص عالية الا انه يعاني من مشكلة اشتراط حجم العينة الثنائي (dyadic) وتباعد البيانات بشكل منتظم ومتساوي إذ إنه عند التقدير دون توافر الشروط المذكورة سيتم الحصول على تقديرات غير دقيقة. في هذا البحث تم توظيف طرائق تحويل مكيفة مع المشاكل المذكورة قد تم اقتراحها من قبل العديد من الباحثين والذين استندوا بالاساس على خوارزمية kovac and Silverman بالإضافة الى استعمال قيم عتبة ذات مرونة كونها تتعامل مع تلك المعاملات عند كل مستوى على حدة بخلاف قيم العتبة الشاملة التي تتعامل مع جميع المستويات في آن واحد ، اذ تم استعمال طرائق (Univ.S.KS) وطريقة (Univ.Block.E) وطريقة (Univ.S.N) وتم تحسين الطرائق المذكورة باستعمال قيم وقوانين عتبة جديدة ، من خلال تجارب المحاكاة لدوال اختبار وحجوم عينات ونسب تشويش مختلفة قد اظهر البحث ان افضل طرائق التقدير هي طريقة (Visu.S.M2) يليها بعد ذلك طريقة (Univ.S.ks) من خلال معيار المقارنة (AMSE).

الكلمات المفتاحية (Keywords): (التحويل المويجي، انحدار المويجي، خوارزمية kovac and silver man، تقاطع العبور، قانون العتبة)

Abstract

The wavelet reduction estimator is an attractive technique when estimating nonparametric regression functions because of its high properties, but it suffers from the problem of requiring a dyadic sample size and spacing the data regularly and equally, since when estimating without the aforementioned conditions being met, inaccurate estimates will be obtained

In this research, transformation methods adapted to the aforementioned problems were employed and were proposed by many researchers who were based primarily on the Kovac and Silverman algorithm, in addition to using threshold values that are flexible because they deal with these coefficients at each level separately, unlike the comprehensive threshold values that deal with With all levels at the same time, as the (Univ.S.KS) method, the (Univ.Block.E) method, and the (Univ.S.N) method were used, and the aforementioned methods were improved by using new threshold values and laws, through simulation experiments of test functions and sample sizes. With different noise ratios, the research has shown that the best estimation method is the (Visu.S.M2) method, followed by the (Univ.S.ks) method through the comparison standard AMSE.

Keyword: (Wavelet transform, wavelet regression, kovac and silver man algorithm, crossing point, threshold law)



2-هدف البحث

ايجاد طرائق تقدير كفاءة لدالة الانحدار اللامعلمي باستعمال الانحدار المويجي في ظل غياب فرض تساوي المسافات الزمنية وحجم عينة اعتباطي للحصول على تقديرات كفاءة وبالتالي نتائج دقيقة وصحيحة.

مشكلة البحث

من اهم الافتراضات الواجب توافرها عند تقدير دالة الانحدار اللامعلمي باستعمال طرائق الموجيات هي تساوي المسافات الزمنية بين المتغيرات (xi) بالإضافة الى شرط حجم العينة الدايديكي أي ان $n = 2^j$ حيث $(j = 4,5,6, \dots)$ الا انه عند اختراق احد هذه الافتراضات او كلاهما يصبح من الصعب تطبيق هذه الطرائق دون تعديل او ان تطبيقها دون المعالجة يعطي نتائج غير دقيقة.

3- نظرية الموجيات (Wavelet Theory)

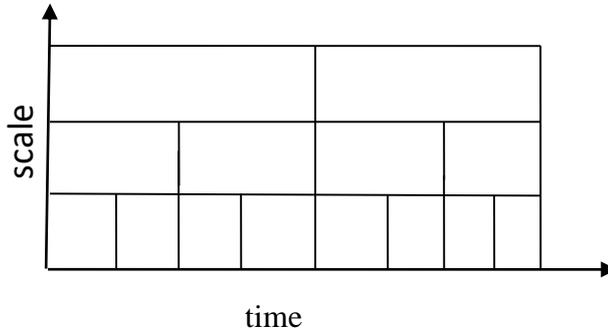
ان تمثيل الاشارة في مجال الزمن يزودنا بمعلومات دقيقة عن الزمن (أو المكان) دون اعطاء أي معلومة حول التكرارات المتضمنة فيها، وبالمقابل فان تحويل فوارير يعمل على تحويل الاشارة من مجال الزمن الى مجال التكرار مما يحد من دقة

[13]

جميع التكرارات لهذه الاشارة، الا أنه أهمل زمن حدوث هذه التكرارات ضمن المجال الزمني . لذلك ظهرت فكرة تحويل فوارير للزمن القصير (SHFT) لمعالجة تلك المشكلة من خلال استعمال دالة نافذة لتجزئة الدالة الأصلية ثم يتم حساب تحويل فوارير لكل جزء، الا أن هذه الطريقة عانت هي الأخرى من مشكلة عرض النافذة المناسب للتحليل بسبب وجود مبدأ عدم التأكد (Heisenberg) يتضح بأن مساحة الصندوق المتعلقة بالدقة في كل زمن – تكرر لا يمكن أن تقل عن نصف. فكلما زاد عرض النافذة تم الاقتراب أكثر من تحويل فوارير ، أي زيادة دقة المعلومات حول التكرار وقلة المعلومة حول الزمن ، بينما اذا قل عرض النافذة زادت دقة المعلومة عن الزمن على حساب دقة التكرار وبسبب كون التكرارات المنخفضة تحدث خلال فترات زمنية طويلة بل أنها تمتد على طول فترة الاشارة الأمر الذي يقلل من أهمية دقة الزمن ، في حين أن التكرارات العالية تحدث خلال فترة زمنية قصيرة مما يتطلب تحديد حدوثها بدقة ، لذلك من الأفضل

[17.11]

استعمال عرض نافذة يتناسب مع الدقة المطلوبة لكل من التكرار والزمن كما في الشكل الآتي



[14]

شكل (1) يبين استعمال نافذة متغيرة في التحويل المويجي

لذلك ظهرت فكرة التحويل المويجي اذ أنه يستعمل مؤشر المقياس (Scale) لتحديد عرض النافذة المناسب للتحويل. ولغرض اجراء التحليل المويجي على أية اشارة يتوجب استعمال دالة تسمى موجة الأم (Mother Wavelet)، اذ ان مصطلح الموجة (Wavelet) يعني الموجة الصغيرة وأن الصغر في هذه الموجة كون عرض النافذة محدود في الزمن (ذات دعم مرصوص)، اما مصطلح (Mother) فيشير الى أن الدوال ذات مناطق الدعم المختلفة في عملية التحويل كلها

[21]

مشقة من الموجة الرئيسية أي أن الموجة الأم هي نموذج أولي تشتق منه دوال النافذة الأخرى .

ان الموجة الأم هي الدالة:

$$\psi \in L^2(R)$$

وبمعدل صفر



$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad \dots\dots\dots (1)$$

وطول موجة $\|\psi\| = 1$ ومتركزة في الجوار $t=0$ ، عندها يمكن توليد عائلة زمن - تكرر عند الدالة الأم بالمقياس S والانتقال بقيمة u وفق الصيغة التالية:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \left(\frac{t-u}{s} \right) \quad \dots\dots\dots (2)$$

اذ أن الفائدة من القسمة على \sqrt{s} هي الابقاء على الطول الموحد للدالة الناتجة $\|\psi_{u,s}(t)\|$.

ان التحويل الموجي للدالة $f \in L^2(\mathbb{R})$ مقياس S والزمن u هو [37]

$$Wf(u, s) = \langle f, \psi_{u,s} \rangle \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt \quad \dots\dots\dots (4)$$

4- قواعد الموجات

هناك أنواع مختلفة من قواعد الموجات، يتميز كل منها بخواص معينة نستفيد منها في عمليات التحويل سيتم ذكر اهمها واكثرها استعمالاً.

1-4 موجة هار (Haar wavelet)

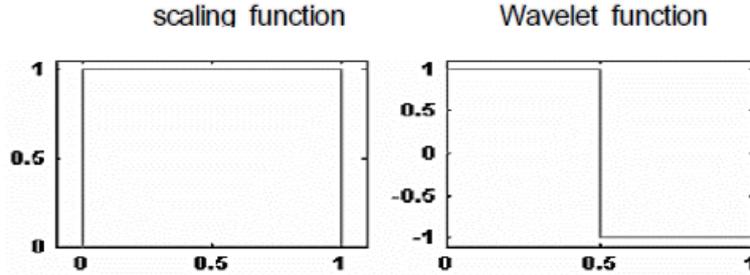
هي ابسط اشكال الموجات المتعامدة، هي موجة متقطعة وتسمى ايضاً موجة (dbl) وهي تنتمي الى عائلة موجات Dabechies بعزم تلاشي يساوي واحد، تمتلك دالة تردد ويعبر عنها بدالة الموجي والتي تكون وفق الاتي [18].

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{for } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \text{for } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{o.w} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (5)$$

اما دالة القياس فتكون كالاتي

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & \text{for } 0 \leq t < 1 \\ 0 & \text{o.w} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (6)$$

تمتاز دالة الموجة بأنها تكون نبضتين متموضعتين بجانب بعضهما البعض على المحور الزمني واحدهما بعكس الاخرى كما موضح في الشكل.



الشكل (2) يوضح دالة القياس ودالة الموجة لموجة هار (Haar)

2.4 موجات Daubechies ذات الطور المتطرف (Extremal-Phase Wavelets) (Daubechies)

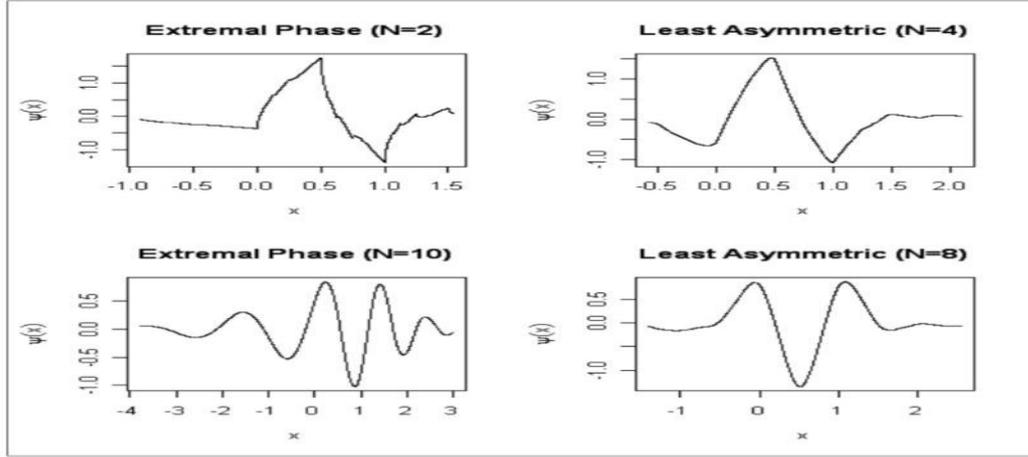
إن عائلة موجات Daubechies تتضمن تعامد ثنائي (Biorthogonal)، وتكون ذات ارتكاز مرصوص، منتظمة (Regular) بشكل كاف وغير متماثلة. إن قاعدة Haar هي إحدى موجات عائلة Daubechies في حالة عدد العزوم 1 وهي أقدم وأشهر وأفضل موجة يمكن اختيارها للأغراض التعليمية والأكثر بساطة فهي فضلا عن أنها تبرز عدة خصائص للموجات، مثل خاصية التذبذب (Oscillation) فهي تعلق وتهبط ويمكن التعبير عن هذه الصفة رياضيا

وخاصية الارتكاز المرصوص وهي صفة لا تتمتع بها كل الموجات. اكتشفت بواسطة الرياضي Alfred Haar في 1909. الموجة الأم Haar (Haar Mother Wavelet) هي دالة رياضية تعرف كالآتي [21]:

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & x \in \left[0, \frac{1}{2}\right), \\ -1 & x \in \left[\frac{1}{2}, 1\right), \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \dots\dots\dots (7)$$

وهي دالة متموضعة بصورة جيدة في مجال الزمن ولكنها من الواضح ليست مستمرة، وفي مجال التردد فإنها متموضعة بصورة ضعيفة، وهي تتمتع بدور خاص لأنها الموجة الوحيدة المعروفة بانها متماثلة وذات ارتكاز مرصوص. ويمكن القول إنه إذا كانت الدالة المدروسة ممهدة (مع بعض القفزات أحيانا-على سبيل المثال) فإنه من المناسب اختيار موجة ممهدة ذات عدة عزوم زائلة أما إذا الدالة المدروسة دالة ذات قطاعات أو ثابتة مقطعية فإنه من المناسب اختيار موجات Haar.

في الشكل (3) موجة Haar وبعض موجات Daubechies. نعرض في ادناه بعض الامثلة على موجات Daubechies الام بدرجات مختلفة من التمهيد

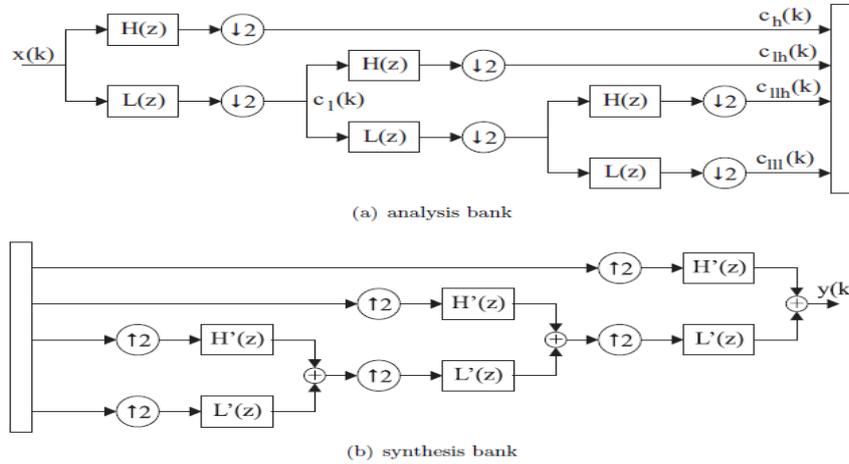


الشكل (3) يمثل الرسوم البيانية لموجة Daubechies الام^[2] عندما $N = 2, 4, 8, 10$

5. التحويل المويجي المتقطع (Discrete Wavelet Transformation)

تعد تحويلات الموجة المتقطع للإشارة هي بديل عن تمثيل الوقت - تردد الموجود مثل تحويل فوارير المتقطع وتحويل الجيب تمام. إذ انه يمثل الخطوة المنطقية التالية لتتقبة النوافذ مع حجم نافذة متغير العرض، فهو يعتبر تطوراً للتحويلات السابقة (STFT) وغيرها.

اذ يتم تغيير عرض النافذة للحصول على معلومات مختلفة التردد على طول الموجة، فيتم الحصول على ما يعرف بالموجات التي يختلف ترددها بحسب عرض الحزمة المستعملة. ويتم ذلك من خلال استعمال التحويل المويجي الى ما يسمى بنوك المرشحات (filter banks) من اجل انجاز التحليل المتعدد الحل (الحيز) الترددي - زمني، ومرشحات موجة خاصة من اجل التحليل واعادة بناء الاشارات. ويتألف بنك المرشحات من مجموعة من مرشحات تجزء الاشارة الى حزم ترددية فالاشارة المتقطعة $x(k)$ يتم دخولها الى بنك التحليل ويتم ترشيحها باستخدام المرشحات $H(Z)$ و $L(Z)$ التي بدورها تجزء المحتوى الترددي للاشارة الداخلة الى حزم ترددية متساوية في العرض. فالمرشح $L(Z)$ والمرشح $H(Z)$ هما مرشحا تمرير منخفض وعالي على الترتيب. اذ يحتوي مخرج كل مرشح على نصف المحتوى الترددي الداخل. ولكن بنفس مقدار عدد العينات وعليه فان مخرجات المرشحين معاً يحتوي على نفس المحتوى الترددي الداخل ولكن بعدد عينات مضاعف في المخرجات عما هو عليه في المدخل. لذلك يتم اللجوء الى ما يسمى عملية تخفيض العينات (down sampling) بمقدار (2) ويشار الى هذه العملية بالرمز $(\downarrow 2)$ اي انه تم تخفيض عدد العينات الى النصف. اذ تطبق هذه العملية على مخرجات المرشحين في بنك التحليل، اما عملية اعادة بناء الاشارة الاصلية او استعادتها فيتم عن طريق بنك مرشحات التركيب، اذ يتم في مرحلة التركيب استعادة الاشارة من خلال زيادة عدد العينات (up sampling) والتي يشار اليها بالرمز $(\uparrow 2)$ ، بعد ذلك تمر الاشارة عبر المرشحات $H(Z)$ و $L(Z)$ حيث يتم بناء هذه المرشحات على اساس مرشحات الادخال بعد ذلك يتم جمع نواتج المرشحات في هذه المرحلة ليتم الحصول على الاشارة التي تم اعادتها والتي يرمز لها بالرمز $Y(K)$ [34,3].



شكل (4) يوضح ترشيح بثلاث مراحل مرشحات التحليل في الأعلى ومرشحات التركيب في الأسفل 6. الإنحدار المويجي (Wavelet Regression)

ان مقدرات الانحدار المويجي هي طريقة مقدمة من Donho and Johnstone في عام 1991 وهي تعد الشرة الاولى في طرائق التقدير اللامعلمية ذات الكفاءة العالية في استخلاص المعلومات والتي فتحت الباب امام العديد من الباحثين في تطويره ومازال مجال تطويره مفتوحاً لكل الباحثين باختلاف اختصاصهم وان اهم الافتراضات الاساسية الواجب تحققها هي انه عادة ما يتم افتراض تساوي المسافات الزمنية بين النقاط $L(x_1, x_2, \dots, x_n)$ خلال الفترة $[0, I]$ حيث ان $(x_i = i/n)$ وان يكون حجم العينة ثنائي اي بالشكل $(n=2^J)$ لكل J عدد صحيح موجب ويمكن تلخيص عمل الانحدار المويجي وفق الخطوات الاتية

1- تطبيق التحويل المويجي المتقطع على البيانات $(y_1, y_2, \dots, y_n)^t$ للحصول على المعاملات المويجية [29,29]
 $w = Wy$

2- تعديل معاملات المويجة وحساب معاملات المويجة المعدلة w^* من خلال دوال العينة والتي سيتم شرحها بشكل مفصل لاحقاً.

3- تقدير دالة الانحدار المويجي من خلال ايجاد معكوس التحويل المويجي المتقطع (IDWT) حيث ان [9]

$$\hat{f}(xi) = W^t w^* \dots \dots \dots (8)$$

7. تحليل المويجة (Wavelet Analysis)

تعرف المويجات على أنها إشارة صغيرة محددة بالزمن ولها خواص محددة، اذ تتضمن كل من خاصية التحليل والنافذة، ويوجد العديد من انواع المويجات تتميز كل واحدة منها بخصائص معينة يتم توظيفها في عمليات التحويل ويرمز لها عادة $\Psi(t)$ [29].

ويعود استخدام كلمة مويجة الى عام 1909 من قبل Alfered Haar والذي اكتشف ابسط انواع المويجات والتي سميت باسمه ثم عمل مجموعة من الباحثين في عام 1930 على ايجاد دوال مويجة سميت بدوال القياس (Scale)، ثم تم تطوير المويجات بواسطة Y. Meyer عام 1985، وكذلك وجدت Daubechies المويجات المتعامدة مع الدعم المرصوص (Compact support) في عام 1988 [5].

إلا إن النقلة الكبيرة في عالم المويجات احدثها العالم Stephane Mallat في عام 1989 بوضع خوارزمية اساسية لتطبيق التحويل المويجي المتقطع في طريقة استخدام المرشحات.

اما الحاجة التي أدت الى ظهور المويجات والتطور منقطع النظير الذي شهدته هو ان جميع التحويلات السابقة قبل تحويل فوارير وتحويل فوارير للزمن القصير (Short Fourir transform) كانت تعاني من قصور كبير في التعامل مع الاشارة المتغيرة سواء ضمن الزمن او التردد اذ كانت التحويلات السابقة اما أن تركز على الزمن وتهمل التردد او العكس.

وكان كثيراً ما يتم التركيز على المجال الزمني للاشارة ويتم اهمال التردد إلا انه يطرح سؤال مهم وهو لماذا نحن بحاجة للمعلومات عن الاشارة في المجال الترددي؟ وللجابة على ذلك تكمن في إنه حتى يتم فهم الاستثمارات، الأ إنه في كثير من الاحيان تكون أكثر المعلومات اهمية والميزة للاشارة موجودة في التمثيل الترددي لها وبناءً على ذلك وجد نوعين من



الاشارات وهي الاشارات الثابتة التي لا تتغير مع الزمن والتمثيل الترددي لها ثابت اي ان (كل المركبات الترددية للاشارة تكون بكل الازمنة وليس هنالك حاجة لمعرفة الموجات الترددية الزمنية للاشارة) وهذا النوع سهل التعامل وكانت التحويلات السابقة مثل فوارير وفوارير للزمن القصير تجيد التعامل معه [4].

اما النوع الثاني والذي اخفقت التحويلات السابقة في التعامل معه فهي الاشارة غير الثابتة والتي تتغير مع الزمن اي ان ترددها يتغير مع الزمن اذ ان المعلومات تتغير مع الزمن (كل فترة زمنية لها تردد معين).

ان كل هذه الميزات في الموجات وتحويلات جعلت منها في الوقت الحاضر أداة مهمة تم استعمالها في مجموعة متنوعة من المجالات العلمية اذ اصبحت أداة مشتركة للعديد من العلوم وكل علم ينسبها اليه فهي تستعمل في مجالات الرياضيات في التحليل الدالي والمعادلات التفاضلية العادية والجزئية والتحليل العددي وكذلك الاحصائيون استعملوها في العديد من تطبيقاتهم واكثر في نماذج الانحدار اللامعلمي والسلاسل الزمنية ، وفي العلوم الطبيعية كان للفيزيائيين دور كبير في تطويرها وكذلك الحال فيوجد العديد من التطبيقات في مجال الاقتصاد وحديثاً اصبحت تستعمل في ضغط الصور والذي يستخدمه مكتب التحقيقات الفيدرالي الامريكي للتخزين الرقمي لبصمات الاصابع وكذلك التنبؤ بالزلازل واكتشاف الاشارة في الاصوات تحت الماء [7].

8. دوال العتبة (Thresholding Functions)

ان من خواص التحويلات الموجية انها تخلق اشارة متفرقة يكون فيها معظم المعاملات الموجية صفرية او قريبة من الصفر خاصة عندما تترك دون تغير.

يتم توزيع التشويش او الضوضاء بشكل متساوي على جميع المعاملات الا ان هذه الضوضاء لا تكون مرتفعة جداً بحيث يمكن التمييز بين معاملات الموجة للاشارة الاصلية والمعاملات المشوشة لذلك تبرز هنا الاهمية الاساسية من عملية التعطيب اذ تؤدي قاعدة العتبة مهمتين اساسيتين هما انها تصنف معاملات الموجات على انها مهمة او غير مهمة وثانياً تقوم بتعديل المعامل الموجي بناءً على تصنيفه لذلك نلاحظ ان دوال العتبة يكون عملها تحديداً على المعاملات التجريبية (\tilde{d}_{jk}) في حين تظل معاملات دالة القياس ($\tilde{C}_{j,k}$) دون تغير. بالرغم من ان أكثر قوانين العتبة استعمالاً هي قانون العتبة الصلب وقانون العتبة الناعم الا ان الباحثين قد اقترحوا العديد من قوانين العتبة التي لها ميزاتها الخاصة والتي سيتم توضيح ما تم تناوله في هذا البحث بشكل مفصل [27,22].

a.8 طريقة التعطيب الصلب (Hard Thresholding)

هي طريقة مبسطة تتم من خلال تصفير للعناصر التي قيمتها المطلقة أقل من العتبة ويعبر عنها رياضياً:

$$Thr_{\lambda}^H(y, \lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } |y| \leq \lambda \\ y & \text{if } |y| > \lambda \end{cases} \quad \dots\dots\dots (9)$$

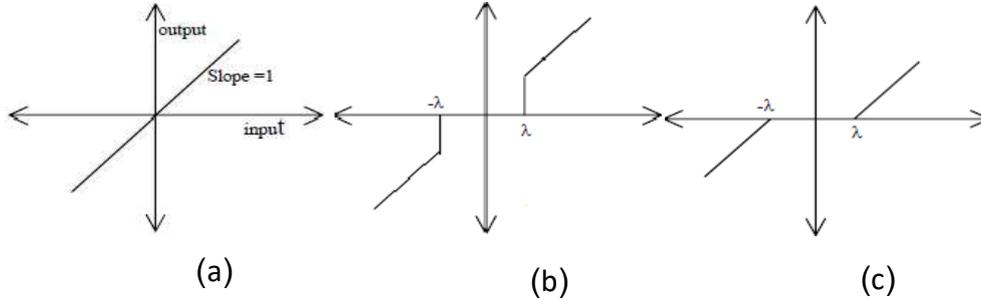
إذ أن λ هي قيمة العتبة (Thresholding value) [27].

b.8 طريقة التعطيب الناعم (Soft Thresholding)

هي امتداد للطريقة السابقة وتختلف عنها أنه بعد أن يجري تصفير العناصر التي قيمتها المطلقة أقل من العتبة نزاح العناصر غير الصفرية باتجاه الصفر ويعبر عنها رياضياً بالعلاقة التالية:

$$Thr_{\lambda}^S(y, \lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } |y| \leq \lambda \\ \text{sgn}(y) & \text{if } |y - \lambda| > \lambda \end{cases} \quad \dots\dots\dots (10)$$

إذ أن λ هي قيمة العتبة (Thresholding value) [2].



شكل (5) يمثل دوال العتبة الخطية (a) والصلب (b) والمرن (c) [2]

C.8 قانون كتلة العتبة (Block Threshold rule)

في عام 1999 قدم كلاً من Hall وآخرون قانون كتلة العتبة والذي يقوم بتحديد معاملات الموجة في مجموعات (كتل) بدلاً من معاملات فردية بحيث انه عند كل مستوى دقة (j) يتم تقسيم معاملات الموجة θ_{jk} الى كتل غير متداخلة بطول

$L = (\log n)^{1+\gamma}$ $\gamma > 0$ ، اذ يتم تقدير المعاملات داخل الكتلة بوقت واحد. يتم الاشارة الى المعاملات في الكتلة بالرمز (jb) داخل الكتلة (b. Th) عند المستوى (j) حيث أن

$$jb = \{(j, k) : (b-1)(L+1) \leq k \leq bL\}$$

وعليه فان

$$S^2jb = \sum_{k \in (jb)} \tilde{\theta}_{jk} \quad \dots \dots \dots (11)$$

والذي يشير الى مجموع مربعات المعاملات التجريبية في الكتلة (jb) والتي تكون ذات اهمية إذا كان (S^2jb) أكبر من العتبة $t = \lambda_1 x^2 \in \mathbb{R}^2$ مع $\lambda \geq 48$ ومن ثم يتم الاحتفاظ بجميع المعاملات الموجودة في الكتلة والا فإن الكتلة تصبح ضئيلة ويتم تجاهل جميع المعاملات الموجودة في الكتلة. وإن الصيغة العامة لعتبة الكتلة هي:

$$\gamma_B(\tilde{\theta}_{jk}, t) = \theta_{jk} \cdot I(S^2B > t) \quad \dots \dots \dots (12)$$

حيث ان (S^2B) هي مجموع مربعات معاملات (B, θ_{jk}) يشير الى كون دالة العتبة (B) هي كتلة (Block).

$$S^2B = \sum_{L \in B} \theta_j^2 L \quad \dots \dots \dots (13)$$

وعند استعمال اي قيمة للعتبة والتي سيتم توضيحها في المبحث القادم. يمكن كتابة قانون كتلة العتبة عند استعمال قيمة عتبة (Sure shrik) وفق الصيغة التالية

$$\gamma_{BS}(\tilde{\theta}_{jk}, t) = \tilde{\theta}_{jk} \cdot \left(1 - \frac{t}{S^2(B)}\right) \quad \dots \dots \dots (14)$$

حيث (t) تمثل قيمة العتبة باستعمال طريقة (Sure shirk).

المتجه الذي سنحصل عليه هو متجه المعاملات الموجية التي سيتم تعينها $\tilde{\theta}$ بواسطة دالة العتبة اعلاه والذي سيتم اجراء الخطوة التالية من خطوات الانحدار الموجي والذي تم ذكرها وهي اجراء التحويل الموجي العكسي للحصول على دالة الانحدار الموجي المقدر [16,15,14].

9. قيمة العتبة (Threshold value)



اهم خطوات اجراء الانحدار المويجي هي الخطوة الثانية تتضمن الاختيار الامثل لدالة العتبة إلا إن هذا الاختيار يتضمن أمراً بالغ الأهمية وهو قيمة العتبة إذ إن الاختيار المناسب لهذه القيمة يكون حاسم في دقة التقدير وكفاءته كون قيمة العتبة هو من يقرر اي من المعاملات سيتم اختيارها واي منها سيتم انهاءها وعليه فإن قيم العتبة الصغيرة جداً سوف يسمح للكثير من المعاملات ان تكون موجودة في عملية البناء وبالتالي فإنه لايزال من الممكن ان تكون الاشارة المخرجة مشوشة أي مشابهة الى حد كبير للإشارة المدخلة ، وبالتالي تقدير غير دقيق .بينما ينتج عن القيمة الكبيرة خسارة عدد كبير من المعاملات التي لن تكون ضمن إعادة البناء (التقدير) مما يؤدي الى منحنى اكثر من اللازم (over smothing) والذي يؤدي الى تدمير تفاصيل المعاملات المويجية . وبالتالي يؤدي ذلك الى معالجة غير كفوءة يشوبها بعض الضبابية والتشوهات وعليه فإن الاختيار الانسب لتلك القيمة سوف يلعب دوراً مهماً في كفاءة المقدر مما دفع العديد من الباحثين الخوض في هذا الموضوع بشكل مستفيض جداً وفي مقدمتهم الباحثان (Jonston and Donho) و Silverman و Nason وغيرهم وفيما يلي توضيح لبعض الطرائق المستعملة في اختبار قيمة العتبة^[27,26].

9.a طريقة العتبة الشاملة (Universal Thresholding)

قدمت طريقة العتبة الشاملة من قبل كلاً من (Donoho and Jonstone) والمعطاة وفق الصيغة التالية^[37,2]:

$$\lambda_{universal} = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \quad \dots\dots\dots (15)$$

n : طول الإشارة.

σ : الانحراف المعياري لمستوى التشويش.

ان اختيار العتبة لتكون $\sqrt{2 \log}$ من شأنه أن يزيد الضوضاء ذات الاحتمالية العالية^[17].

9.b طريقة (Visushrink) المكيفة

تعتبر هذه الطريقة تحسيناً لطريقة العتبة الشاملة إذ انها تعالج الضعف الذي تعاني منه هذه الطريقة من خلال اداءها الجيد حتى مع زيادة حجم العينة كونها تعطي تقديراً أكثر تجانساً وتمهيداً ويعود السبب في ذلك الى ان العتبة الشاملة تعمل في ظل قيود اهمها انها تكون حساسة مع القيم الكبيرة لـ n مما يؤدي الى خسارة الكثير من معاملات الموجة مع الضوضاء وبالتالي لا تؤدي العتبة اداءً جيداً عند الانقطاعات في الإشارة، ويمكن توضيح هذه الطريقة وفق الصيغة التالية^[11,2]:

$$T = \sigma_n \sqrt{\log n} - \sigma_s^2 \quad \dots\dots\dots (16)$$

وان:

σ_s^2 : هو تباين الإشارة إذ يتم ازالة الزيادة في متوسط قيمة الإشارة المشوشة بواسطة طرح تباين الضوضاء من تباين الإشارة.

σ_n : هو الانحراف المعياري لمستوى التشويش والذي يمكن ايجاده من خلال العلاقة التالية:

$$\hat{\sigma}_n = MAD(Y) / 0.6745 \quad \dots\dots\dots (17)$$

اذ ان (MAD): هو الانحراف مطلق الوسيط للمعاملات التفصيلية.

9.c قيمة عتبة التقاطع الشرعية (Leave one-out Threshold)

تم اقتراح هذه الطريقة مت قبل الباحث Nason للتجاوز شرط تساوي التباعد الزمني بين المشاهدات وكذلك حجم العينة الثنائي (2^j) ويلخص عمل هذه الخوارزمية وفق الآتي:

لتكن لدينا مجموعة من البيانات التالية $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ حيث ان $n > 1$ ، يتم اختيار i بحيث ان $1 < i < n$. بعد ذلك يتم حذف g_i من المجموعة G ويتم تقسيم النقاط الباقية الى مجموعتين هي

$$G_L = \{g_1, g_2, \dots, g_{i-1}\}$$

$$G_R = \{g_{i+1}, g_{i+2}, \dots, g_n\}$$

تكون المجموعات $GLRE$ و $GRRE$ بواسطة الانعكاسات عند الجانب الايسر والايمن نهاية GL و GR توالياً ومن ثم يتم توسيع كل مجموعة ليصل حجمها للشكل 2^j عن طريق الاضافة مع g_{i-1} لكلاً من $GLRE$ و $GRRE$ لحساب الآتي:

$$GLE = \{g_{i-1}, \dots, g_{i-1}, g_{i-2}, \dots, g_2, g_1, g_1, g_2, \dots, g_{i-2}, g_{i-1}\}$$

$$GRRE = \{g_{i+1}, g_{i+2}, \dots, g_{n-1}, g_n, g_n, g_{n-1}, \dots, g_{i+2}, g_{i+1}, g_{i+1}, \dots, g_{i+1}\}$$

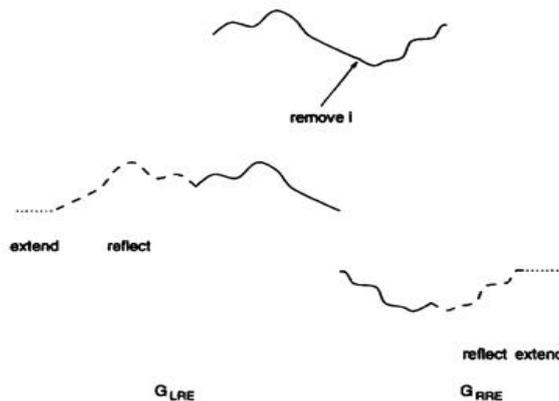
المجموعات $GLRE$ و $GRRE$ الموضحة في الشكل (5) يتم الاشارة الى عدد النقاط في المجموعة $GLRE$ بـ nL اما بالنسبة لنقاط المجموعة $GRRE$ يتم الاشارة اليها بواسطة nR . تشير nL الى النقاط الاقل من الحجم الثنائي (2^j) اي أكبر او تساوي $2(i-1)$ ، اما nR فهي تمثل اقل مجموعة للقوة 2 اي أكبر او تساوي $2(in-1)$.

الان يتم تقدير مقدرين هما $\hat{f}_{L,t}$ و $\hat{f}_{R,t}$ عن طريق استعمال المجموعات $GLRE$ و $GRRE$ مع معلمة تمهيد t . النقطة المحذوفة g_i يتم تقديرها عن طريق المعادلة الآتية:

$$g_{i,i} = \frac{1}{2}(\hat{f}_{L,t,nL} + \hat{f}_{R,t,nR}) \quad \dots \dots \dots (18)$$

حيث ان $\hat{f}_{L,t,nL}$ هي النقطة في أقصى اليمين للتقدير $\hat{f}_{L,t}$. اما $\hat{f}_{R,t,nR}$ هي النقطة في أقصى اليسار للتقدير $\hat{f}_{R,t}$. يتم الحصول على دالة Cross – Validation بواسطة الآتي [27,26]:

$$\hat{M}(t) = \sum_{i=2}^{n-1} (g_i - \hat{g}_{t-i})^2 \quad \dots \dots \dots (19)$$





شكل (6) يوضح انعكاس وتمديد السلسلة اليمنى واليسرى الناتجة عن إزالة نقطة إلى شكل مجموعات GRAY و GREEN. تتم الإشارة إلى الأجزاء المنعكسة بخطوط متقطعة والأجزاء الممتدة بخطوط منقطعة [41].

10. الانحدار المويجي مع البيانات المتباعدة بشكل غير متساوي (Wavelet regression with unequally spaced data)

يعد أسلوب الانحدار المويجي طريقة واعدة جداً في الانحدار اللامعلمي ومع ذلك فهو يتطلب شروط أساسية لتطبيقه وهي ان يكون حجم العينة ثنائي (Diydec) اي من نوع $n = 2^j$ وكذلك ان تكون نقاط متباعدة زمنياً بشكل متساوي $x_i = \frac{i}{n}$. غالباً ما يتم استيفاء الشرط الاول وهو حجم العينة الثنائي من خلال اما زيادة حجم العينة ليصل للشكل المطلوب او التضحية ببعض المشاهدات للوصول الى ذلك إلا ان هذا الاجراء سيؤثر على كمية المعلومات الموجودة في الإشارة او يتعذر الحصول على بيانات لا يصلح حجم العينة للشكل المطلوب.

اما الشرط الثاني فإنه يؤثر المزيد من المشاكل ومن أبسط الاجراءات هي في حل مشكلة التباعد الزمني غير المتساوي إلا إنه لسوء الحظ فإن تمثيل المويجات للبيانات المتباعدة بشكل غير منظم ليس اقتصادياً كون عزوم التلاشي بشكل عام لم تعد صالحة ونتيجة لذلك فإن متوسط مربع الخطأ سيكون مرتفع نسبياً، لذلك برز تساؤل مهم أمام الباحثين وهو هل يتم التضحية بأسلوب تقدير مميز وكفوء لمثل هكذا نوع من البيانات أم إيجاد طرائق بديلة يمكنها التعامل مع مثل هكذا مشكلة كفوءة بنفس الوقت وهذا ما حدث فعلاً فقد أوجد الباحثين طرائق عديدة وكفوءة للتعامل مع مثل هكذا مشكلة وسيتم فيما يلي عرض بعض منها في هذه الدراسة.

لذلك بات الباحثون يطرحون تساؤلاً مهماً وهو انه في حالة عدم وجود بيانات تحقق شروط هذا التحويل هل يقفون عاجزين عن حل هذه المشكلة وبذلك يتم التضحية بطريقة تقدير عالية الكفاءة ام البحث عن حلول لتلك المشكلة وبالفعل اختار الباحثون الحل الثاني [18].

11. طرائق التقدير

a.11 طريقة خوارزمية (Kovac and Silverman)

اقترح كلاً من Silverman وKovac عام 2000 خوارزمية تضمنت اختبار شبكة جديدة تكون متباعدة زمنياً بشكل متساوي وليتكن $(t_0, t_1, \dots, t_{N-1})$ على الفترة $[0,1]$ حيث إن $N = 2^j$ لبعض قيم $J \in \mathbb{N}$ يتم ذلك إقحام البيانات الاصلية ضمن هذه الشبكة حيث اقترحوا إن

$$tk = \frac{k + 0.5}{N} \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad \dots \dots \dots (20)$$

بحيث إن $N = 2^j$ لكل $J = \min\{j \in \mathbb{Z}, 2^j > n\}$ يتم إقحام البيانات الاصلية ضمن الشبكة للحصول على بيانات جديدة متباعدة بشكل متساوي وبحجم عينة ثنائي 2^j بواسطة الآتي.

للحصول على قيم جديدة y_i^* على الشبكة الجديدة حسب الصيغة الآتية

$$y_k^* = \begin{cases} y_0 & t_k \leq x_0 \text{ if} \\ y_i + (t_k - x_i) \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} & x_i \leq t_k \leq x_{i+1} \text{ if} \\ y_{n-1} & \text{if } t_k \geq x_{n-1} \end{cases} \dots \dots \dots (21)$$

حيث بالامكان كتابة البيانات الاصلية والمقمة كمتجهات اذ يكون البيانات الاصلية $y_i = (y_0, y_1, \dots, y_{n-1})$ والبيانات المقمة (y_1, \dots, y_{N-1}) في التحويل الخطي الموضح في المعادلة (2) يمكن كتابته بصيغة المصفوفات وفق الآتي

$$y^* = Ry \quad \dots \dots \dots (22)$$



حيث ان R هي مصفوفة التحويل الخطي الى x و y كل صف في R عادة ما يحتوي أما على (1) أو ادخالين غير صفريين والذي يكون مجموعهما (1). اما (y^*) و (t_k) فهي البيانات الجديدة التي حققت شروط التحويل الموجي المتقطع وبذلك يصبح بالامكان إيجاد معاملات الموجة الصيغة الآتية.

$$w = WY^* \dots\dots\dots (23)$$

حيث أن w هي مصفوفة متعامدة $(N \times N)$ مع V من عزوم التلاشي وموجة Daubechies ذات الطور المتطرف (Extremal phase wavelets Daubechies) اذ تكون ذات ارتكاز مرصوص وهي منظمة (Regular) بشكل كافٍ. وكون أن نموذج الدراسة يفترض أن توزيع التشويش (\in_i) انه مستقلة ومتطابقة فأن مصفوفة التباين المشترك $\sum y^*$ أي للبيانات الجديدة نأخذ الصيغة الآتية

$$\sum y^* = \sigma^2 RR^T \dots\dots\dots (24)$$

حيث σ^2 تمثل بيانات معاملات الموجة الفردية والتي يمكن حسابها بدقة من البيانات باستخدام خوارزمية سريعة (b_2^J) حيث إن $b = \max(by, Nhv)$ و by هي عرض الحزمة (قيمة العتبة) للمصفوفة $\sum y$ حيث استعمل $K.S$ قيمة عتبة شاملة

وفي النهاية يتم اجراء معكوس التحويل الموجي للحصول على التقدير النهائي لدالة الانحدار وفق المعادلة الآتية^[15]:

$$\hat{f}_{ksw} = W^T w y^* \dots\dots\dots (25)$$

11.b طريقة تقدير خوارزمية (Erick)

في عام 2004 قدم الباحث Eric Chicken خوارزمية تعالج مشكلة عجم تحقق بعض افتراضات التحويل الموجي حيث نقاط العينة (x_i) هي ثابتة لكن غير متساوية المسافات. وحجم عينة n هي عدد غير ثنائي. سيتم تطبيق تحويل الاقحام الخطي الى البيانات المشاهدة y_i لتحويلها الى قيمة جديدة هي \tilde{y} وحجم عينة جديد يكون ثنائي $n^* = 2^J$ نقاط متساوية جديدة ضمن الفترة $2^{J-1} < n < 2^J$ الاجراءات اعلاه تكون كالآتي.

اولاً: يتم تقسيم الفترة الزمنية [1,0] الى 2^J فترات فرعية متساوية الحجم وغير متداخلة. ثم بالنسبة لكل فترة فرعية يتم تطبيق الاقحام الخطي باستخدام أقرب نقطتين الى يسار ويمين نقطة الفاصل الزمني الفرعي الاقرب الى نقطة المنتصف. خط الاقحام الذي يتم تقسيمه عند نقطة الوسط هي القيمة الجديدة \tilde{y} . احداثيات x الجديدة هي نقاط المنتصف للفترات الفرعية وسيتم الاشارة على انها $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n$ بعد التحويل، \tilde{y} تكون متعدد متغيرات طبيعي بمتوسط $(R\tilde{f})_{n^*x}$ حيث إن \tilde{f}

$$\tilde{f} = (f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n))' \dots\dots\dots (26)$$

$$\tilde{f} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)' \dots\dots\dots (27)$$

وتباين $(R\tilde{f})_{n^*x}$. تم العمل بافتراض (K.S) فيما يخص كلاً من Σ و R كونه إن لهما عرض حزمة محدود. بعد اجراء التحويلات أعلاه أصبحت البيانات ذات حجم عينة ثنائي ومتساوية المسافات، الامر الذي يجعل بالامكان تطبيق التحويل الموجي على المعاملات w والتي تطبق على البيانات المحولة \tilde{y} حيث إن

$$\tilde{\theta} = \frac{1}{\sqrt{n^*}} w \tilde{y} \dots\dots\dots (28)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{n^*}} wRy \quad \dots\dots\dots (29)$$

حيث إن $\tilde{\theta}$ تمثل متجه معاملات الموجة الناتجة عن البيانات وتطبيق التحويل المويجي عليها (DWT).

$$\tilde{\theta}_{n^* \times 1} = (\varepsilon_{j01}, \dots, \varepsilon_{j0}, 2^{j0}, \tilde{\theta}_{j01}, \dots, \tilde{\theta}_{j-1}, 2^{j-1})' \quad \dots\dots\dots (30)$$

(DWT) هو تحويل متعامد و r هي تحويل خطي، لذلك يتم الحفاظ على الحالة الطبيعية للبيانات الاصلية.

$$\tilde{\theta} \sim N((n^*)^{-\frac{1}{2}} WR\tilde{f}, (n^*)^{-1} WR\Sigma R'W) \quad \dots\dots\dots (31)$$

قيمة معاملات الموجة $\tilde{\theta}$ تتم تعنيها بواسطة قانون العتبة (7) ثم في هذه الطريقة استعمال قانون عتبة القطاعات (Block Thresholdin) والتي تكتب وفق الصيغة التالية:

$$nB(\tilde{\theta}_{jk}, t) = \tilde{\theta}_{jk}, I(S^2 B > t) \quad \dots\dots\dots (32)$$

حيث إن $(S^2 B)$ هي مجموع معاملات التفصيل التريبيعية $(\tilde{\theta}_{jk})$ داخل كتلة محددة B من المؤثرات. تستند قاعدة عتبة الكتلة على قانون عتبة $(S^2 B = \Sigma \tilde{\theta}_{jk} L^2)$ على طريقة تقليص Jammes-Stin.

$$nJs(\tilde{\theta}_{jk}, t) = \tilde{\theta}_{jk}. (1 - \frac{t}{S^2 B}) \quad \dots\dots\dots (33)$$

حيث إن $S^2 B$ كما في أعلاه [24,15].

c.11 طريقة خوارزمية Nason

في عام قدم Nason خوارزمية تعد تحسين لخوارزمية K.S حيث انه بدلا من استعمال قيمة عتبة شاملة لجميع المستويات مع دالة موجة ام ذات عزوم تلاشي اعتباطية ومستويات دقة ثابتة تم اقتراح طريقة جديدة لاختيار قيمة العتبة وكذلك بدورها تحدد عدد عزوم التلاشي المناسب ومستويات الدقة الانسب عن طريقة استعمال قيمة العتبة Leave one out وملخصها وفق الاتي:

اقترح Kovac-Silverman شبكة جديدة متباعدة بشكل متساوي $(t_0, t_1, \dots, t_{N-1})$ على $(0,1)$ حيث $(N = 2^j)$ لبعض $(j \in N)$ ، يتم إقحام البيانات المشاهدة على الشبكة الجديدة للاختبار المقترح هو:

$$t_k = (k + 0.5)/N \quad \text{for } k = 0, \dots, N, \quad (N = 2^j) \dots\dots\dots (34)$$

بحيث

$$J = \min(j \in z: 2^j > n) \quad \dots\dots\dots (35)$$

خلال هذه الدراسة الاقحام الخطي للبيانات الاصلية يتحول الى قيم جديدة (YK) على الشبكة بواسطة

$$YK = \begin{cases} g_0 & \text{if } t_k \leq x_0 \\ gi + (t_k - xi) \frac{gi+1-gi}{xi+1-xi} & \text{if } xi \leq t_k \leq \varepsilon 1 \\ gn - 1 & \end{cases} \quad \dots\dots\dots (36)$$

$$yi = yi$$

$$\text{where } gi = g(xi) \quad k = 0, \dots, N - 1 \quad \dots\dots\dots (37)$$

على الرغم من اعتراضهم بأن الاقحام ذو الرتبة الاعلى او مخططات التريجيج الاخرى قد يكون له بعض الفائدة ايضاً. يمكن كتابة البيانات الاصلية المقحمة بشكل قيمة كالاتي:

$$Y = (y_0, \dots, y_{N-1}) \quad g = (g_0, \dots, g_{n-1}) \quad \dots\dots\dots (38)$$

والتحويل الخطي الموضح في المعادلة (2-49) يمكن كتابته بصيغة المصفوفات بواسطة الاتي:

$$Y = Rg \quad \dots\dots\dots (39)$$

حيث إن R هي مصفوفة الاقحام يعتمد على كلاً من t و x . كل صف من R يحتوي دائماً أما على إدخال واحد أو إدخالين غير صفرين يكون مجموعهما دائماً واحد. فكرة الاستيفاء ليست جديدة إذ إنها انطلقت شرارتها من عام (1983) من قبل Jones and Lotwicky و Silverman (1986).



في عام (2000) طبق Kovac and Silverman تقليص الموجة على البيانات المقحمة (y)، والذي يتضمن أولاً إيجاده التحويل الموجي المتقطع (DWT) بواسطة

$$w = W_V y \dots\dots\dots (40)$$

حيث إن W_V هي مصفوفة متعامدة من درجة $N \times N$ لها علاقة بموجة Daubechies ذات الطور الأقصى مع (y) من عزوم التلاشي [26].

12. معيار المقارنة (Comparison Standard)

وهي مقاييس للدقة تحسب من خلال تربيع الخطأ لكل مشاهدة في مجموعة بيانات ومن ثم إيجاد المعدل او المتوسط لمجموع متوسط مربعات الخطأ، تكون صيغة متوسط مربعات الخطأ والتي سيتم استعمالها في الجانب العملي بالصيغة التالية:
اما في الجانب التجريبي فسيتم استعمال معدل متوسط مربعات الخطأ (AMSE) والتي تكون بالصيغة التالية:

$$AMSE(\hat{g}) = \frac{1}{n} E[g(i/n) - \hat{g}(i/n)]^2 \dots\dots\dots (41)$$

13. نموذج المحاكاة

لانموذج الانحدار اللامعلمي $y_i = g(t_i) + e_i$ وان $t_i = i/n$ ، $i = 1, \dots, n$ و t_i ضمن الفترة [0,1] غير متباعدة بشكل متساوي، اما الاخطاء e_i يتم توليدها على انها اخطاء تتوزع توزيعاً طبيعياً، دالة الانحدار اللامعلمي والتي سيتم تقديرها في ظل عجم توافر شروط التحويل، اما المتغير المعتمد فيتم توليده من خلال دوال الاختبار مضافاً اليها التشويش e_i .
وبغية تنفيذ تجارب المحاكاة تم استعمال العوامل الآتية:

حجوم العينات n ، تم استعمال ثلاثة انواع من احجام العينات وهي 100، 138، 240 وهي احجام لا يكون حجم العينة دايديك (Dyadic) اي $n = 2^j$ ، لكل J عدد صحيح موجب وتم اختيارها لتكون قيم اعلى واقل ومساوية لحجم البيانات الحقيقية. نسب التشويش (SNR) حيث تم استعمال اثنان من نسب التشويش وهي نسبة تشويش قليلة متمثلة بـ (SNR=5) ونسبة تشويش عالية متمثلة بـ (SNR=10).

دوال الاختبار $g(t_i)$ ، المستعملة تم اختيارها لتمثل حالات مختلفة بالإضافة الى دوال (Blocks) وهي دوال غير دورية ذات مطبات حادة والموضحة في الجانب النظري.

تم استعمال موجة (Daubechies) عند عدد عزوم تلاشي $N = 10$ كدالة ام (mother wavelet).

تم استعمال قانون عتبة ناعم (soft thresholding rule) وصلب (hard thresholding rule) وقانون كتلة العتبة block (thresholding rule).

تم استعمال ثلاث طرق من قيم العتبة وهي

قيمة العتبة العامة (Universal Threshold) والموضحة في الصيغة (1-9).

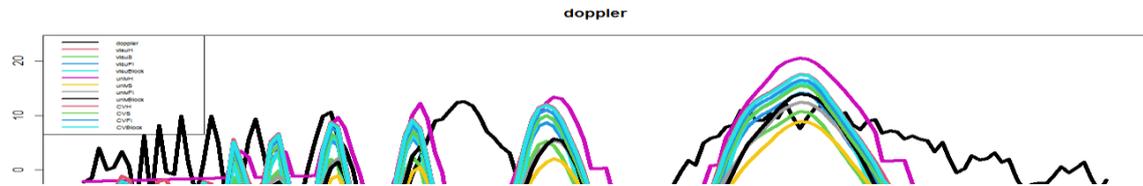
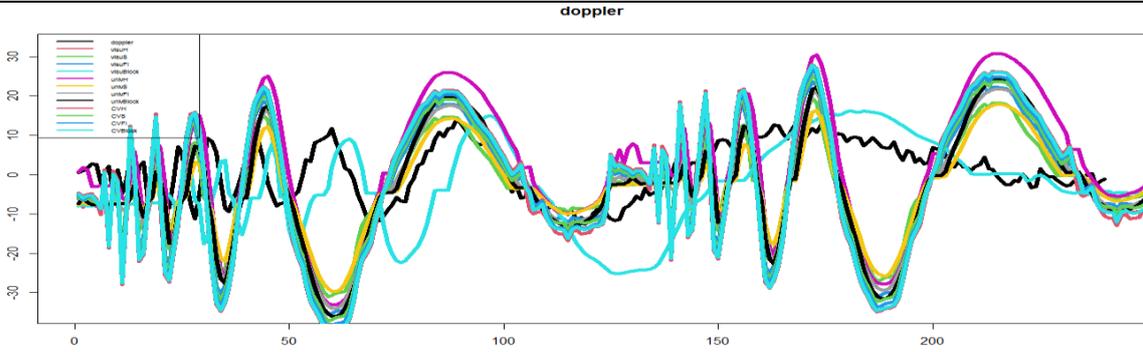
قيمة العتبة (visurink Threshold) والموضحة في الصيغة (2-9)

قيمة العتبة (leav one out Threshold) المكيفة ا والموضحة في الصيغة (3-9)

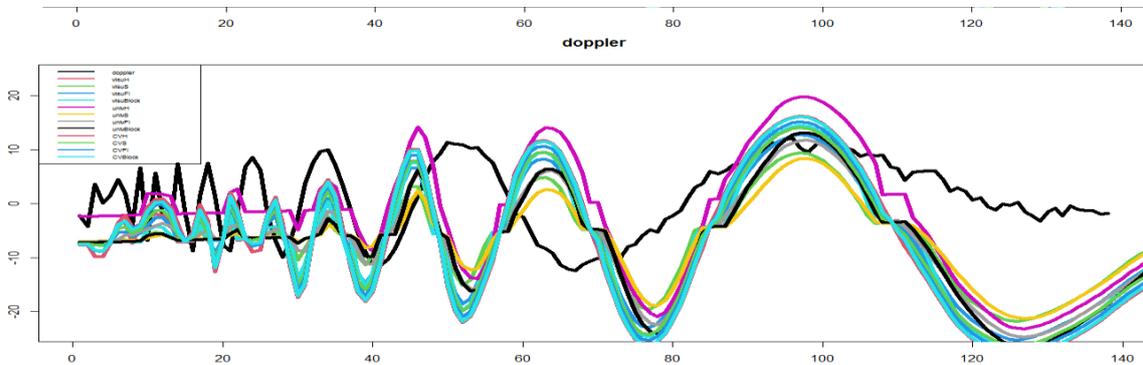
جدول رقم (1) يبين معيار (AMSE) لمقارنة التقديرات لدالة (Doppler) المشوشة لحجوم عينات $n=100$ $n=138$ ، $n=240$

SNR=5

n	Visu.H.M1	Visu.S.M2	Visu.F.M3	Visu.Block.M4	Univ.H.M5	Univ.S.KS
100	0.036958429	0.007055523	0.015605645	0.023233596	0.026242318	0.007397837
138	0.044181761	0.007644138	0.018039220	0.027264848	0.037053088	0.008322177
240	0.044695324	0.007738527	0.018534652	0.027651452	0.038080183	0.00846550
SNR=5						
n	Univ.Fi.M6	Univ. Block.E	CV.H.M7	CV.S. N	CV. Fi .M8	CV. Block .M9
100	0.011687376	0.016848437	0.037545961	0.021352167	0.028610501	0.03526702
138	0.016181230	0.023548517	0.044988956	0.026015065	0.034524620	0.042349936
240	0.016400236	0.023937796	0.045456721	0.026565998	0.035062665	0.042794210



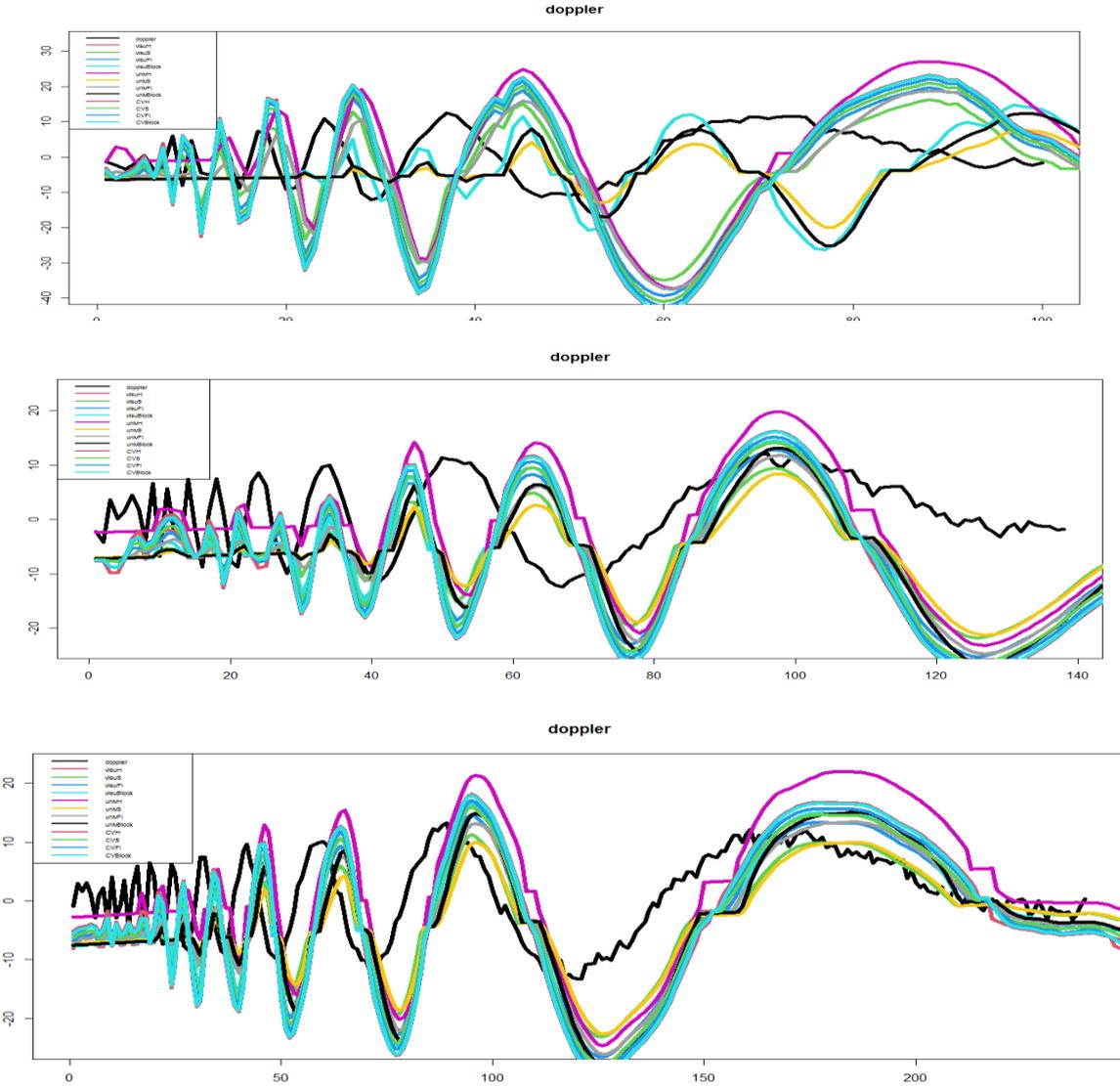
الشكل (7) يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال نسبة تشويش (5) عند احجام العينات Doppler لـ (100, 138, 240)





جدول رقم (2) يبين معيار (AMSE) لمقارنة التقديرات لدالة (Doppler) المشوشة لحجوم عينات $n=100$, $n=138$, $n=240$ ونسبة إشارة إلى تشويش (SNR=10)

SNR=10						
n	Visu.H.M1	Visu.S.M2	Visu.F.M3	Visu.Block.M4	Univ.H.M5	Univ.S.KS
100	0.036685834	0.007019336	0.015527454	0.023060963	0.02706781	0.007527711
138	0.043435804	0.006882060	0.017447543	0.025858914	0.036352945	0.007236949
240	0.044722411	0.007579231	0.01832731	0.027465469	0.039504020	0.008214674
SNR=10						
n	Univ.Fi.M6	Univ. Block.E	CV.H.M7	CV.S. N	CV. Fi .M8	CV. Block .M9
100	0.012100646	0.017461110	0.037318817	0.021218236	0.028430239	0.034989226
138	0.014890914	0.021586658	0.044299159	0.025417368	0.033864888	0.041597018
240	0.016963826	0.024823187	0.045133680	0.026329385	0.034775246	0.042561900



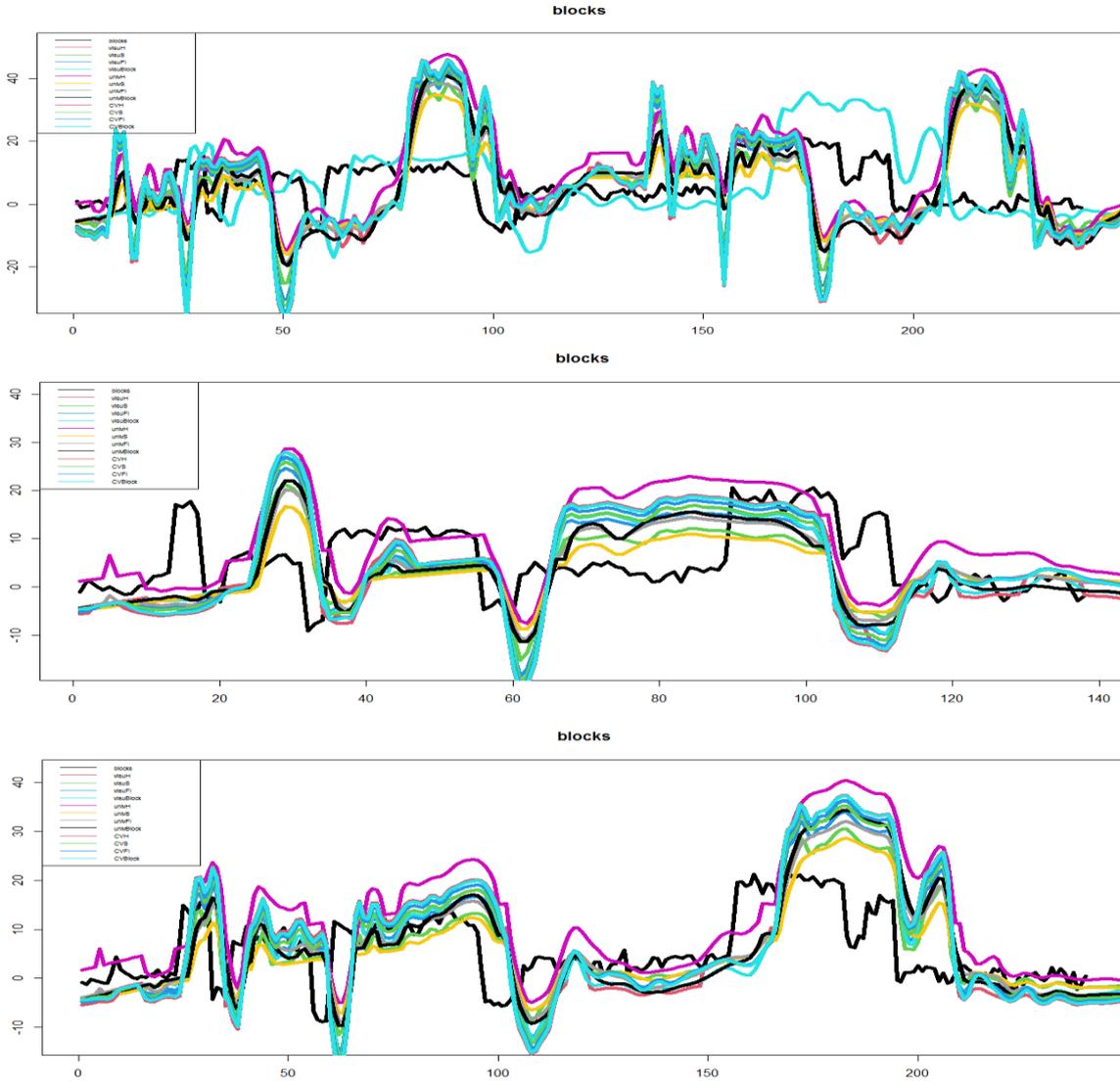
الشكل (8) يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال نسبة تشويش (10) عند احجام العينات Doppler (100, 138, 240)

- 1- مع حجم عينة 100، نفس سلوك اداء الطرائق التقديرية CV Block M9، و CV. H. M7 و Visu.H. M1 في حين تراجعت كلاً من طريقة Univ. Fi. M6 في حين تراجعت كلاً من طريقة CV. Block M9 و CV. H. M7 و Visu.H. M1 ونلاحظ ان الطرائق في حجم العينة الحالي تراجع عما كان عليه في طرائق التقدير لحجوم العينات (100,138) ويعود السبب في ذلك الى كونه كلما كبر حجم العينة تزداد حساسية الاستجابة لبناء شبكة جديدة ذات مسافات متساوية وحجم العينة ثنائي وفق خوارزمية K. S.
- 2- اما عند حجم عينة $n = 138$ فكان السلوك مشابهاً تماماً لما عليه في حجم العينة 100 مع تفوق ملحوظ عند حجم العينة 100 لاختلاف طرائق التقدير.
- 3- كذلك الحال عند حجم العينة (240) نلاحظ تفوق طريقتي Visu.S. M2 وطريقة Univ. S. KS يليها بعد ذلك طريقة Univ. Fi. M6 في حين تراجعت كلاً من طريقة CV. Block M9 و CV. H. M7 و Visu.H. M1 ونلاحظ ان الطرائق في حجم العينة الحالي تراجع عما كان عليه في طرائق التقدير لحجوم العينات (100,138) ويعود السبب في ذلك الى كونه كلما كبر حجم العينة تزداد حساسية الاستجابة لبناء شبكة جديدة ذات مسافات متساوية وحجم العينة ثنائي وفق خوارزمية K. S.
- 4- فيما يخص Snr فان سلوك واداء الطرائق مشابه تماماً عما عليه في ($snr = 5$) الا انه نلاحظ انخفاض قيمة MSE عند حجم عينة (138) بشكل طفيف ثم تعود بالارتفاع عند حجم عينة (240).
- 5- انخفاض قيمة AMSE باختلاف طرائق التقدير عندما ($snr = 10$) عما عليه في ($snr = 5$)



جدول رقم (3) يبين معيار (AMSE) لمقارنة التقديرات لدالة (Block) المشوشة لحجوم عينات $n=100$, $n=138$, $n=240$ ونسبة إشارة إلى تشويش (SNR=5)

SNR=5						
n	Visu.H.M1	Visu.S.M2	Visu.F.M3	Visu.Block.M4	Univ.H.M5	Univ.S.KS
100	0.07379773	0.02960122	0.04796866	0.05857170	0.06471451	0.02587340
138	0.07672391	0.02770902	0.04665358	0.05866915	0.06343588	0.02352159
240	0.07903645	0.03042817	0.04941760	0.06087816	0.06606425	0.02577261
SNR=5						
n	Univ.Fi.M6	Univ. Block.E	CV.H.M7	CV.S. N	CV. Fi .M8	CV. Block .M9
100	0.04145887	0.04839598	0.07637746	0.05654483	0.06586942	0.07368632
138	0.03849859	0.04708388	0.07830123	0.05722367	0.06705596	0.07576883
240	0.04124942	0.04954928	0.08083569	0.05998099	0.06981525	0.07824998

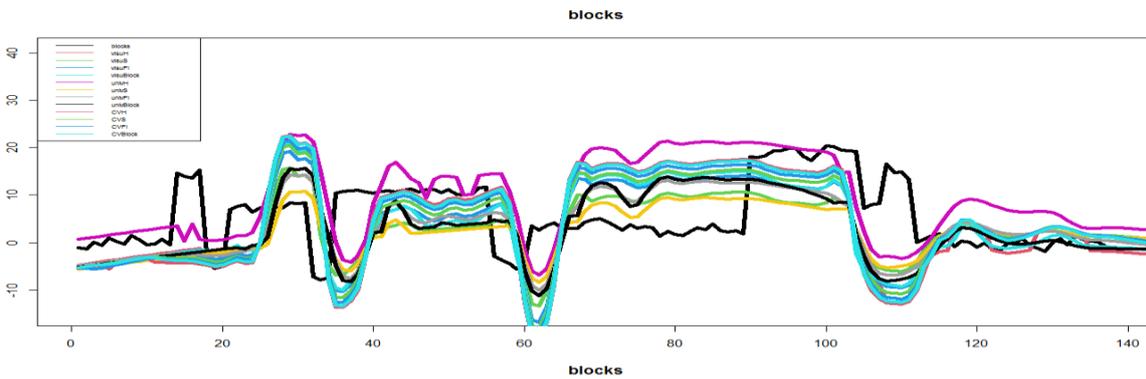
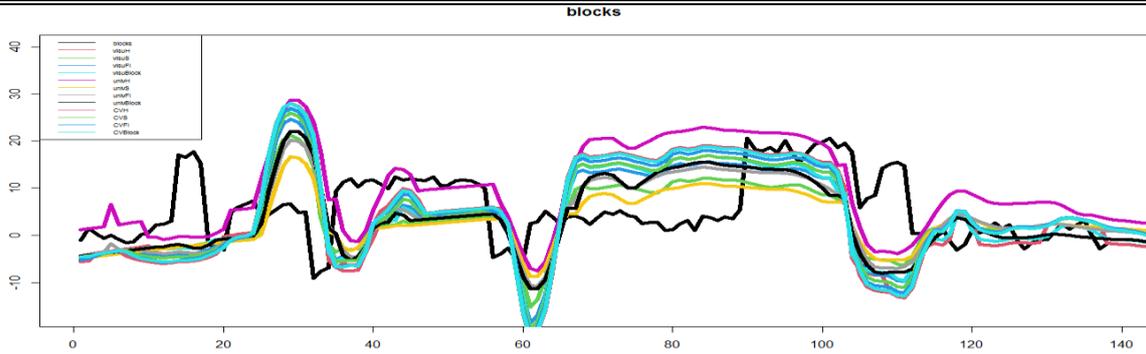


الشكل (9) يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال نسبة تشويش (5) عند احوام العينات Block لدالة (100, 138, 240)

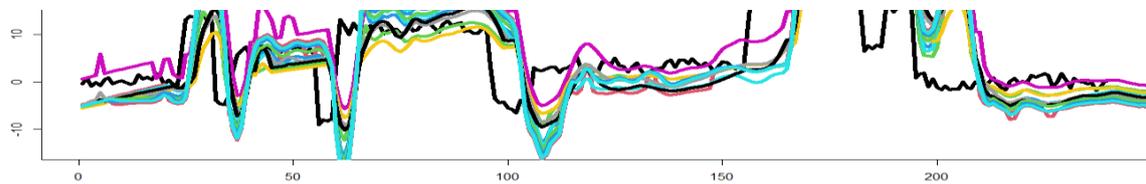
جدول رقم (4) يبين معيار (AMSE) لمقارنة التقديرات لدالة (Block) المشوشة لحوام عينات $n=100, n=138, n=240$ ونسبة إشارة إلى تشويش (SNR=10)

SNR=10						
n	Visu.H.M1	Visu.S.M2	Visu.F.M3	Visu.Block.M 4	Univ.H.M5	Univ.S.KS
100	0.07406991	0.02935595	0.04759046	0.05813284	0.06358143	0.02553791
138	0.06565544	0.02264229	0.03886398	0.04814974	0.05592698	0.01972674
240	0.07425417	0.02825046	0.04590516	0.05698887	0.06290420	0.02409764

SNR=10						
n	Univ.Fi.M6	Univ. Block.E	CV.H.M7	CV.S. N	CV. Fi .M8	CV. Block .M9
100	0.04087431	0.04763209	0.07572483	0.05605079	0.06525777	0.07317599
138	0.03296882	0.03971868	0.06755473	0.04835038	0.05731182	0.06485122
240	0.03905661	0.04730666	0.07634140	0.05608263	0.06561630	0.07370488



الشكل (10) يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال نسبة تشويش (10) عند احجام العينات Block (100, 138, 240)



- 1- عند حجم عينة (n=100) نلاحظ تفوق طريقة Univ. S. KS تلاها بعد ذلك طريقة Visu. S. M2 ثم طريقة Univ. Fi. M6 حين تراجع كل من الطرائق CV. H. M7 و CV. Block M9 بشكل ملحوظ.
- 2- اما عند حجم عينة (138) فكان سلوك الطرائق مشابهاً عما عليه في حجم العينة (n=100) مع انخفاض بسيط في قيمة AMSE لأغلب طرائق التقدير.

- 3- كذلك الحال ينطبق على حجم العينة (240) اذ نلاحظ تفوق الطرائق المذكورة عند ($n=100$, $n=138$) مع ملاحظة ارتفاع قيمة AMSE ولكافة طرائق التقدير المستعملة.
- مما يشير الى حساسية طرائق التقدير عند هذه الدالة عند ازدياد حجم العينة وبناء شبكة متساوية المسافات وحجم العينة الثنائي وفق طريقة (K. S) كون هذه الدالة ذات خصائص القطاعات.
- 4- بصورة عامة تشابه اداء طرائق التقدير عما عليه في ($snr=10$) مع ملاحظة انخفاض قيمة AMSE بشكل عام ولكافة الطرائق كما كان عليه في ($snr=5$).
- 5- بشكل عام نلاحظ تفوق طرائق التقدير عند حجم عينة (138) عما عليه في ($n=100$, $n=240$) (يستنتج من ذلك انه كلما كان حجم العينة قريب من الحجم الثنائي كلما ازداد اداء الطرائق بشكل أفضل).

14. الاستنتاجات

من خلال ما تم الحصول عليه في الجانب التجريبي باستعمال المحاكاة تم استنتاج الآتي:

بصورة عامة فان طريقة (Visu.S.M2) هي افضل طرائق التقدير باختلاف حجم العينة ونسب التشويش ودوال الاختبار تلاها بعد ذلك (univ.S.KS).

يلاحظ من النتائج ان افضل دوال الاختبار اداءً باختلاف احجام العينات ونسب التشويش ومعالم الارتباط هي دالتي اختبار (Doppler, Doppler 2) توالياً.

بصورة عامة تزداد قيمة (AMSE) عند حجم العينة عند جوال اختبار (Doppler, Doppler2)، الا انها تكون متذبذبة بين الزيادة والنقصان عند بقية الدوال ويعود السبب في ذلك الى انه كلما ازداد حجم العينة تزداد حساسية الطرائق في التقدير بسبب حساسية خوارزمية KS في تكوين شبكة لبيانات متباعدة بشكل متساوي وذات حجم عينة ثنائي.

لا يوجد نمط عام سواء كان زيادة في قيمة (AMSE) او نقصانها بزيادة حجم العينة باختلاف الطرائق ودوال الاختبار.

لوحظ ان اقل الطرائق كفاءةً (Doppler, Doppler 2) توالياً هي طريقة (Visu.H.M1, CV.H, CVblock.M9)، بينما تعد طريقة (Univ.H.M5, CV.H.M7) هي اقل الطرائق كفاءةً عند كلاً من دوال الاختبار (Heavisin) بينما تعد طريقة (Visu.H.M1, CV.H.M7) هي اقل الطرائق كفاءةً عند كلاً من دوال الاختبار (Blocks, Blocks 2).

ان اقل اداء لطرائق التقدير هو عند دوال (Blocks, Blocks 2) باختلاف احجام العينات ونسب التشويش وقيم الارتباط.

15. التوصيات

استعمال طريقة (VisuM2) و (univ.S. K2) لتقدير دالة الانحدار اللامعلمي في حالة البيانات ذات التباعد غير المنتظم وحجم العينة الاعباطي.

في حال كون سلوك البيانات الحقيقية كاشارة ذات ترددات منخفضة يفضل محاكاتها باستخدام دالة (Blocks) تخفيض معدلات التضخم من خلال تبني سياسة اقتصادية ملائمة مثل تنوع مصادر الايرادات العراقية لمواجهة المخاطر والخسائر في حالة انخفاض الايرادات النفطية لتساهم في عملية التنمية.

16. المصادر

- حمزة، سعد كاظم، (2015) "التحليل المويجي لانموذج الانحدار في ظل بيانات مفقودة"، اطروحة دكتوراه، كلية الادارة والاقتصاد – جامعة بغداد.
- حمزة، سعد كاظم، (2015) "استخدام قيم عتبة مختلفة في مقارنة بعض طرائق التقدير المويجي لدالة الانحدار اللامعلمي بوجود بيانات مفقودة"، مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم.
- علوان، اقبال محمود، (2013) "تقدير دالة الفشل باستعمال التحليل المويجي المقدر اللبي"، اطروحة دكتوراه، كلية الادارة والاقتصاد – جامعة بغداد.

AbduAlkareem Mahdi, M. S., & Hamza, S. K. (2022). Using the wavelet analysis to estimate the nonparametric regression model in the presence of associated errors. *International journal of nonlinear analysis and applications*, 13(1), 1855-1862.

- Abramovich, F., Bailey, T. C., & Sapatinas, T. (2000). Wavelet analysis and its statistical applications. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 49(1), 1-29.
- Al-Azzawi, E. A., & Al-Always, L. A. (2022). Robust Estimation OF The Partial Regression Model Using Wavelet Thresholding. *Journal of Economics and Administrative Sciences*, 28(133), 97-113.
- Antoniadis, A. (2007). Wavelet methods in statistics: Some recent developments and their applications. *Statistics Surveys*. Vol. 1 (2007) 16–55. DOI: 10.1214/07-SS014.
- Antoniadis, A., Gijbels, I., & Poggi, J. M. (2009). Smoothing non-equispaced heavy noisy data with wavelets. *Statistica Sinica*, 1371-1387.
- Antoniadis, A., Grégoire, G., & Vial, P. (1997). Random design wavelet curve smoothing. *Statistics & Probability Letters*, 35(3), 225-232.
- Bruce, A. G., Donoho, D. L., Gao, H. Y., & Martin, R. D. (1994). Smoothing and robust wavelet analysis. In *Compstat: Proceedings in Computational Statistics 11th Symposium held in Vienna, Austria, 1994* (pp. 531-547). Heidelberg: Physica-Verlag HD.
- Cai, T. T. (2002). On block thresholding in wavelet regression: Adaptivity, block size, and threshold level. *Statistica Sinica*, 1241-1273.
- Cai, T. T., & Brown, L. D. (1999). Wavelet estimation for samples with random uniform design. *Statistics & probability letters*, 42(3), 313-321.
- Cai, T. T., & Zhou, H. H. (2009). A data-driven block thresholding approach to wavelet estimation. *The Annals of Statistics*. , 2009 Vol. 37, No. 2, 569–595.
- Chesneau, C., Kou, J., & Navarro, F. (2020). Linear wavelet estimation in regression with additive and multiplicative noise. In *Nonparametric Statistics: 4th ISNPS, Salerno, Italy, June 2018* 4 (pp. 135-144). Springer International Publishing.
- Chicken, E. (2003). Block thresholding and wavelet estimation for nonequispaced samples. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 116(1), 113-129.
- Chicken, E. (2007). Nonparametric regression with sample design following a random process. *Communications in Statistics—Theory and Methods*, 36(10), 1915-1934.
- Daubechies, I., Guskov, I., Schröder, P., & Sweldens, W. (1999). Wavelets on irregular point sets. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 357(1760), 2397-2413.
- Donoho, D. L. (1992). Interpolating wavelet transforms. Preprint, Department of Statistics, Stanford University, 2(3), 1-54.



- Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3), 613-627.
- Donoho, D. L., & Johnstone, I. M. (1994). Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *biometrika*, 81(3), 425-455.
- Donoho, D. L., & Johnstone, I. M. (1995). Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the american statistical association*, 1200-1224.
- Hall, P., & Turlach, B. A. (1997). Interpolation methods for nonlinear wavelet regression with irregularly spaced design. *The Annals of Statistics*, 25(5), 1912-1925.
- Haris, A., Shojaie, A., & Simon, N. (2018). Wavelet regression and additive models for irregularly spaced data. *Advances in neural information processing systems*, 31.
- Johnstone, I. M. (1999). Wavelets and the theory of non-parametric function estimation. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 357(1760), 2475-2493.
- Josse, J., & Sardy, S. (2016). Adaptive shrinkage of singular values. *Statistics and Computing*, 26, 715-724.
- Nason, G. P. (1996). Wavelet shrinkage using cross-validation. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(2), 463-479.
- Park, C., & Kim, W. C. (2006). Wavelet estimation of a regression function with a sharp change point in a random design. *Journal of statistical planning and inference*, 136(7), 2381-2394.
- Pedroso, F., Furlan, A., & Conteras, R. C. Accepted Manuscript *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*.
- Pensky, M., & Vidakovic, B. (2001). On non-equally spaced wavelet regression. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 53, 681-690.
- Sardy, S., Tseng, P., & Bruce, A. (2001). Robust wavelet denoising. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(6), 1146-1152.
- Williams, J. D. (2021). *New Methods in Wavelet Analysis for Applications of the Wavelet Transform*. <https://scholar.afit.edu/etd/5086>.
- Zhou, D., & Shen, X. (2008, May). Image denoising using block thresholding. In *2008 Congress on Image and Signal Processing (Vol. 3, pp. 335-338)*. IEEE.