مجلة الادارة والاقتصاد / السنة – 42 العدد 2019/ 120
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

استخدام اسلوب التحويل المويجي واسلوب الفروقات لتقدير الانموذج شبه المعلمي

أ.د. رعد فاضل حسن* م.م علاء جابر طراد**

المستخلص :

ان تزايد الاهتمام بالنماذج شبه المعلمية في السنوات الخمس والعشرين الاخيرة قد حث الباحثين على اكتشاف المزيد من الطرق المختلفة لتقدير معلماته الخطية اضافة الى الجزء اللامعلمي منه , وكان استخدام التحويل المويجي في المجال الاحصائي فرصة جديدة للباحثين للسعي من اجل تقديرات جديدة لهذا النوع من النماذج , وقد تم تقدير الانموذج شبه المعلمي بأشراك اسلوبين من اساليب التقدير وهما اسلوب التحويل المويجي واسلوب الفروقات ليتم ايجاد مقدر جديد يضاف الى عائلة مقدرات هذا االانموذج .

Using the wavelet and difference method to estimate the quasi-parametric model

Abstract:

The increasing interest in quasi-parametric models in the last 25 years has prompted researchers to discover more different methods of estimating its linear parameters as well as the non-parametric part. The use of wavelet transformation in the statistical field was a new opportunity for researchers to seek new estimates for this type of model. The quasi-parametric model was estimated using two methods of estimation, the wavelet technique and the difference method.

1- المقدمة

يعتبر علم وتقدير نموذج الانحدار هو احد فروع علم الاحصاء الاساسية وهو يمثل احد البوابات الرئيسية لتفسير وتحليل وتشخيص اي مشكلة او ظاهرة (اقتصادية , اجتماعية , علمية, طبية ...) في طريق الوصول لحلها والتخلص من سلبياتها او لزيادة ايجابياتها , وقد تطور هذا العلم بالتزامن مع تطور علم الاحصاء نفسه , يقسم علم الانحدار الى ثلاثة انواع رئيسية وهي الانحدار المعلمي **(Parametric)** و الانحدار اللامعلمي **(Nonparametric)** و الانحدار شبه المعلمي **(Semi parametric)** والتي في حقيقتها تمثل اجيال نماذج الانحدار عبر التأريخ الاحصائي , وقد اختلفت ادوات وطرق تقدير هذه النماذج من نموذج الى اخر حيث كانت اشهر طريقتين للتقدير المعلمي هما الامكان الاعظم (Maximum Likelihood) والمربعات الصغرى الاعتيادية (Ordinary Least Square) وفيما يخص الانحدار اللامعلمي فان طرق تقديره ولفترة طويلة اعتمدت بشكل اساسي على الدوال اللبية (Kernel Functions) ومن اشهر هذه الطرق هي طرق(ناداريا – واتسون , برستل جاو , المقدر اللبي , الشرائح المقطعية , ممهد الانحدار الخطي الموضعي.....) وفيما يخص الانحدر الشبه المعلمي فان طرق تقديره تعتمد على الدوال اللبية ايضا .

ان استخدام اساليب التقدير التي تعتمد على الاسلوب المويجي (Wavelet Approach) قد تاخرت قليلا عن اكتشاف المويجة نفسها والذي كان في بدايات عام 1981 عن طريق العالمان Jean Morlet و Alexander Grossmann واللذان يعتبران الاب الحقيقي لما يعرف الان باسم التحويل المويجي Wavelet transform ولكن مع مرور الوقت بدأت البحوث العلمية وخصوصا بعد العام 1987 عندما اكتشفت مويجة Daubechies من قبل عالمة الرياضيات البلجيكية Ingrid Daubechies وبعدها مويجة Coiflet عن طريق عالم الرياضيات الامريكي Ronald Coifman وغيرها من المويجات التي كان التوجه اليها بالاساس لغرض حل بعض المشاكل التي تصاحب تحويلات فورييه (Fourier Transformation) حيث انها لا يمكن ان تكون بكامل كفائتها مع وجود عدم استقرار في الاشارة في حين ان التحويل المويجي يتعامل مع الحالات غير المستقرة لهذه الاشارات بكفائة كبيرة , منذ بداية التسعينيات من القرن العشرين الماضي بدات تطبيقات التحويل المويجي بالدخول الى علم الاحصاء كاداة قوية في مجال تمهيد البيانات وقد كتبت بحوث كثيرة و ثلاثة او اربعة كتب حول التطبيقات المويجية في الاحصاء

* الجامعة المستنصرية / كلية الادارة والاقتصاد .
** باحث .

مستل من اطروحة دكتوراة
مقبول للنشر بتأريخ 2018/10/9

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

بصـورة مباشـرة او بصـورة غير مباشـرة وجميعها قد اتفقت بصـورة حاسـمة على اعتبار الاسـلوب المويجي في التقديرات الاحصـائية من الاسـاليب القوية جدا ويجدر بنا الاشـارة الى نقطة مهمة جدا في هذا الاسلوب وهي حجم العينة المطلوب لها فان اســتخدام المويجة يجعل من الباحث مجبرا على اختيار عينات باحجام محددة تتبع نظام ($2^k \quad k = 1,2,3 \dots \dots$ اي ان العينات ستكون باحجام (1 , 2 , 4 , 8 , 16 , 32 , 64 , 128 , 256 .....) .

لماذا نستخدم المويجات ؟ ان هذا التسـاؤل كان علامة ثابتة في الكثير من المؤلفات التي تخصـصـت في المويجات وتحويلاتها وتطبيقاتها الرياضـية والهندسـية والاحصـائية وتعددت الاجابات تبعا للتخصـص او الغاية من المؤلف ولاننا احصـائيون فان اهتمامنا سيكون منصبا على ما له علاقة بعلم الاحصـاء بصـورة اكبر من العلوم الاخرى لان الفكرة العامة هي ثابتة عند الجميع والاختلاف هو في بعض الاوصـاف فمثلا قد يهتم علم الحاسـوب في تحسـين الصـور وعلم الهندسـة في تحليل الاشـارة الصـوتية او الكهربائية وهي في حقيقة الامر ليسـت الا تعاملا صـرفا مع متجه من البيانات التي قد تحوي معلومات عن صـورة او اشـارة فلا يختلف كثيرا عن متجه للمتغير المعتمد Y في دالة الانحدار اللامعلمي مثلا فهو متجه يحوي بيانات يتم اخضاعها للاسلوب المويجي وكما سياتي لاحقا , ان افضل اجابة قد حددهاTodd Ogden في مقدمة كتابه {Ogden, 1997 #10} حيث حدد ثلاثة اسباب رئيسية لاستخدام المويجات في الاحصاء تحديدا وهي :-

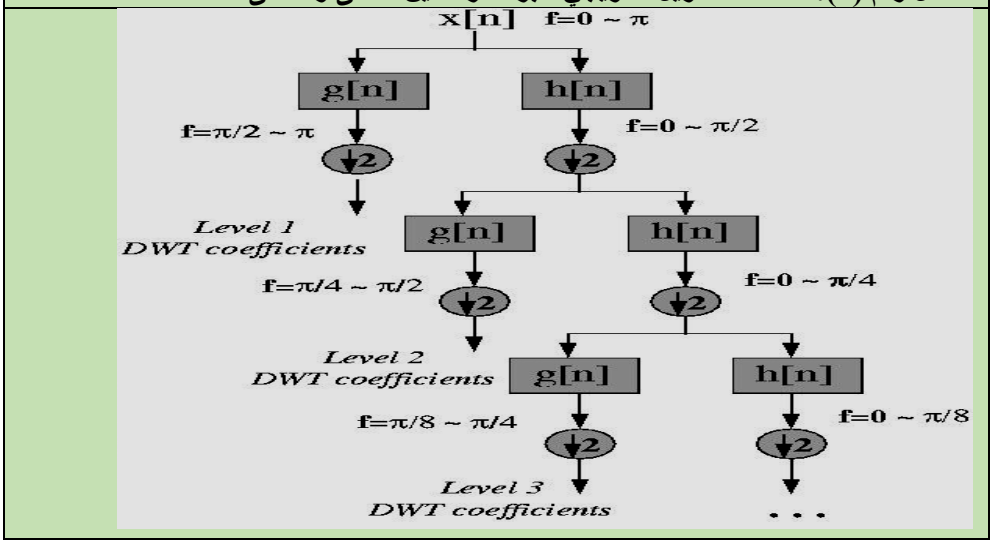
1. انها محولات جيدة من نطاق الوقت الى نطاق التردد وتقدم معلومات كاملة في الوقت والتردد
2. تملك خوارزمية سريعة في تحويلاتها
3. خوارزمياتها بسيطة جدا

2- بعض انواع المويجات واساليب التحويل المويجي

ان تعبير المويجة **(Wavelet)** يدل على معنى الموجة الصـــغيرة**(Little Wave)** والتي تحوي على اقل ذبذبات **(Oscillation)** والتي سـتتضـائل بسـرعة نحو الصـفر **(fast decay to zero)** في كلى الاتجاهين الموجب والسالب **{Walnut, 2004 #4} {Van Fleet , 2009 #12}{Hubbard, 1996 #7} ,** وهذا يمثل الشـــرط المقبول **(Admissibility Condition)** للدالة التي تتطلب التحويل المويجي **(WT)** وهو ما عرف لاول مرة عام 1984 من **(Jean Morlat)** مبتكر المويجة الاصـــلي , ان مجموعة المويجات توظف لتقريب الاشـــارة (وفي حالتنا سـتكون البيانات المراد تحليلها) من اجل ايجاد مجموعة من المويجات الفرعية والتي ستبنى من (توسيع او حجز او ضغط) و ازاحة المويجة الاصلية والتي تمثل الاشارة (او البيانات المطلوب تحليلها) وهذه العملية باختصـار هي التحول من القياسـات الكبيرة الى القياسـات الدقيقة عبر تمهيد هذه البيانات او الاشـارات الى صـــورة اكثر دقة ووضـــوح وهذا بالضـــبط يماثل اســـلوب الممهدات اللبية والتي تطرق لها الكثير من علماء الاحصاء في النصف الثاني من القرن العشرين وما بعده والذي يمكن توضيحه بالمخطط التالي

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

الشكل رقم (1): مخطط التحويل المويجي عبر المرشحين الادنى والاعلى



$$y_{high}[k] = \sum x[n] * g[2k-n]$$

$$y_{low}[k] = \sum x[n] * h[2k-n] \qquad \dots\dots\dots\dots\dots\dots (1)$$

$$g[L-1-N] = (-1)^n * h[n]$$

حيث ان : $x[n]$, $g[2k-n]$, $h[2k-n]$ ستمثل الدالة المويجية و المرشح الاعلى والادنى على التوالي

k مقدار ثابت

$n = 1, 2, 3$.....

{Meyer, 1993 #13}

3. بعض انواع المويجات

سيتم التطرق الى ثلاثة انواع من المويجات وهي ($Haar, Daubechies, Coiflet$) وعلى التوالي :-

- **مويجة هار ($Haar\ Wavelet$)**

تعتبر مويجة هار من ابسط واقدم طرق التحويل المويجية والمقدمة من قبل الفريد هار (Alfred Haar) في عام 1915 وتعتبر من ابسط المويجات حيث ان المويجتين الام والاب (mother and father wavelet) هما على الشكل التالي :-

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \le t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \le t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{mother wavelet}$$

$$\varphi(t) = \dots\dots\dots\dots (2)$$

$$\begin{cases} 1 & 0 \le t < 1 \\ 0 & \text{otherwis} \end{cases} \quad \text{father wavelet}$$

ان مصفوفة التحويل المويجي ستكون بالوصف التالي

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

$$W_{Haar} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ & & & \vdots & & & & & \vdots & & \\ & & & \vdots & & & & & \vdots & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

وان مصفوفة المرشحين الادنى والاعلى (Highpassfilter , Lowpassfilter) ستكون بالصيغة التالية :-

$$W_{Haar} = \begin{bmatrix} h[n] \\ g[n] \end{bmatrix} = \frac{1}{2}\begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sqrt{2} & -\sqrt{2} \end{bmatrix} \end{bmatrix}$$

- **مويجة Daubechies** تم

تقديم مويجة Daubechies من قبل عالمة الرياضيات البلجيكية (Ingrid Daubechies) كتتويج لبحثها المتقدم حول المويجات التي تملك نقاط التلاشي (Vanishing points) في عام (1988) وقدمت عدة مويجات من ضمنها Daubechies 2 , Daubechies 4 , Daubechies 6 , Daubechies 8 , Daubechies 10 , Daubechies 12 , Daubechies 16 , Daubechies 18 , Daubechies 20 وسنبين وصفا لدالة واحدة منها وهي Daubechies 4 (Daubechies , 1999#3) حيث ان عدد المعالم في مصفوفتها هو اربعة وحسب التالي :-

$$\alpha_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \alpha_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \alpha_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \alpha_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

{Walnut, 2004 #4}

$$W_{d4} = \begin{bmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 \\ \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 \\ \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 \end{bmatrix}$$

ومن المناسب هنا توضيح المرشح الاعلى والادنى في هذه المصفوفة أذ أن معالم المرشح الادنى (Lowpassfilter) ستكون في الصفوف (1 , 3 , 5 , 7) و معالم المرشح الاعلى ستكون في الصفوف (2 , 4 , 6 , 8) وبالتالي يمكن اعادة كتابة المصفوفة W_{d4} عندما (N=8) بالشكل التالي :-

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

$$W_{d4} = \left[\frac{h[n]}{g[n]}\right] = \left[\begin{array}{cccccccc} \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 \\ \alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_0 & \alpha_1 \\ \hline \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 & \alpha_1 & -\alpha_0 \\ \alpha_1 & -\alpha_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_3 & -\alpha_2 \end{array}\right]$$

ان العلاقة التي ستكون بين $g[n]$ و $h[n]$ هي

$$g_k = (-1)^k h_{3-k} \dots\dots\dots\dots\dots (3)$$

$$k = 0, 1, 2, 3$$

- مويجة $Coiflet$

تم تقديم مويجة Daubechies من قبل عالمة الرياضـيات البلجيكية (Ingrid Daubechies) ايضـا بناء على مقترح من العالم الامريكي $Coifment$ حيث سـتتركز عزوم التلاشـي فيها عند المويجة الاب فقط وهي بعدة مويجات منها $Coi1$, $Coi2$, $Coi3$, $Coi4$, $Coi5$, ويمكن توضـيح مصـفوفة التحويل باختيار $Coi4$ كمثال عليها والتي ستملك المعلمات وبالشكل التالي :-

$a_{-2} = \frac{-\sqrt{2}b_0}{16}$, $a_{-1} = \frac{\sqrt{2}(4-b_1)}{16}$, $a_0 = \frac{-\sqrt{2}(8+2b_0)}{16}$
$a_1 = \frac{\sqrt{2}(4+2b_1)}{16}$, $a_2 = \frac{-\sqrt{2}b_0}{16}$, $a_3 = \frac{-\sqrt{2}b_1}{16}$

$$W_{cof4} = \left[\begin{array}{cccccccc} \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 \\ -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} \\ 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 \\ \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 \\ -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 \\ \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 \\ -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} \end{array}\right]$$

ومصفوفة المرشحين الاعلى والادنى ستكونان بالشكل التالي

$$W_{cof4} = \left[\frac{h[n]}{g[n]}\right]$$

$$= \left[\begin{array}{cccccccc} \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} \\ \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 & \alpha_1 & \alpha_0 \\ \alpha_1 & \alpha_0 & \alpha_{-1} & \alpha_{-2} & 0 & 0 & \alpha_3 & \alpha_2 \\ \hline -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 \\ -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} & -\alpha_0 & \alpha_1 \\ -\alpha_0 & \alpha_1 & -\alpha_2 & \alpha_3 & 0 & 0 & -\alpha_{-2} & \alpha_{-1} \end{array}\right]$$

ومن الواضح ان $h[n]$ ستمثل الصفوف الفردية و $g[n]$ ستمثل الصفوف الزوجية منها

4. العتبة المويجية *Wavelet's Thresholding (Wth)*

تعتبر العتبة من الاساسيات في التحويل المويجي (WT) ان كان متقطعا (DWT) او مستمرا (CWT) او سريعا (FWT) {*Wolfgang Hardle , 1997 #6*} حيث انها سـتسـتخدم لازالة اي تشـويش في بيانات الاشـارة بعد

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

تحويلها الى مويجة (اي نوع من المويجات) وبتعابيرنا الاحصـــائية فان العتبة المويجية ســـتقوم مقام معلمة التمهيد في الدوال اللبية حيث ســيؤثر زيادتها او نقصـــانها على مقدار التمهيد للبيانات , وهناك نوعين من قانون العتبة وهما :-

1. قانون العتبة الصـــلب (*Hard Thresholding*) :- والذي يتم فيه تصـــفير القيم ما دون العتبة الى الصفر والمحافظة على القيم الأعلى من العتبة حيث يمكن وصفها بالعلاقة التالية :-

$$\hat{y}(n) = \begin{cases} y(n), & y(n) > \lambda \\ y(n), & y(n) < -\lambda \\ 0, & |y(n)| \le \lambda \end{cases} \quad \dots\dots\dots\dots\dots (4)$$

2. قانون العتبة النـاعم (*Soft Thresholding*):- يتم فيهـا إنهـاء القيم مـا فوق العتبـة الى الصـــفر والمحافظة على القيم االادنى من العتبة حيث يمكن وصفها بالعلاقة التالية :-

$$\hat{y}(n) = \begin{cases} y(n) - \lambda, & y(n) > \lambda \\ y(n) + \lambda, & y(n) < -\lambda \\ 0, & |y(n)| \le \lambda \end{cases} \quad \dots\dots\dots(5)$$

5. الانحـدار شـــبـه المعلمي *Wavelet Regression*

ان الحاجة الى نماذج انحدار غير تقليدية قد تزايدت منذ خمســـينيات القرن العشـــرين وحتى هذه اللحظة وفيها ظهرت التقديرات اللامعلمية التي استخدمت الدوال اللبية (*Kernel Functions*) وصولا الى منتصف الثمانينات لتتحدد معالم الانموذج شبه المعلمي الموصوف بالصيغة :-

$$Y = x^t\beta + m(z) + e \quad \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots (6)$$

حيث ان :-

Y يمثل متغير الاســتجابة (المتغير المعتمد) , $m(z)$ يمثل دالة الجزء اللامعلمي للمتغير التوضــيحي z , $x^t\beta$ يمثل الجزء المعلمي من الانموذج و e يمثل خطأ النموذج , وقد تم تقدير هذا الانموذج بعدة اســاليب منها (مقدر سبيكمان) و (مقدر سبيكمان المطور) .....ومقدر الفروقات والتي ستعتمد بالاساس على الاساليب اللبية في هذا التقدير (طراد, 2014 #2)

6. الانحدار المويجي اللامعلمي *Wavelet Nonparametric Regression*

امتدادا لانموذج الانحدار شبه المعلمي والذي هو بالاصل امتدادا لنظرية الانحدار العامة فان الانحدار المويجي شــبه المعلمي يعتبر احد الطرق الحديثة لتحليل البيانات ومعرفة العلاقات بين متغيراتها التوضــيحية (X_i) المعلمية و(Z_i) اللامعلمية ومتغيرالاســتجابة (Y_i) فيها من حيث توفيق منحنى البيانات وجعله يطابق او يقترب من التطابق مع منحنى المتغير المعتمد , ان البحث المستمر عن طرق تقدير نماذج الانحدار بصورة عامة ونموذج الانحدار شبه المعلمي بصـورة خاصـة لم تتوقف مع اكتشـاف دوال ممهدة جديدة او تطوير الدوال الممهدة القديمة (طراد, 2014 #2) ومن هذا المنطلق فان ظهور المويجة والطرق المويجية كدوال ممهدة فعالة وقوية جدا جعل الباحثين الاحصـائيين ينتبهون الى امكانياتها في تحديد مقدرات كفؤة ولتطور الحاسـوب الالكتروني وانتشـاره ووجود انظمة حاســوبية مكنت الباحثين من القيام بالتحليل المويجي بســهولة اكبر مع توفر برامج كفؤة من قبيل الماتلاب $Mathlab$ وبرنامج $XploRe$ حيث تتوفر في كليهما مكتبة من الايعازات الخاصـــة بهذا التحليل , وعلى هذا الاساس فقد تمكن الباحثون الاحصـائيون من تحديد ثلاث مقدرات رئيسية وهي بالاصل متابعة لمقدرات سابقة لهذا الانموذج ولكن بالتخلي عن التمهيد اللبي وابداله بالتمهيد المويجي وعلى التوالي :-

1. متابعة تقدير المطور لـــــ (Leming Qu) في عام 2004 وســنســميه (تقدير $Speckman1$ المويجي) (Speckman1 Wavelet Estimation) .{Qu, 2003 #9}

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

2. متابعة تقدير خوارزمية الـــ $Backfitting$ لـــ (Xiao Wen Chan , Leming Qu) في عام (2004) وسنطلق عليه تسمية (تقدير الـــ $Backfitting$ المويجي){Wen & Qu , 2004 #14}
.

3. *متابعة تقدير $Speckman$ الكلاسيكي لـــ ($Ir\grave{e}ne\ Gannaz$) في عام (2007) وسنطلق عليه تسمية (تقدير $Speckman2$ المويجي) (Speckman2 Wavelet Estimation) { Gannaz, 2007 #8} , حيث سيتم التركيز على الاسلوبين الاول والثالث فقط*

وان جميع هذه التقديرات قد استخدمت خوارزمية التقدير اللامعلمية والتي تعرف باسم خوارزمية تقدير $Donoho$ & $Jonstone$ لتقدير الجزء اللامعلمي من الانموذج والتي تكون بالوصف التالي :-

خوارزمية رقم (1):- اسلوب $Donoho$ & $Jonstone$ لتقدير الانحدار المويجي اللامعلمي

1. اجراء التحويل المويجي المتقطع DWT على Y_i لايجاد $\widehat{Y}$ اي بعبارة اخرى تحويل البيانات من نطاق الوقت الى النطاق المويجي وباسلوب المصفوفات
$$\widetilde{Y} = WY$$
2. يتم ادخال $\widetilde{Y}$ على العتبة المويجية $wavelet\ thresholding$ ليتم اجراء التمهيد على البيانات المحولة مويجيا (ان عملية اختيار معلمة العتبة ستكون اما بالصيغ التي تم ذكرها في موضوع العتبة او تكون اختيارية للوصول الى الحالة الافضل) ليتكون لدينا $\breve{Y}$
3. يتم ادخال نتائج العتبة المويجية $\breve{Y}$ في عماية معكوس التحويل المويجي المتقطع $(IDWT)$ لتكون لدينا البيانات الممهدة النهائية (اي اعادة البيانات الممهدة مويجيا من النطاق المويجي الى نطاق الوقت) وباسلوب المصفوفات

$$\widehat{Y} = W^{-1}\breve{Y}$$

7. التقدير بالفروقات

يعتبر اسلوب الفروقات من اشهر اساليب التقدير للانموذج شبه المعلمي والذي تم تحديده من قبل الرياضي الالماني $Yatchow$ (طراد ,2) والذي سيكون بالشكل التالي :-
ليكن لدينا الأنموذج

$$y = x\beta + f(z) + e \dots\dots\dots (7)$$

نقوم بترتيب المتغيرين Y, X على اساس ترتيب المتغير Z أذ أن:-

$$Z_1 \le Z_2 \le Z_3 \le \cdots \le Z_n$$

يتم اخذ التحويل المويجي للفرق الاول ولكل مكونات الأنموذج (7)

$$W^*y_n - y_{n-1} = W^*(x_n - x_{n-1})\beta + W^*(f(z_n) - f(z_{n-1})) + W^*(e_n - e_{n-1})$$

من الناحية التقاربية فان الفرق الاول بين $f(z_n) - f(z_{n-1})$ سيكون مساويا للصفر وبالتالي فان التحويل المويجي له سيكون مساويا للصفر ايضا فيتبقى من معادلة الفروق

$$W^*(y_n - y_{n-1}) = W^*(x_n - x_{n-1})\beta + W^*(e_n - e_{n-1}) \quad \dots\dots\dots\dots\dots (8)$$

وبتعويض

$$\Delta_{W^*e} = W^*(e_n - e_{n-1})$$
$$\Delta_{W^*x} = W^*(x_n - x_{n-1})$$
$$\Delta_{W^*y} = W^*(y_n - y_{n-1})$$

فان الأنموذج سيكون بالوصف

$$\Delta_{W^*y} = \Delta_{W^*x}\beta + \Delta_{W^*e} \quad \dots\dots\dots\dots\dots (9)$$

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

ومن الأنموذج (9) يمكن بسهولة تقدير قيمة $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ أذ أن

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{def}} = [\boldsymbol{\Delta_{W^*_x}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{\Delta_{W^*_x}}]^{-1} \boldsymbol{\Delta_{W^*_x}}^{\boldsymbol{T}} \boldsymbol{\Delta_Y} \quad \ldots\ldots\ldots (10)$$

وبتعويض $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ في المعادلة (7) فعندها ستكون بالوصف التالي :-

$$\boldsymbol{y = x\widehat{\beta}_{def} + f(z)} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (11)$$

وبتحويل الجزء المعلمي الذي تم تقديره الى الطرف الثاني فانه سيكون بالشكل التالي :-

$$\boldsymbol{y - x\widehat{\beta}_{def} = f(z)}$$

يمكن اكمال التقدير على اعتبار المعادلة الاخيرة شكلا لامعلميا صرفا ليكون لدينا

$$\boldsymbol{\cancel{D = f(z)}} \quad \xrightarrow{\boldsymbol{yields}} \quad \boldsymbol{\hat{f}(z) = W^*(D)y - x\hat{\hat{\beta}}_{def} = D}$$

أذ أن W^* ستمثل النتيجة النهائية للاجراءات الثلاثة التي تمت الاشارة اليها سابقا وهي التحويل المويجي (خوارزمية (1)) وبعدها ادخال النتائج الى العتبة المويجية ومن ثم القيام بمعكوس التحويل المويجي , وهذه الخطوات يمكن اجمالها في الخوارزمية التالية :-

خوارزمية رقم (2):- التقدير بالفروقات للأنموذج الشبه المعلمي باستخدام DWT
1. يتم ترتيب المتغير اللامعلمي z تصاعديا وترتيب المتغيرين التوضيحي والاستجابة y, x بناء على ترتيب المتغير اللامعلمي .
2. يتم اجراء التحويل المتقطع DWT لناتج الفرق بين المتغير الاصلي وفرقه الاول لكل من المتغيرين x, y مع ادخال النتائج الى العتبة المويجية Wth ومن ثم اجراء التحويل المعكوس $IDWT$.
3. يتم تقدير المعلمة β خطيا وفق الصيغة (10) .
4. نعوض β المقدرة في اصل معادلة الانحدار شبه المعلمي (7) ونكمل تقدير الجزء اللامعلمي بعد تحويل الجزءالمعلمي المقدر الى الطرف الثاني واكمال التقدير على اساس اعتبار المعادلة لامعلمية صرفة ويتم تقديرها وفق التقديرات اللامعلمية المويجية .

8. الجانب العملي

يعد التلوث البيئي من اخطر القضايا التي تمس حياة الانسان بصورة مباشرة من حيث التسبب باخطر الامراض التي تؤدي الى الوفاة او التشوهات الخلقية للاجنة والاطفال, ان انواع الملوثات الجوية كثيرة جدا وقد تصنيفها في الامم المتحدة الى اربعة اصناف رئيسة وهي (تلوث الهواء والماء والتربة والضوضاء) ولكل منها اسبابه الخاصة او المشتركة ونتائجه الخاصة والمشتركة , وفي كل جزء من اجزاء هذه الانواع يوجد العشرات من الملوثات التي تختلف تاثيراتها عن بعضها البعض باختلاف هذا الملوث ولكنها تتفق جميعا في كونها احد اخطر التحديات الوجودية لانسان القرن العشرين الماضي والواحد والعشرين الحالي , وفي هذا القسم الخاص من البحث تمت نمذجة بيانات بيئية تم الحصول عليها من وزارة البيئة تخص تركيز ملوثا واحدا هو رابع اوكسيد الكبريت (SO_4) مع تواجد عاملين مؤثرين عليه هما درجة الحرارة وسرعة الرياح ولمدة 512 يوما تمتد بين العامين 2015 و 2016 حيث تمت نمذجتها بالاسلوب شبه المعلمي اللبي والاسلوب شبه المعلمي المويجي باستخدام نفس المويجات التي تمت الاشارة اليها في الجانب النظري , وعلى غرار النماذج اللامعلمية فاننا تقريبا سنتبع نفس المراحل في هذا القسم الخاص من البحث من حيث تقدير النماذج اللبية واختيار اكثر من قيمة للمسافة البينية ($bandwith$) وبعدها اجراء النمذجة الشبه معلمية المويجية وفي المرحلة الثانية اجراء المقارنة بين النوعين من هذه النماذج وفي المرحلة الاخيرة ستكون دراسة سلوك النماذج المويجية على اساس مقياس معامل التحديد ومعياري اكيكي وشوارتز , وكما تم تحديد قيمة لمعامل التحديد R^2 يتم عندها اختيار النماذج فان الاختيار سيكون هنا وبسبب كثرة النماذج عندما يكون معامل التحديد 0.75 فاكثر, وقد تم تحديد المتغيرات باسلوب التوافيق ليتكون شكلين للأنموذج يمكن تقديرهما وكما يلي :-

الشكل الاول $$\boldsymbol{Y = \beta_1 X_1 + W(X_2)}$$

أذ أن :- Y ستمثل تركيز الملوث SO_4 يوميا

X_1 ستمثل درجة الحرارة اليومية (سلوك معلمي)

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

X_2 ستمثل سرعة الرياح اليومية (سلوك لا معلمي)

الشكل الثاني $$Y = \beta_2 X_2 + W(X_1)$$

أذ أن :- Y ستمثل تركيز الملوث SO_4 يوميا

X_1 ستمثل درجة الحرارة اليومية (سلوك لامعلمي)

X_2 ستمثل سرعة الرياح اليومية (سلوك معلمي)

تم تحديد شـرطين رئيسـيين لتقدير النماذج شـبه المعلمية **الاول** هو اعتماد النماذج المنطقية بمعنى اخر عندما تكون درجة الحرارة هي المتغير المعلمي فان المعلمة المصـــاحبة يجب ان تكون بالاشـــارة الموجبة (زيادة في التلوث) وعندما تكون سرعة الرياح هي المتغير المعلمي فان المعلمة المصاحبة ستكون بالاشارة السالبة (نقص في التلوث) وعلى هذا الاســـاس تم تقدير 288 أنموذجا كانت بمجملها منطقية من الناحية العلمية وعند تطبيق الشـــرط الثاني باختيار النماذج التي تملك معامل تحديد التي تتعدى 0.70 فانها ستتقلص الى 216 أنموذجا

وفي الجدول التالي تفصيل اولي لتقدير نماذج الطريقة المقترحة وللتحويل المتقطع فقط .

جدول رقم (1):- اعداد النماذج المويجية وحسب التحويل المويجي المتقطع و ولمختلف المستويات

ت	المستوى المويجي	$Haar$	$Daubechies$	$Coiflet$	المجموع
1	1	2	20	10	32
2	2	2	20	10	32
3	4	2	20	10	32
4	8	2	20	10	32
5	16	2	20	10	32
6	32	2	20	10	32
7	64	2	20	10	32
8	128	2	20	10	32
9	256	2	20	10	32
المجموع		18	180	90	
المجموع الكلي		288			

وستتم مناقشة نتائج الأنموذج المقترح على ثلاثة مراحل رئيسية وهي بالصورة التالية:

1. سلوك النماذج على اساس المقاييس الثلاثة (معامل التحديد ومعيار اكيكي وشوارتز)
2. سلوك النماذج على اساس المويجات الثلاثة ($Haar, Daubechies, Coifleet$)
3. تحديد النماذج الافضل في كل مستوى مويجي على اساس معامل التحديد

1. سلوك النماذج على اساس المقاييس الثلاثة (معامل التحديد ومعيار اكيكي وشوارتز)

قبل البدء في توضيح سلوك النماذج المويجية للاسلوب المقترح نوضح بانه لم تظهر لنا اي نماذج ذات معامل تحديد متدني (اقل من 0.50) وهذا ما يخص معامل التحديد اما ما يخص معيار اكيكي فان قيمه كانت قليلة نوعا ما وقد تواجدت ولاول مرة في الحدود الاقل (2.010 – 2) من بين جميع النماذج شبه المعلمية اما بالنسبة لمعيار شوارتز فقد اســـتقر عند فترة واحدة ولم يخرج منها ولمختلف المســـتويات . تم تكوين الجدولين بالرقم (63) على غرار الجداول الماضية لغرض تحديد خارطة مواقع هذه النماذج وكان بالشكل التالي :-

الجدول رقم (2) :- تبويب النماذج المقترحة على اساس المعايير (R^2 , AIC , BIC) ولمختلف المستويات المويجية للتحويل المتقطع DWT

المستوى المويجي ($2^0 = 1$)											
$Coif$	$Daub$	$Haar$	R^2	$Coif$	$Daub$	$Haar$	BIC	Coi	$Daub$	H	AIC
0	0	0	0.500 – 0.599	0	0	0	6.101 – 6.200	8	12	2	2.011 – 2.020
5	10	1	0.600 – 0.699	10	20	2	6.201 – 6.300	2	8	0	2.021 – 2.030

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

3	8	0	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
2	2	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $(2^1 = 2)$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	8	11	2	**2.011 – 2.020**
5	11	1	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	2	9	0	**2.021 – 2.030**
3	7	0	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
2	2	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $2^2 = 4$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	7	11	2	**2.011 – 2.020**
5	11	1	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	3	9	0	**2.021 – 2.030**
3	8	0	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
2	1	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $2^3 = 8$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	5	10	2	**2.011 – 2.020**
5	9	0	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	5	10	0	**2.021 – 2.030**
3	10	1	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
2	1	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $2^4 = 16$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	6	11	2	**2.011 – 2.020**
3	5	0	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	4	9	0	**2.021 – 2.030**
4	13	1	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
3	2	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $2^5 = 32$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	6	12	2	**2.011 – 2.020**
0	0	0	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	4	8	0	**2.021 – 2.030**
7	19	1	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
3	1	1	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
ألمستوى المويجي $2^6 = 64$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***
0	0	0	**0 – 0.500**	0	0	0	**6 – 6.100**	1	1	1	**2 – 2.010**
0	0	0	**0.500 – 0.599**	0	0	0	**6.101 – 6.200**	6	15	1	**2.011 – 2.020**
0	0	0	**0.600 – 0.699**	10	20	2	**6.201 – 6.300**	3	4	0	**2.021 – 2.030**
5	13	1	0.700 – 0.799	0	0	0	**6.301 – 6.400**	0	0	0	**2.031 – 2.040**
5	6	0	0.800 – 0.899	0	0	0	**6.401 – 6.500**	0	0	0	**2.041 – 2.050**
0	1	1	**0.900 – 0.999**					0	0	0	**2.051 –**
ألمستوى المويجي $2^7 = 128$											
Coif	***Daub***	***Haar***	R^2	***Coif***	***Daub***	***Haar***	***BIC***	***Coif***	***Daub***	***H***	***AIC***

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

0	0	0	0-0.500	0	0	0	$6-6.100$	1	1	0	$2-2.010$
0	0	0	0.500 – 0.599	0	0	0	$6.101-6.200$	9	19	2	$2.011-2.020$
0	0	0	0.600 – 0.699	10	20	2	$6.201-6.300$	0	0	0	$2.021-2.030$
0	0	0	0.700 – 0.799	0	0	0	$6.301-6.400$	0	0	0	$2.031-2.040$
10	18	2	0.800 – 0.899	0	0	0	$6.401-6.500$	0	0	0	$2.041-2.050$
0	2	0	0.900-0.999					0	0	0	$2.051-$
المستوى المويجي $2^8=256$											
Coif	*Daub*	*Haar*	R^2	*Coif*	*Daub*	*Haar*	*BIC*	*Coif*	*Daub*	*H*	*AIC*
0	0	0	$0-0.500$	0	0	0	$6-6.100$	7	14	1	$2-2.010$
0	0	0	$0.500-0.599$	0	0	0	$6.101-6.200$	3	6	1	$2.011-2.020$
0	0	0	$0.600-0.699$	10	20	2	$6.201-6.300$	0	0	0	$2.021-2.030$
0	0	0	0.700 – 0.799	0	0	0	$6.301-6.400$	0	0	0	$2.031-2.040$
0	0	0	0.800 – 0.899	0	0	0	$6.401-6.500$	0	0	0	$2.041-2.050$
10	20	2	$0.900-0.999$					0	0	0	$2.051-$

- ان هذا الجدول يوضح سلوك النماذج المويجية بصورة عامة فما يخص معامل التحديد يمكن توضيح حركة النماذج المويجية على اساس معامل التحديد R^2 حيث انه في المستويات الستة الاولى منها ($2^0=1$), ($2^1=2$) ($2^2=4$) , ($2^3=8$) , $2^4=16$, $2^5=32$,)وبعدد متساوي من النماذج يبلغ 32 أنموذجا لكل منها) فان اقيامه تتركز في الحدود المتوسطة (0.60-0.69) بالنسب التالية :- (50% , 53.1% , 53.1% , 43.7% , 0.25 , 0%) على التوالي بالنسبة للمستويات , والنماذج الجيدة من (0.70-0.799) بالنسب التالية :- (34.1%, 32.2% , 34.1% , 43.7% ,56.2% , 84.4%) على التوالي بالنسبة للمستويات المختلفة , والنماذج الجيدة جدا (0.80-0.89) بالنسب التالية :- (15.6% , 15.6% , 12.5% , 12.5% , 18.7% , 15.6%) على التوالي بالنسبة للمستويات المختلفة , اما عند المستوى السابع ($2^5=64$) فان النماذج بعدد (32) قد بدأت بالانتقال تدريجيا الى الحدود الممتازة مع مغادرة الحدود المتوسطة نهائيا وبقاء النماذج في الحدود الجيدة والجيدة جدا وبالنسب التالية :- (59.4% , 34.4% , 6.2%) على التوالي بالنسبة للحدود , اما عند المستوى الثامن ($2^7=128$) فان النماذج قد غادرت نهائيا الحدود الجيدة
وتركزت فقط في الحدود الجيدة جدا والممتازة

- *وبالنسب التالية (93.7% , 6.3%) , وفي المستوى التاسع والاخير ($2^8=256$) فان النماذج اصبحت تتركز فقط في الحدود الممتازة وبنسبة (100%) .*

2. سلوك النماذج على اساس المويجات

يمكن تسليط الضوء على سلوك النماذج التي تم تقديرها عن طريق متابعتها بين المويجات الثلاثة (***Coiflet , Daubechies , Haar***) وبين المستويات حيث سيتم مناقشة هذا السلوك بين المويجات على اعتبار ان هذه النماذج مستقلة وكل عمود يمثل مجموع النماذج الكلية في كافة الحدود في اي مستوى مويجي كما يلي:-

الجدول رقم (3):- نسب النماذج المويجية موزعة على على اساس مجموع النماذج للدوال المويجية الثلاثة

المستوى	R^2	*Haar*	*Daub*	*Coif*
$2^0=1$	0.60 -	%50	%50	%50
	0.70 -	0	%40	%30
	0.80 -	%50	%10	%20
$2^1=2$	0.60 -	%50	0.55	%50
	0.70 -	0	%35	305
	0.80 -	%50	%10	%20
$2^2=4$	0.60 -	%50	%55	%50
	0.70 -	0	%40	%30
	0.80 -	%50	%5	%20
$2^3=8$	0.60 -	0	%45	%50
	0.70 -	%50	%50	%30
	0.80 -	%50	%5	%20
$2^4=16$	0.60 -	0	%25	%30
	0.70 -	%50	%65	%40
	0.80 -	%50	%10	%30

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

$2^5 = 32$	0.70 -	%50	%95	%70
	0.80 -	%50	%5	%30
$2^6 = 64$	0.70 -	%50	%65	%50
	0.80 -	0	%30	%50
	0.90 -	%50	%5	0
$2^7 = 128$	0.80 -	%100	%90	%100
	0.90 -	0	%10	0
$2^8 = 256$	0.90 -	%100	%100	%100

وكذلك الجدول بصورة تجميعية (حيث تم حذف الصفوف التي تحوي اصفار لكافة المويجات) كما في التالي :-

الجدول رقم (4):- نسب النماذج المويجية موزعة على على اساس المجموع العام للنماذج في كل مستوى مويجي

المستوى	R^2	*Haar*	*Daub*	*Coif*
$2^0 = 1$	0.60 -	%3.1	%31.2	%15.6
	0.70 -	%0	%25	%9.4
	0.80 -	%3.1	%6.2	%6.2
$2^1 = 2$	0.60 -	%3.1	%34.4	%15.6
	0.70 -	%0	%21.8	%9.4
	0.80 -	%3.1	%6.2	%6.2
$2^2 = 4$	0.60 -	%3.1	%34.4	%15.6
	0.70 -	%0	%25	%9.4
	0.80 -	%3.1	%3.1	%6.2
$2^3 = 8$	0.60 -	%0	%28.1	%15.6
	0.70 -	%3.1	%31.2	%9.4
	0.80 -	%3.1	%3.1	%6.2
$2^4 = 16$	0.60 -	%0	%15.6	%9.4
	0.70 -	%3.1	%40.6	%12.5
	0.80 -	%3.1	%6.2	%9.4
$2^5 = 32$	0.70 -	%3.1	%59.4	%21.8
	0.80 -	%3.1	%3.1	%9.4
$2^6 = 64$	0.70 -	%3.1	%40.6	%15.6
	0.80 -	%0	%18.7	%15.6
	0.90 -	%3.1	%3.1	%0
$2^7 = 128$	0.80 -	%6.2	%56.2	%31.2
	0.90 -	%0	%6.2	%0
$2^8 = 256$	0.90 -	%6.2	%62.5	%31.3

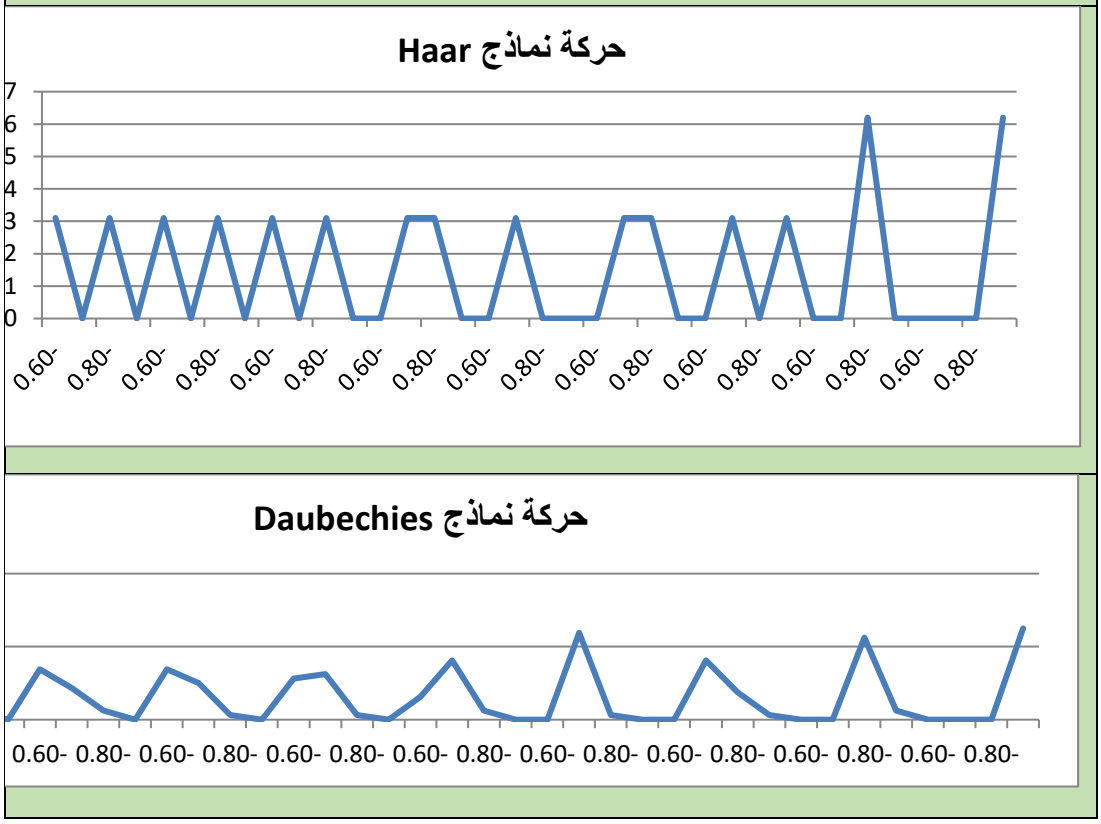
- عند النظر للجدولين (3 , 4) فان سلوك النماذج على اساس المويجات سيكون واضحا عندما يتم على اساس الحدود الخاصة بمعامل التحديد والمستويات المويجية فبالنسبة للمويجة الاولى (***Haar***) فانها تتواجد في المستوى الاول ($\mathbf{2^0 = 1}$) في الحدود المتوسطة والجيدة جدا وبنسب (50% , 50%) على التوالي وعلى اساس المجموع العام للنماذج فهي (3.1%) لكلاهما من النماذج بصورة عامة وهذا الامر سيتكرر الى المستوى الثالث وبنفس النسب العامة لانه سيتغير قليلا في المستوى الرابع ($\mathbf{2^3 = 8}$) حيث ستنتقل النماذج من الحدود المتوسطة الى الحدود الجيدة والجيدة جدا وبنفس النسب العامة (3.1) وستبقى مستقرة عندهما حتى المستوى السابع $\mathbf{2^6 = 64}$ حيث سيتغير تواجد النماذج من الجيدة والجيدة جدا الى الجيدة والممتازة وبنفس النسب العامة (3.1%) مع ملاحظة انها اول مويجة انتقلت للحدود الممتازة (0.90-) وعند المستوى الثامن ($\mathbf{2^7 = 128}$) ستعود النماذج للتواجد فقط في الحدود الجيدة جدا متراجعة من الممتازة ومتقدمة على الجيدة وبنسبة (100%) ونسبة عامة (6.2%) اما عند المستوى التاسع والاخير ($\mathbf{2^8 = 256}$) فانها ستستقر عند الحدود الممتازة وبنسبة 100 % ونسبة (6.2%) من النماذج العامة .
- اما بخصوص نماذج (***Daubechies***) فانها في المستوى الاول والثاني والثالث والرابع والخامس ($\mathbf{(2^0 = 1), 2^1 = 2, 2^2 = 4, 2^3 = 8, 2^4 = 16}$) ستتواجد عند الحدود الثلاثة الاولى (المتوسطة والجيدة والجيدة جدا) و بنسب مختلفة جدا (يمكن ملاحظتها في الجدولين بوضوح) وعند المستوى السادس($\mathbf{2^5 = 32}$) فان التغيير سيبدأ حيث ستغادر النماذج نهائيا الحدود المتوسطة وتبقى عند الجيد والجيدة جدا (59.4% , 3.1%) , (95% , 5%) ويلاحظ تفوق الحدود الجيدة الصريح جدا وعند المستوى السابع $\mathbf{2^6 = 64}$ فان النماذج تبدأ بالانتقال تدريجيا الى الحدود الممتازة وتبدأ بمغادرة تدريجية للحدود الجيدة وبالنسب التالية للحدود الجيدة والجيدة جدا والممتازة وعلى التوالي (40.6% , 18.7% , 3.1%) , (65% , 30% , 5%) ويمكن ملاحظة ان نسبة النماذج في الحدود الجيدة قد بدأت بالتناقص , وعند المستوى الثامن ($\mathbf{2^7 = 128}$) فان

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

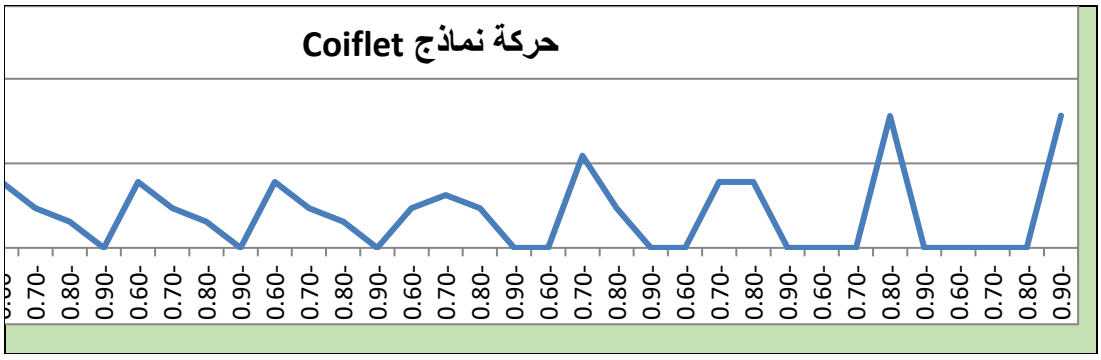
النماذج قد غادرت نهائيا الحدود الجيدة لتستقر في الحدود الجيدة جدا والممتازة وبالنسب (56.3% , 5.2%) للمجموع العام للنماذج وبالنسب (90% , 10%) لنماذج المويجة نفسها ويمكن ملاحظة انها تتركز عند الحدود الجيدة بصورة كبيرة , وعند المستوى التاسع $2^8 = 256$ فانها وكما في المويجة التي سبقتها ستتركز عند الحدود الممتازة فقط وبالنسب (62.5%) للنماذج العامة و(100%) لنماذج المويجة نفسها .

- اما بخصوص نماذج (***Coiflet***) فانها في المستوى الاول والى الرابع($2^0 = 1$), $2^1 = 2$,$2^2 =$ $2^3 = 8$,4) ستتواجد عند الحدود الثلاثة الاولى (المتوسطة والجيدة والجيدة جدا) وبنفس النسب دائما (50% , 30% , 20%) بالنسبة لنماذج المويجة و (15.6% , 9.4% , 6.2%) على اساس مجموع النماذج , وعند المستوى الخامس $2^4 = 16$ فان النماذج ستبقى في نفس الحدود ولكن بتغيير بالنسب حيث كانت نسب الأنموذج المويجي (30% , 40% , 30%) و (9.4% ,12.5% , 9.4%) بالنسبة للمجموع العام , اما عند المستوى السادس $2^5 = 32$ فان النماذج قد غادرت نهائيا الحدود المتوسطة لتستقر فقط في الحدود الجيدة والجيدة جدا وبالنسب (70% , 30%) لنماذج المويجة و (21.8% , 9.4%) للنماذج العامة , وعند المستوى السابع $2^6 = 64$ فالنماذج قد بقيت عند الحدود الجيدة والجيدة جدا ولكنها بدات بالانتقال بصورة اكبر الى الحدود الجيدة جدا حيث كانت النسب (50%) من نماذج المويجة لكلاهما والنسب (15.6%) من النماذج العامة لكلاهما ايضا , وعند المستوى الثامن $2^7 = 128$ فان النماذج قد غادرت نهائيا الحدود الجيدة لتستقر تماما عند الحدود الجيدة جدا ولكنها لم تصل الى الحدود الممتازة على عكس المويجتين السابقتين وبالنسبة (100%) من نماذج المويجة و (31.2%) من النماذج العامة , وعند المستوى التاسع والاخير ($2^8 = 256$) فان نماذج المويجة قد انتقلت باكملها الى الحدود الجيدة وبنفس النسب السابقة (31.2%) و (100%) , ويمكن توضيح حركة هذه النماذج بالاشكال التالية :-

الشكل رقم (2) :- حركة النماذج بالنسبة للمستويات المويجية على اساس معيار معامل التحديد



ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19



3. اختيار النماذج الافضل

وكما تم اختيار النماذج الافضل في التقدير السابق فان تحديد الشرط سيكون باختيار النماذج التي تملك معامل تحديد مساوي 0.80 او اكبر وهي بعدد 106 أنموذجا يمكن تحديد الافضل منها حسب المستويات المويجية وسنكتفي بمعيار معامل التحديد وكما يلي :-

- **النماذج الافضل عند المستوى الاول $2^0 = 1$**

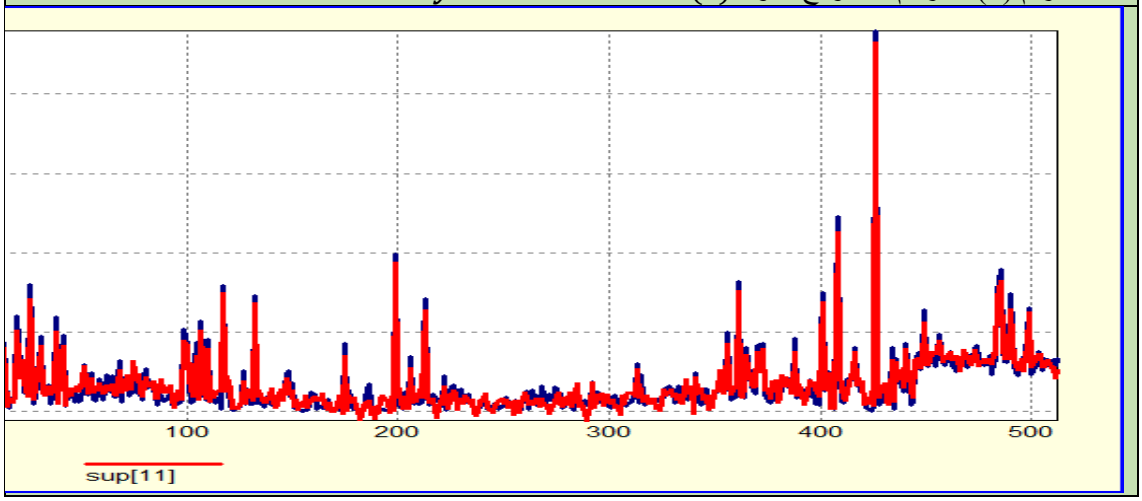
عند هذاالمستوى كان عدد النماذج الجيدة قليلا فلم يتجاوز خمسة نماذج فقط عند التحويل المتقطع مع ملاحظة ان جميعها تملك المعلمة الموجبة وتعني ان المتغير المعلمي في الأنموذج هي درجة الحرارة (X) وهي كما يلي :-

الجدول رقم (5): النماذج الافضل في التحويل المتقطع للمستوى الاول $2^0 = 1$

ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	المويجة	Beta	R^2
1	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.252	Dau2	0.0041	0.854
2	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.251	Haar	0.0041	0.854
3	$\hat{y} = 0.0056x + W(z)$	2.019	6.259	Dau6	0.0056	0.822
4	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.016	6.256	Coi1	0.0036	0.815
5	$\hat{y} = 0.0051x + W(z)$	2.018	6.258	Coi2	0.0051	0.814

ويمكن توضيح شكل هذه النماذج باختيار الأنموذج الاول منها لكونها جميعا ضمن النماذج الجيدة جدا كالتالي:-

الشكل رقم (3) :- رسم الأنموذج الاول $\hat{y} = 0.0041x + W(z)$



- **النماذج الافضل عند المستوى الثاني $2^1 = 2$**

عند هذا المستوى كان عدد النماذج التي حققت الشرطين في التحويل المتقطع هي خمسة ذات المعلمة الموجبة وكما في الجدول التالي مع ملاحظة مدى الشبه بينها وبين المستوى الاول :-

الجدول رقم (6): النماذج الافضل في التحويل المتقطع للمستوى الثاني $2^1 = 2$

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	الموجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.252	$Dau2$	0.0041	0.859
2	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.251	$Haar$	0.0041	0.859
3	$\hat{y} = 0.0056x + W(z)$	2.019	6.259	$Dau6$	0.0056	0.811
4	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.016	6.256	$Coi1$	0.0036	0.804
5	$\hat{y} = 0.0051x + W(z)$	2.018	6.258	$Coi2$	0.0051	0.801

وتقريبا سيكون شكل الأنموذج الافضل منه مشابها لرسم الأنموذج الافضل من المستوى الاول.

- **النماذج الافضل عند المستوى الثالث $2^2 = 4$**

عند هذا المستوى كان عدد النماذج التي حققت الشرطين هي اربعة وذات المعلمة الموجبة وكما في الجدول التالي:-

الجدول رقم (7): النماذج الافضل في التحويل المتقطع للمستوى الثالث $2^2 = 4$

ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	الموجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.019	6.259	$Dau2$	0.0041	0.816
2	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.018	6.259	$Haar$	0.0041	0.815
3	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.016	6.256	$Coi1$	0.0036	0.805
4	$\hat{y} = 0.0052x + W(z)$	2.018	6.258	$Coi2$	0.0052	0.803

وكذلك سيكون شكل الأنموذج الافضل منه مشابها لرسم الأنموذج الافضل من المستوى الاول

- **النماذج الافضل عند المستوى الرابع $2^3 = 8$**

كان عدد النماذج التي حققت الشرطين هي اربعة وذات المعلمة الموجبة وكما في الجدول التالي:-

الجدول رقم (8): النماذج الافضل للمستوى الرابع $2^3 = 8$

ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	الموجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.019	6.259	$Dau2$	0.0041	0.82
2	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.018	6.259	$Haar$	0.0041	0.82
3	$\hat{y} = 0.0052x + W(z)$	2.018	6.258	$Coi2$	0.0052	0.802
4	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.012	6.252	$Coi5$	0.0036	0.802

ويمكن ملاحظة ان المعلمة الموجبة 0.0041 قد تكررت كثيرا عند النماذج الافضل وكذلك سيكون شكله مشابها لرسم الأنموذج الافضل من المستوى الاول

- النماذج الافضل للمستوى الخامس $2^4 = 16$

وعلى نفس المنوال فان النماذج الافضل قد احتوت على المعلمة الموجبة 0.0041 وكذلك الموجتين $Daubechies2$ و $Haar$ كما في الجدول التالي :-

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

الجدول رقم (9): النماذج الافضل للمستوى الخامس $2^4 = 16$						
ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	المويجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.249	$Dau2$	0.0041	0.849
2	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.011	6.249	$Haar$	0.0041	0.848
3	$\hat{y} = 0.0056x + W(z)$	2.018	6.257	$Dau6$	0.0056	0.817
4	$\hat{y} = 0.0051x + W(z)$	2.018	6.256	$Coi2$	0.0051	0.81
5	$\hat{y} = 0.0045x + W(z)$	2.021	6.259	$Coi1$	0.0045	0.808
6	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.012	6.250	$Coi5$	0.0036	0.807

ورسم الأنموذج الافضل سيكون بنفس المعطيات السابقة .

- **النماذج الافضل للمستوى السادس $2^5 = 32$**

هنا ايضا استمرت السلسلة من ($Daubechies2$, $Haar$, $Coiflet\ 2$, $Coiflet5$, $Coiflet1$) والمعالم الموجبة (0.004 , 0.0052 , 0.0036 , 0.0045) بالظهور في سلسلة النماذج الافضل كما في الجدول التالي :-

الجدول رقم (10): النماذج الافضل للمستوى السادس $2^5 = 32$						
ت	الأنموذج معادلة	AIC	BIC	المويجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.004x + W(z)$	2.018	6.258	$Dau2$	0.004	0.828
2	$\hat{y} = 0.004x + W(z)$	2.018	6.258	$Haar$	0.004	0.828
3	$\hat{y} = 0.0052x + W(z)$	2.018	6.259	$Coi2$	0.0052	0.827
4	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.012	6.252	$Coi5$	0.0036	0.821
5	$\hat{y} = 0.0045x + W(z)$	2.021	6.261	$Coi1$	0.0045	0.818

النماذج الافضل للمستوى السابع $2^6 = 64$

سجل هذا المستوى ظهور اول أنموذج يحوي المعلمة السالبة (متغير سرعة الريح هو المتغير المعلمي) ضمن النماذج الافضل والتي بعدد 13 أنموذج وبداية ظهور النماذج الممتازة و وبقاء المويجتين $Daubechies2$ و $Haar$ ضمن النماذج الافضل ولكن بمعلمات مختلفة و حسب الجدول التالي :-

الجدول رقم (11): النماذج الافضل في للمستوى السابع $2^6 = 64$						
ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	المويجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.009x + W(z)$	2.007	6.247	$Dau2$	0.009	0.909
2	$\hat{y} = 0.009x + W(z)$	2.007	6.247	$Haar$	0.009	0.908
3	$\hat{y} = 0.005x + W(z)$	2.012	6.252	$Dau12$	0.005	0.859
4	$\hat{y} = 0.0034x + W(z)$	2.01	6.25	$Coi3$	0.0034	0.851
5	$\hat{y} = -0.0007z + W(x)$	2.014	6.254	$Dau12$	−0.0007	0.849
6	$\hat{y} = 0.0058x + W(z)$	2.013	6.253	$Dau20$	0.0058	0.848
7	$\hat{y} = 0.0045x + W(z)$	2.018	6.259	$Coi1$	0.0045	0.845
8	$\hat{y} = 0.0054x + W(z)$	2.02	6.26	$Coi2$	0.0054	0.844
9	$\hat{y} = 0.0036x + W(z)$	2.012	6.252	$Coi5$	0.0036	0.836
10	$\hat{y} = 0.0052x + W(z)$	2.022	6.262	$Coi4$	0.0052	0.832

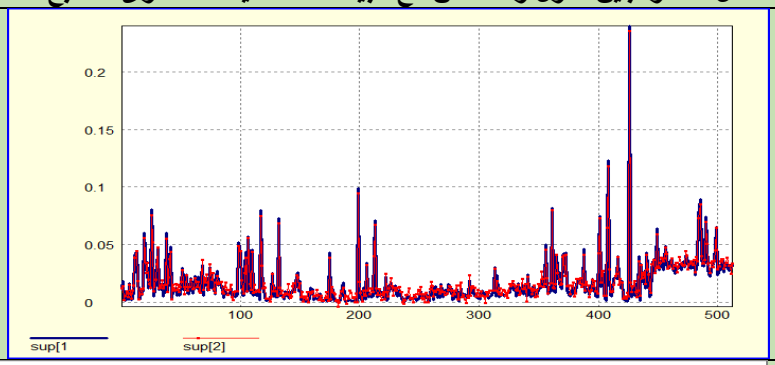
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

0.815	0.0047	*Dau6*	6.266	2.025	$\hat{y} = 0.0047x + W(z)$	11
0.812	0.0039	*Dau10*	6.26	2.02	$\hat{y} = 0.0039x + W(z)$	12
0.809	0.0037	*Dau4*	6.265	2.025	$\hat{y} = 0.0037x + W(z)$	13

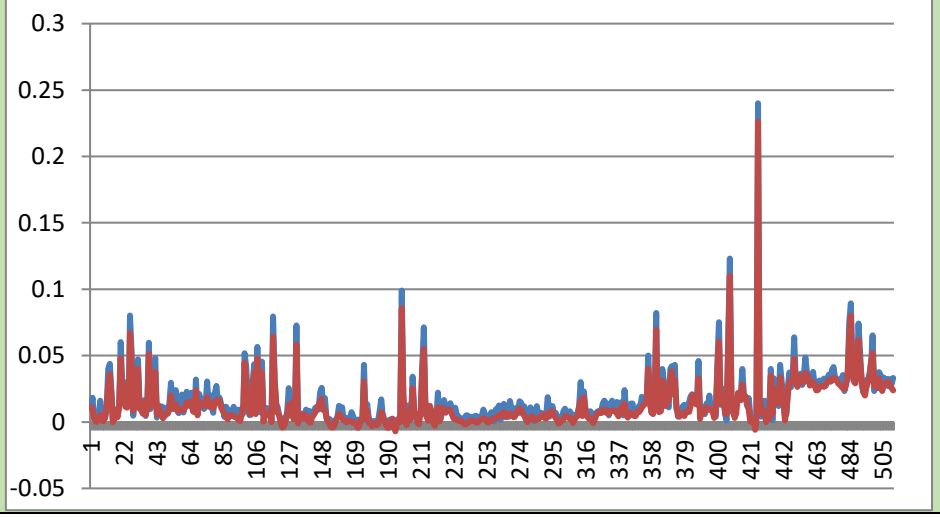
ويمكن توضيح شكل الأنموذجين الاول والخامس بالصورة التالية :-

الشكل رقم (4):- شكل الأنموذجين الاول والخامس مع البيانات الاصلية للمستوى السابع

الأنموذج الاول



الأنموذج الخامس



- النماذج الافضل للمستوى الثامن $2^7 = 128$

عند هذا المستوى اصبحت جميع النماذج تحقق الشرطين مع ضرورة ملاحظة ان المويجتين ($Daubechies2$, $Haar$) قد تواجدت ضمن الاربعة الافضل وبنفس المعلمة الموجبة وان المويجتين ($Daubechies$ $12,20$) اصبحت هي النماذج الاعلى والافضل وان كان معامل التحديد لهما متساوي فان المعلمة الموجبة المصاحبة لها متقاربة وهناك فرق بسيط في معامل اكيكي وشوارتز وحسب الجدول التالي :-

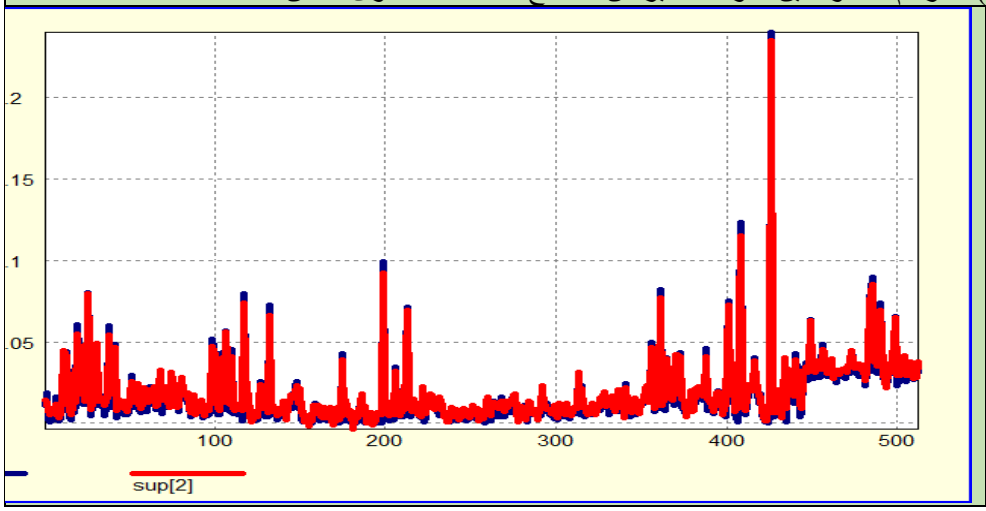
ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

الجدول رقم (12): النماذج الافضل للمستوى الثامن $2^7 = 128$						
ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	الموجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.0064x + W(z)$	2.008	6.248	$Dau20$	0.0064	0.901
2	$\hat{y} = 0.006x + W(z)$	2.011	6.251	$Dau12$	0.006	0.901
3	$\hat{y} = 0.0043x + W(z)$	2.012	6.253	$Dau2$	0.0043	0.898
4	$\hat{y} = 0.0043x + W(z)$	2.012	6.252	$Haar$	0.0043	0.898
5	$\hat{y} = 0.0062x + W(z)$	2.016	6.256	$Dau6$	0.0062	0.897
6	$\hat{y} = 0.005x + W(z)$	2.018	6.258	$Coi1$	0.005	0.896
7	$\hat{y} = 0.0035x + W(z)$	2.01	6.251	$Coi3$	0.0035	0.889
8	$\hat{y} = 0.0052x + W(z)$	2.018	6.258	$Coi2$	0.0052	0.889
9	$\hat{y} = 0.005x + W(z)$	2.019	6.259	$Coi4$	0.005	0.882
10	$\hat{y} = 0.0039x + W(z)$	2.014	6.254	$Coi5$	0.0039	0.879
11	$\hat{y} = 0.0032x + W(z)$	2.014	6.254	$Dau4$	0.0032	0.879
12	$\hat{y} = 0.005x + W(z)$	2.016	6.256	$Dau18$	0.005	0.866
13	$\hat{y} = 0.0037x + W(z)$	2.017	6.257	$Dau14$	0.0037	0.862
14	$\hat{y} = -0.0006z + W(x)$	2.013	6.253	$Coi1$	−0.0006	0.862
15	$\hat{y} = 0.0035x + W(z)$	2.018	6.258	$Dau10$	0.0035	0.86
16	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.013	6.254	$Dau4$	−0.0005	0.858
17	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.013	6.254	$Dau6$	−0.0005	0.857
18	$\hat{y} = 0.0034x + W(z)$	2.016	6.256	$Dau16$	0.0034	0.856
19	$\hat{y} = 0.0025x + W(z)$	2.017	6.258	$Dau8$	0.0025	0.856
20	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.012	6.253	$Dau8$	−0.0005	0.855
21	$\hat{y} = -0.0007z + W(x)$	2.014	6.254	$Coi3$	−0.0007	0.853
22	$\hat{y} = -0.0007z + W(x)$	2.014	6.254	$Dau12$	−0.0007	0.849
23	$\hat{y} = -0.0008z + W(x)$	2.016	6.256	$Coi2$	−0.0008	0.848
24	$\hat{y} = -0.0007z + W(x)$	2.015	6.255	$Coi5$	−0.0007	0.848
25	$\hat{y} = -0.0006z + W(x)$	2.013	6.254	$Dau10$	−0.0006	0.848
26	$\hat{y} = -0.0008z + W(x)$	2.016	6.256	$Coi4$	−0.0008	0.848
27	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.018	6.259	$Dau2$	−0.0005	0.845
28	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.018	6.258	$Haar$	−0.0005	0.844
29	$\hat{y} = -0.0005z + W(x)$	2.013	6.253	$Dau18$	−0.0005	0.843
30	$\hat{y} = -0.0006z + W(x)$	2.014	6.254	$Dau16$	−0.0006	0.841
31	$\hat{y} = -0.0007z + W(x)$	2.017	6.258	$Dau14$	−0.0007	0.834
32	$\hat{y} = -0.0004z + W(x)$	2.015	6.255	$Dau20$	−0.0004	0.828

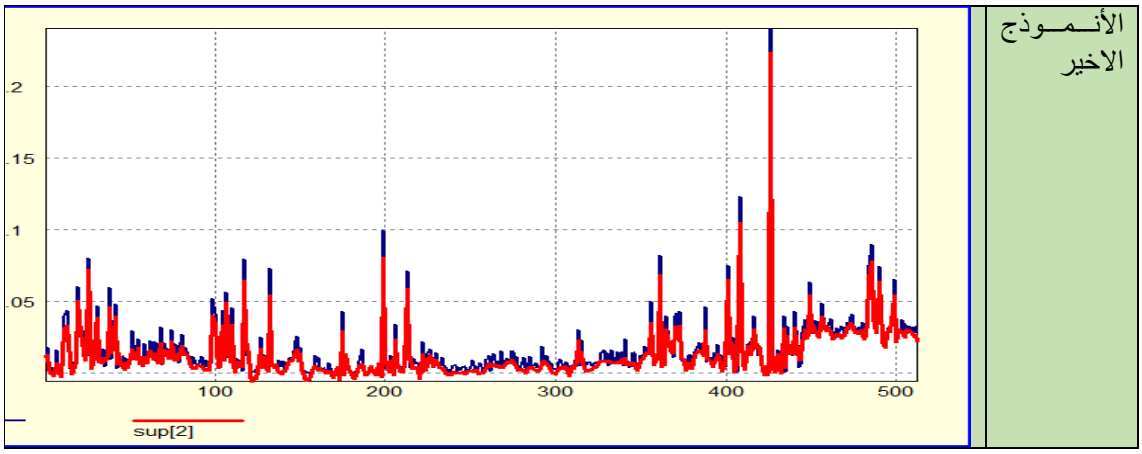
ويمكن توضيح الأنموذج الاول والاخير بالشل التالي :-

الشكل رقم (5) :- رسم الأنموذجين الاول الاخير من النماذج الافضل للمستوى الثامن

الأنـــمـــوذج الاول



ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19



- **النماذج الافضل عند المستوى التاسع $2^8 = 256$**

عند هذا المستوى فان جميع النماذج تحقق الشرطين مع ضرورة ملاحظة عودة سلسلة نماذج المويجات $(Haar\ ,Daubechies2\ ,Coiflet2,4,1)$ كافضل النماذج مثبتة في الجدول التالي :-

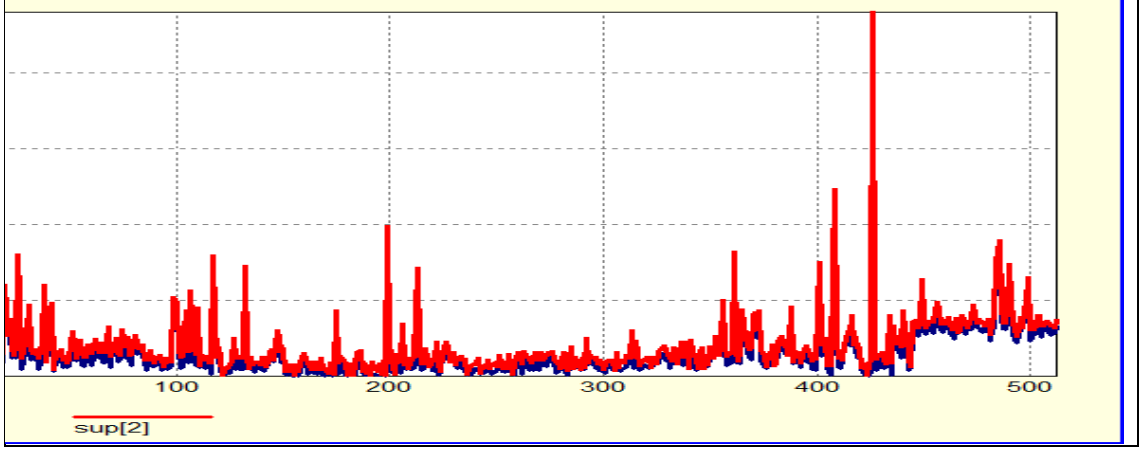
الجدول رقم (13):- النماذج الافضل للمستوى التاسع $2^8 = 256$

ت	معادلة الأنموذج	AIC	BIC	الموجة	$Beta$	R^2
1	$\hat{y} = 0.00421x + W(z)$	2.012	6.252	$Haar$	0.0048	0.97
2	$\hat{y} = 0.00459x + W(z)$	2.012	6.253	$Dau2$	0.0048	0.97
3	$\hat{y} = 0.00425x + W(z)$	2.008	6.248	$Coi2$	0.0058	0.969
4	$\hat{y} = 0.00418x + W(z)$	2.008	6.248	$Coi4$	0.0054	0.968
5	$\hat{y} = 0.00313x + W(z)$	2.01	6.25	$Coi1$	0.0053	0.967
6	$\hat{y} = 0.00313x + W(z)$	2.007	6.247	$Dau12$	0.0063	0.964
7	$\hat{y} = 0.0041x + W(z)$	2.009	6.249	$Coi5$	0.0045	0.963
8	$\hat{y} = 0.00352x + W(z)$	2.006	6.246	$Dau6$	0.004	0.959
9	$\hat{y} = 0.00362x + W(z)$	2.014	6.254	$Dau18$	0.0044	0.958
10	$\hat{y} = 0.00394x + W(z)$	2.007	6.247	$Dau20$	0.006	0.957
11	$\hat{y} = 0.00335x + W(z)$	2.005	6.245	$Dau8$	0.0032	0.955
12	$\hat{y} = 0.00357x + W(z)$	2.009	6.249	$Dau16$	0.0037	0.953
13	$\hat{y} = 0.00354x + W(z)$	2.014	6.254	$Coi4$	−0.0008	0.953
14	$\hat{y} = 0.00313x + W(z)$	2.008	6.248	$Dau2$	−0.0005	0.952
15	$\hat{y} = 0.00323x + W(z)$	2.007	6.247	$Coi1$	−0.0008	0.951
16	$\hat{y} = 0.00355x + W(z)$	2.014	6.255	$Dau14$	0.0037	0.951
17	$\hat{y} = 0.00262x + W(z)$	2.01	6.25	$Coi2$	−0.0008	0.951
18	$\hat{y} = 0.0025x + W(z)$	2.007	6.248	$Haar$	−0.0005	0.951
19	$\hat{y} = 0.00242x + W(z)$	2.01	6.25	$Coi3$	−0.0008	0.951
20	$\hat{y} = 0.0026x + W(z)$	2.011	6.251	$Coi5$	−0.0008	0.95
21	$\hat{y} = 0.00221x + W(z)$	2.014	6.255	$Dau8$	−0.0005	0.95
22	$\hat{y} = 0.00233x + W(z)$	2.01	6.25	$Dau4$	−0.0005	0.948
23	$\hat{y} = 0.0022x + W(z)$	2.011	6.251	$Coi3$	0.0034	0.947
24	$\hat{y} = 0.00236x + W(z)$	2.01	6.25	$Dau6$	−0.0005	0.946
25	$\hat{y} = 0.00237x + W(z)$	2.008	6.248	$Dau10$	0.0034	0.945
26	$\hat{y} = 0.00211x + W(z)$	2.009	6.249	$Dau10$	−0.0006	0.945
27	$\hat{y} = 0.00215x + W(z)$	2.01	6.251	$Dau12$	−0.0007	0.942
28	$\hat{y} = 0.00181x + W(z)$	2.01	6.251	$Dau16$	−0.0006	0.938
29	$\hat{y} = 0.00181x + W(z)$	2.009	6.249	$Dau18$	−0.0005	0.938
30	$\hat{y} = 0.0023x + W(z)$	2.01	6.25	$Dau14$	−0.0007	0.935
31	$\hat{y} = 0.00187x + W(z)$	2.013	6.253	$Dau20$	−0.0004	0.927
32	$\hat{y} = 0.00222x + W(z)$	2.011	6.251	$Dau4$	0.0026	0.922

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

اما رسم الأنموذج الافضل فهو بالشكل التالي :-

الشكل رقم (6) :- رسم الأنموذج الافضل للمستوى التاسع



الاستنتاجات

ان هذا الاستنتاج يتطلب شرحا تفصيليا للوصول خطوة بعد خطوة اليه وكما سياتي:-

1. ان معادلة الانحدار التقليدية تكون بالشكل المعروف علميا $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots \ldots \ldots \ldots + \beta_k X_k + e$ ويمكن اعطاء مفهوم اخر لها عن طريق شرح وظيفة المتغيرات التوضيحية حيث انها هنا ستكون بوظيفة تكوين لمتغير الاستجابة وبمساهمات مختلفة حسب الوزن او المعلمة المصاحبة لها وفي نفس الوقت تقوم بوظيفة تكوين لمقدر متغير الاستجابة حيث انها تساهم مساهمة مباشرة في تقدير معالم الأنموذج تارة كما في صيغة التقدير التقليدية

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

والتي ستستخدم لتكوين مقدر متغير الاستجابة كما في معادلة الانحدار التقديرية التقليدية

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots \ldots \ldots \ldots + \beta_k x_k$$

ويمكنها ايضا تقدير متغير الاستجابة مباشرة بصيغة اخرى وهي

$$\hat{y} = (X(X^T X)^{-1} X^T) Y$$

مما يمكن اختصاره بوجود وظيفتين رئيستين للمتغيرات المعلمية التوضيحية الاولى هي المساهمة في تكوين متغير الاستجابة او بعبارة اخرى تكوين خط الانحدار الرئيس والثانية هي المساهمة في تكوين مقدر متغير الاستجابة او بمعنى اخر المنحنى التقديري للأنموذج .

2. عند النماذج اللامعلمية فان الصيغة العامة لها هو $Y = m(X) + e$

وهذا يعني ان المتغيرات التوضيحية ذات السلوك اللامعلمي ستبقى بوظيفة تكوين متغير الاستجابة , وعند اللجوء لاي اسلوب لبي في تقدير هذا الأنموذج كما في صيغ ناداريا واتسون او المقدر اللبي فان المتغيرات التوضيحية ستبقى مساهمة في تقدير متغير الاستجابة المقدر كما في المعادلة التقديرية : $\hat{y} = \hat{m}(x)$

مما يعني بقاء الوظيفتين معا كما في الحالة الاولى ولكن عند ملاحظة خوارزمية التقدير المويجي اللامعلمي (الخوارزمية 1) فاننا سنستنتج على الفور بالغاء دور المتغير اللامعلمي التوضيحي في تقدير متغير الاستجابة وبصورة نهائية , أذ أن عملية التقدير المويجي وبصورة واضحة ستعتمد على متغير الاستجابة فقط كمساهم رئيسي ووحيد في تقدير نفسه واستبعاد نهائي للمتغير اللامعلمي التوضيحي . ومما تقدم يمكن صياغة الاستنتاج النهائي وهو (ان الاسلوب المويجي يمحو تماما اي اثر للمتغيرات ذات السلوك اللامعلمي) .

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

المصادر

1. الشاروط ، محمد حبيب كاظم (2006) ، "تحليل الموجة الصغيرة Wavelet لتقدير منحنى الانحدار اللامعلمي" ، اطروحة دكتوراه ، كلية الادارة والاقتصاد ، جامعة بغداد .
2. طراد ،علاء جابر،(2014)،" نماذج الانحدار المعلمي وشبه المعلمي(دراسة مقارنة)" , رسالة ماجستير ،كلية الادارة والاقتصاد / الجامعة المستنصرية.
3. Daubechies .I," Ten Lectures on WAvelets", (1999) , SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND APPLIED MATHEMATICS.
4. David F. Walnut , "An Introduction to Wavelet Analysis" (2004) , Springer Science+Business Media, LLC
5. Hardle, W " Applied Nonparametric Regression"(1990). Cambridge University Press. Cambridge
6. Hardle,W & Kerkyacharian.G , Picard.D & John.N "Wavelets, Approximation and Statistical Applications"(1997) Springer
7. *Hubbard. B.B ," The World According to Wavelets" (1996) , A K Peters Wellesley, Massachusetts*
8. *Irène Gannaz , "Robust estimation and wavelet thresholding in partially linear models"(2007) Springer Science+Business Media ,17,293-310*
9. *Leming Qu ," Wavelet thresholding in partially linear models: a computation and simulation"(2003) , Appl. Stochastic Models Bus. Ind ,19,221-230*
10. R.Todd Ogden , "Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis" (1997) , Birkhauser ,
11. Van Fleet .P & David.k.r , "Wavelet Theory : An Elementary Approach With Applications"(2009) , John Wiley & Sons
12. Van Fleet .P "DISCRETE WAVELET TRANSFORMATIONS : An Elementary Approach with Applications"(2008) , John Wiley & Sons, Inc
13. Yves Meyer, "Wavelet : Algorithms and Application" 1993, Society for Industrial and Applied Mathematics
14. Chang, X. and Qu, L. (2004). "Wavelet estimation of partially linear models".Comput. Statist. Data Anal., 47 31–48.
15. Donoho, D. L., Johnstone, I. M., Kerkyacharian, G., and Picard, "Wavelet Shrinkage: Asymptop"(1995) , Wiley for the Royal Statistical Society , Vol: 57 , 2(301-369)
16. Donoho, D. L. and Johnstone, "Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage"(1995) , American Statistical Association , Vol :90 , 423(P1200-1224).
17. Donoho, D. L. and Johnstone, I. M. (1994b) Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage, Biometrika, 81, 425–455.
18. Grossman, A. and Morlet, J. , (1984), "*Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shap*", SIAM. J. Math., 15 , 723 – 736.
19. HERRICK.D.R , G.P. NASON , B.W. SILVERMAN , "SOME NEW METHODS FOR WAVELET DENSITY ESTIMATION", 2001, The Indian Journal of Statistics ,vol: 63
20. Kevin R. Wheeler , Atam P. Dhawan," Basis Selection For Wavelet Regression" 1998 , 11th International Conference on Neural Information Processing Systems

ISSN : 1813-6729 http://doi.org/10.31272/JAE.42.2019.121.19

21. Kovac, A. , Silverman, W. B. , (2000), "Extending The Scope of Wavelet Regression Methods by Coefficient-Dependent Thresholding", Journal of the American Statistical Association, 95, 172-183 .
22. NASON.G.P , "Choice of wavelet smoothness" (2002), Statistics and Computing , 12(219-227) .