DOI: https://doi.org/10.31272/jae.i143.1203
Available online at: https://admics.uomustansiriyah.edu.iq/index.php/admeco

مجلة الادارة والاقتصاد
Journal of Administration & Economics

Mustansiriyah University
College of Administration & Economics

P-ISSN: 1813 - 6729
E-ISSN: 2707-1359

المقارنة بين تحويل الرفع والرفع التكييفي في تقدير دالة الانحدار اللامعلمي مع التطبيق

شرين علي حسين
قسم ضمان الجودة والاداء الجامعي ، رئاسة جامعة بغداد ، بغداد ، العراق.
Email: shreen.a@uobaghdad.edu.iq, ORCID:\

المستخلص

يتم في هذا البحث دراسة تحويلات الرفع وبيان امكانية توظيف اكثرها كفاءة في معالجة وتحليل الاشارة وذلك بهدف تحسينها وازالة الضجيج منه ومن ثم تقدير دالة الانحدار اللامعلمي حيث سنطرح بعض طرائق التحويل والية تطبيقها من اجل التخلص من الضجيج في الاشارة اذ تم اخذ كلاً من طريقة تحويل الرفع (Lifting Transformation) وتحويل الرفع التكيفي (Adaptive Lifting Transformation) ، اذ تم المقارنة فيما بينها عن طريق AMSE وباختلاف دوال الاختبار واختيار الافضل وقد اتضح ان طريقة التحويل الرفع التكيفي (Adaptive Lifting) كانت الافضل تلاها بعد ذلك طريقة تحويل الرفع (LIFTINGW) باختلاف دوال الاختبار واحجام العينات اذ تم تطبيق الطرائق المذكورة على بيانات حقيقية تمثلت بكل من نسبة السيولة المالية كمتغير توضيحي نسب الفائدة على القروض قصيرة الاجل كمتغير معتمد للفترة من (2013-2022) اذ اثبتت الطرائق المذكورة كفاءتها في تفسير علاقة التأثير للمتغيرات المذكورة .

معلومات البحث

تواريخ البحث:

تاريخ تقديم البحث: 27 / 2 / 2024
تاريخ قبول البحث: 29 / 4 / 2024
عدد صفحات البحث 87 - 98

الكلمات المفتاحية:
التحويل المويجي المتقطع ، الانحدار اللامعلمي ، تحويل الرفع ، تحويل الرفع المكيف .

المراسلة:
أسم الباحث: شرين علي حسين
Email: shreen.a@uobaghdad.edu.iq

1. المقدمة

يتم استعمال تقليص المويجات على نطاق واسع لتقدير دوال الانحدار اللامعلمي من خلال تحويل البيانات المشاهدة على شكل مويجات من خلال استعمال التحويل المويجي المتقطع (Discrete Wavelet Transformation) وكذلك تحديد عتبة معاملات المويجة المناسبة ثم عكس التحويل للحصول على تقدير الدالة ، سيتم في هذا البحث توظيف طرائق تحويل جديدة لديها القدرة على التكيف مع انواع بيانات اكثر عمومية كون التحويلات السابقة لديها شروط صارمة وهي ان البيانات تكون متباعدة بشكل منتظم وذات حجم عينة ثنائي اي ($n = 2^j$) لإجراء عملية تحويل كفؤة وتقدير الدالة بشكل دقيق. وتبرز هنا مشكلة ان في الجوانب التطبيقية تكون البيانات متباعدة بشكل غير تساوي او ان حجم العينة لا يكون ثنائيا مما يتطلب ايجاد تحويلات ذات تكيف اكثر مع هكذا مشكلة.

ان التحويلات الجديدة تكون ذات قدرة تكيف للعمل حتى مع اختراق تلك الشروط ومن هذه التحويلات هو تحويل الرفع (Lifting Transformation) وتحويل الرفع التكييفي (Adaptive Lifting Transformation) وهما تحويلان يشبهان التحويلات السابقة بالشكل العام الا ان لهما خصائص ضغط وتقليل للتشويش جيدة حتى مع البيانات المتباعدة بشكل غير منتظم وحجم عينة غير ثنائي ، اذ تعد ذات كفاءة اكبر حتى من طرائق التحويل المقترحة من قبل الباحثان (Kovac & Silverman) عام 2000 للبيانات المتباعدة بشكل غير منتظم والذي يعد الانطلاقة الحقيقية لمعالجة القصور الموجود في التحويلات السابقة ·

2.هدف البحث Research aim

تحديد افضل اسلوب تحويل رفع لتقدير دالة الانحدار اللامعلمي من خلال دراسة المحاكاة وثم تطبيقه على بيانات حقيقية تمثلت بتقدير دالة نسبة الفائدة .

3. الانحدار المويجي Wavelet Regression

تعد الشرارة الاولى في توظيف التحويلات المويجية في الاحصاء من قبل الباحثان (Dohno & Jonston) عام (1994) وتم تطويرها فيما بعد من قبل العديد من الباحثين اذ اصبح الاتحدار المويجي ذات اهمية متزايدة خلال العقد الماضي من خلال اقتراحات (Vidakovic) عام (1999) و (Abramovich) واخرين عام (2000) وان انموذج الانحدار اللامعلمي يكون وفق الصيغة التالية:

$$Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i \quad i=1,\ldots\ldots,n \qquad (1)$$

والهدف من اجراء الانحدار المويجي هو تقدير الدالة m من المشاهدات Y_i ، وبالرغم من كفاءة طرائق التحويل المويجي في التقدير الا انها وكما ذكرنا تكون مقيدة بافتراضات صارمة هي ان تكون المشاهدات (X_i) ذات مسافات متباعدة بشكل منتظم وان يكون حجم العينة ثنائي الا ان هذه الافتراضات في الغالب لا يتم تحققها في الواقع التطبيقي للبيانات الحقيقية على سبيل المثال البيانات المالية كالسيولة المصرفية والقروض وغيرها والتي قد تسجل ضمن فترات زمنية غير متساوية وبالتالي تكون متباعدة بشكل غير منتظم اضف الى ذلك كونها ذات حجم غير ثنائي مما يؤدي الى نتائج غير كفوءد ومظللة للاستنتاجات وبالتالي قرارات خاطئة لمعالجة المشكلة قيد الدراسة ، مما دفع الباحثين امام تساؤل مهم وهو هل يتم تجاهل طرائق كفوءة في التقدير مع هكذا بيانات ام ايجاد طرائق ذات قدرة وتكيف عالي حتى مع اختراق تلك الافتراضات وجاء الرد سريعاً بايجاد طرائق تحويل جديدة ذات كفاءة عالية [2],[6].

4. تحويل الرفع Lifting Transformation (LT)

يعطي اسلوب الرفع في تحويل المويجات قدراً كبيراً من المرونة . من حيث المبدأ يمكننا استخدام اي تنبؤ او تحديث خطي او غير خطي ويضمن بناء الرفع ان يكون التحويل قابلاً للعكس . اذ ظهرت هذه الطريقة من التحويل في الاونة الاخيرة ، اذ تم تطويرها بشكل يمكننا من خلاله تطبيق التحليل متعدد الميز على بيانات اكثر عمومية اي بالإمكان تطبيقه حتى مع البيانات المتباعدة بشكل غير منتظم .

قدمت هذه التقنية بواسطة (Sweldens 1996) اذ يتلخص عملها في ثلاث خطوات رئيسية هي الانقسام والتنبؤ (الرفع المزدوج) والتحديث (الاعداد الاولي) والتي سيتم توضيحها فيما يلي [11],[10]

- **التقسيم :** يتم فصل النقاط yi الى فردية وزوجية بالتساوي وفق الاتي

$$Split(cj) = (cj^{k\tau}, cj^{M\tau}) \qquad (2)$$

- **التنبؤ :** وهي المهمة التالية اذ يتم التنبؤ بقيم yi للقيم المفهرسة فردياً باستخدام المعلومات الموجودة في القيم المفهرسة زوجياً ، اذ نحصل على التنبؤ للدالة yi بدرجة تمهيد موضوعية وكالاتي

$$dj-1 = cj^{M\tau} - P(cj^{M\tau}) \qquad (3)$$

إذ ان $P(.)$ هي عملية التنبؤ اذ يتم اختيار P التي تكون ارتباط بين $cj^{k\tau}$ و $cj^{M\tau}$.

- **التحديث :** تعد هذه الخطوة هي الخطوة النهائية من خلال تحديث قيم yi على المواقع الزوجية لاستعمال تركيبة خطية من قيم yi القديمة المفهرسة زوجياً مع متجه التفاصيل .

ان الغرض من مرحلة التحديث هو الحفاظ على كمية الاشارة في القيم المحدثة الاولية (القيمة المتوسطة للاشارة) عبر التكرارات المتتالية لهذا الاجراء (Mathewi and Nunes, 2005) ، بعد تكرار اجراء تقييم التنبؤ بالتحديث على القيم المحدثة يتم استبدال البيانات الاولية yi بالبيانات المحدثة المتبقية في العينة الفرعية (التي تفيد انتاج ميزات المقياس الخشن للاشارة) والمعاملات التفصيلية التي تتراكم خلال العملية وهذا العمل مشابه لطريقة التحويل المويجي المتقطع الذي يستبدل yi بمجموعة من دوال الاب ومعاملات الام المويجية [10],[7].

5. تحويل الرفع التكييفي Adaptive Lifting Transformation (ALT)

تعد خوارزمية الرفع التكييفية انتقالة جديدة في تقدير دالة الانحدار اللامعلمي من خلال ما تحمله من خصائص عالية تمكنها من التكيف مع العديد من انواع المشاهدات بل تعدى ذلك حتى الى البيانات ذات الابعاد العالية وهذه الخصائص هي :

1- انها قابلة للتكيف مما يمكنها اختيار نوع التنبؤ في كل خطوة ينتج باختيار موضعي لعدد عزوم التلاشي (تمهيد مويجي) اذ في كل خطوة يتم ايجاد عدداً من الاحتمالات للتنبؤ وبعدها يتم اختيار اقصى قدر من الضغط (يتم قياسه كاصغر قيمة مطلقة لمعامل المويجات) (Wavelet Coefficient) .

2- بما ان معاملات الرفع مشابه الى حد كبير معاملات المويجة لذلك يمكن استعمال العديد من التقنيات المصممة سابقاً (قيمة دالة العتبة) من تقليل التشويش لمعاملات المويجة .

3- الخوارزمية فعالة من الناحية الحسابية $\varphi(n)$.

4- من خلال هذه الخوارزمية بالامكان التعامل مع قيم متعددة لـ(y) لكل (x) معطى .

ويمكن توضيح كيفية عمل خوارزمية التكييف وفق الاتي [9],[4]:

1.5 - الرفع التكييفي لمعامل واحد في وقت واحد (Lifting one Coefficient)

كما ذكرنا الغاية من اجراء كافة التحويلات هي تقدير دالة $m(x)$ لعينة n من النقاط سواء كانت منتظمة التباعد ام لا على خط حقيقي والغاية من التحويل هو تحويل قيم الدالة الى مجموعة من معاملات التفصيل (Detail Coefficients) ومعاملات القياس (Scaling Coefficients) .

يمكننا ترتيب القيم والفواصل الزمنية المرتبطة بكل نقطة . احدى الطرق للقيام بذلك هي انشاء فترات زمنية تكون نقاط النهاية فيها هي نقاط المنتصف بين نقاط الشبكة الاولية .

من اجل التعبير عن دالة (الادخال) الاولية كمجموعة خطية من دوال القياس ، فاننا ناخذ دوال القياس الاولية لتكون دوال مميزة للفترات المرتبطة بكل نقطة .

ومن خلال خاصية $\eta_{n,k}(x_i) = \delta_{i,k}$ لـ $k,i \in \{1,.....,n\}$ ويمكن التعبير عن الدالة m وفق الاتي :

$$m(x) = \sum_{k=1}^{n} C_n,k\eta_n,k(x) \tag{4}$$

$$m(x_i) = \sum_{k=1}^{n} C_n,k\delta_n,k = C_{n,i} \tag{5}$$

بهذه الطريقة يتم استعمال قيم الدوال على الشبكة غير المنتظمة كمعاملات قياس اولية .

كخطوة الرفع الاولى (لتكن المرحلة n) يجب اختيار النقطة المراد رفعها ولتكن j_n ومثل ذلك

$$\int \eta_n, j_n(x)dx = \min k \in \{1,.....,n\} \int \eta_n,k(x)dx \tag{6}$$

باستخدام اقل تكامل دالة قياس ، نختار النقطة بادق التفاصيل من خلال بناء الفترة المتمثلة لتكامل دالة القياس .

تتوافق قيم التكامل الاصغر مع المناطق التي تم فيها اخذ عينات من الدالة بكثافة ، وبالتالي فان ازالة النقطة لن تؤدي الا الى فقدان معلومات صغيرة في الاشارة . لذا فان المعاملات الاولى التي تم الحصول عليها هي تلك التي تتوافق مع ادق التفاصيل ، مع خطوات اخرى تفاصيل اكثر خشونة بشكل تدريجي .

بعد اختيار النقطة المراد ازالتها j_n نحدد مجموعة المجاورات I_n .

نظراً لوجود تطابق one-to-one بين النقطة المراد ازالتها ومرحلة ازالتها ، فاننا نقوم بفهرسة كل مجموعة من المجاورات ضمن المرحلة (n) .

نستخدم المجاورات للتنبؤ بقيمة الدالة عند j_n باستعمال تقنيات الانحدار البسيط . يعد كل من تعريف المجاور و طريقة الانحدار امراً بالغ الاهمية لتثبيت التكييف . مرحلة التنبؤ تعطي تقديراً للانموذج $\sum_{i \in I_n} a_i^n C_{n,i}$ ، حيث ان a^n هي الاوزان الناتجة من اجراء الانحدار على I_n . اذا كان j_n مجاور واحد فقط (i) ، فان التنبؤ يكون $m(x_i)$ وبذلك يتم الحصول على معاملات التفصيل (Detail Coefficient) ومن الصيغة التالية :

$$d_{jn} = C_n, j_n - \sum_{i \in I_n} a_i^n C_{n,i} \tag{7}$$

وفي حالة المجاور الواحد

$$d_{jn} = C_n, j_n - C_{n,i} \tag{8}$$

تؤثر مرحلة التحديث فقط على معاملات القياس المرتبطة بالنقاط المجاورة

$$C_{n-1,i} = C_{n,i} + b_i^n d_{jn}, \forall i \in I_n, i \neq j_n \tag{9}$$

لاي $i \notin I_n (i \neq j_n)$ معاملات القياس لا تتاثر ، بحيث ان $C_{n-1,i} = C_{n,i}$.

الهدف من مرحلة التحديث هذه هو الحفاظ على $\sum_{i \in I_n} C_{n,i} \int f_{n,i}(x)dx$ ثابتة عبر المقاييس ، بعبارة اخرى :

$$\sum_{i \in I_n} C_{n,i} \int \phi_{n,i}(x)dx = \sum_{i \in I_{n-1}} C_{n-1,i} \int \phi_{n-1,i}(x)dx \tag{10}$$

ويتم الحصول على b^n من خلال الشرط ، علاوة على ذلك يتم اعادة توزيع التكامل المرتبط بالنقاط التي تمت ازالتها عن مجاوراتها Jansen (2001,2004) لتفاصيل اكثر حول هذا الاجراء .

عند هذه النقطة Jansen (2004) واخرون اقترح انه بالامكان تمثيل الاشارة على انها :

$$m(x) = d_{jn}\psi_{jn}(x) + \sum_{i \in \{1,.....,n\}/\{j_n\}} C_{n-1,i} f_{n-1,i}(x) \tag{11}$$

إذ ان ψ_{jn} و $f_{n-1,i}$ هي مناظرة لدوال المويجات والقياس المعتادة (Mather Wavelet) و (Scaling Function) .

للتلخيص سيتم البدء بالمعادلة (4) ، النقطة j_n يتم تحديدها كدالة قياس ϕ_n, j_n يتم الغاءها وانشاء دالة المويجة ψ_{jn} بمعامل جديد d_{jn} . ومن ثم يتم تحديث جميع معاملات دالة القياس المجاورة للنقطة j_n مما يؤدي الى التمثيل لدالة (a).

ومع ذلك على عكس حالة المويجات المتقطعة المعتادة ، لا توجد صيغ تحليلية لدوال القياس والمويجات يتم انشاء هذه الدوال بشكل متكرر مع استمرار الخوارزمية وتعتمد على مواقع نقاط الادخال (x_i) فمن الممكن انشاء دوال المويجات عن طريق اجراء تحويل امامي على دالة صفر في الموقع (x_i) ، ثم ادخال القيمة (1) في موقع معامل المويجات الذي نريد بناء دالة المويجات الخاصة به ونطبق تحويل الرفع العكسي ، غالباً ما يستخدم هذه الطريقة نفسها لانشاء صور لمويجات الام في الحالة العادية .

يعد تعامد المويجات ودوال القياس ميزة مرغوبة لانها تضمن استقرار التحويل ولكنه لا ينطبق في حالة تحويل الرفع .

اذ انه بعد الحصول على القيم المتوقعة والمحدثة ، تتم ازالة نقطة الشبكة j_n وتكرر العملية اذ يتم اختيار نقطة جديدة بناءً على الحد الادنى من التكاملات المحدثة ، ويتم تحديث المجاور من نقاط الشبكة المتبقية (تلك التي لم يتم ازالتها ولم يتم اختيارها في المرحلة الحالية) ويتم تنفيذ خطوات التوقع والتحديث .

ونتيجة لذلك في نهاية المرحلة (r) فان النقاط $(j_n, j_{n-1}, \ldots\ldots, j_n)$ قد تم ازالتها . سيتم تمثيل الاشارة m كتركيبة خطية $n-r+1$ المتولدة من خلال التحويل ودوال القياس المتبقية (المحدثة) مع المعاملات المقابلة التي تكون من التفاصيل ومعاملات ذات التردد الواطئ وفق الاتي[12],[8] :

$$m(x) = \sum_{k\in(n,n-1,\ldots\ldots r)} d_{jk}\psi_{jk}(x) + \sum_{i\in(1,\ldots\ldots,n)/(j_n, j_{n-1},\ldots\ldots,j_n)} C_{n-1,i}\eta_{n-1,i}(x) \qquad (12)$$

6. اضافة التكييفية (Adding Adaptivity)

بالعودة الى مسالة اختيار المجاورات يمكن استخدام التنبؤ بناءً على المجاورات المتماثلة نفس عدد المجاورات على يسار ويمين النقطة التي تم ازالتها واختيار اقرب مجاور الى النقطة التي تمت ازالتها بغض النظر عن الجانب الذي تقع فيه . ومن خصائص هذه الخوارزمية والبرمجة المستعملة يمكن التنبؤ مع اي عدد من المجاورات للتنبؤ ، يستعمل الانحدار متعدد الحدود (الحد الثالث) باستعمال المجاورات كمتغيرات توضيحية (اي الانحدار الخطي او التربيعي او المكعب لحل المجاور المحدد) وهذا يقابل عدد عزوم التلاشي عند التحويل المويجي المتقطع ، وهو امر ذو فائدة كبيرة عندما تكون الدالة ممهدة موضعياً ولا يكون هنالك انقطاعات .

ولتكييف التحويل التالي (الرفع) مع تنقية الاشارة الموضعية لذلك يتم عند كل خطوة رفع مصدرين للتكييف هي درجة الانحدار وحجم المجاور وتكون عن طريق الاتي[13],[9] :

1.6. طريقة (Adaptpred)

في كل خطوة يتم اختيار رتبة المتعدد (خطي ، تربيعي ، مكعب ، مع او بدون تقاطع) مما يؤدي الى انشاء اصغر معامل تفصيلي في القيمة المطلقة يتم تحديد حجم المجاور وتكوينه من خلال تكييف قواعد المويجات مع تمهيد الاشارة [8] .

2.6. طريقة (Aaptneigh)

فضلاً في طريقة Adaptpred ، يتم الاختيار من بين عدة احتمالات لحجم المجاور وتكوينه بحيث يتم الحصول على اصغر معامل تفصيلي (بالقيم المطلقة) المجاورات المكونة تكون متماثلة وبعدد محدد مسبقاً لكل جانب اقرب مجاور يصل الى ضعف العدد المحدد [8] .

7. اختيار المجاور (Choosing the Neighbourhoad)

اختيار المجاور في تحويل الرفع يجب ان يحدد حجم المجاور ويمكن الاختيار بناءً على المعرفة السابقة بالاشارة ومع ذلك فانه ينصح باستعمال احجام المجاورات الكبيرة لان ذلك يزيد من فرص استخدام النقاط التي لا تنتمي الى نفس المقياس .

في هذه الخوارزمية عندما تكون النقطة المراد ازالتها في مرحلة معينة على الحدود بدلاً من استخدام العدد المطلوب من المجاورات (والذي سياتي بعد ذلك من جانب واحد فقط) فاننا نستخدم فقط اقرب جار لها لتجنب استعمال المجاورات المصطنعة . اظهرت الدراسات ان المجاورات غير المتماثلة ليس لها تاثير على تحويل الرفع التكييفي طالما يتم استعمال عدد ثابت من المجاورات [8].

8. ترتيب الانحدار (Regression Order)

يتم انشاء التحويلات غير المستقرة باستعمال منحنيات ذات ترتيب اعلى مما يسمح به العدد المتاح من المجاورات ومن ثم نستخدم كل نوع من التنبؤ مع العدد المناسب من المجاورات . في خطوات معينة من التحويل ستكون في حالة عدم وجود عدد كاف من المجاورات وبالتالي يجب تقليل ترتيب التنبؤ بينما بالنسبة للنقاط الحدودية نتنبأ دائماً باستخدام دوال الخطوة لذلك علينا ان ندرك اننا في الواقع نحصل على مزيج من درجات الانحدار (على الرغم من اننا بحاجة الى درجة ثابتة له) [9] .

9. اللاخطية للخوارزمية التكييفية Non Linearity of Adaptive Algorithims

من المعلوم انه بالنسبة لمخططات التنبؤ التي يستخدم انحدار المربعات الصغرى يتم احتساب اوزان التنبؤ باستخدام قيم الشبكة فقط وبالتالي يكون التحويل خطياً . مع ذلك عندما نقدم القدرة على التكييف في تصميم التحويل فان نوع التنبؤ المستخدم يتكيف مع بنية الاشارة المحلية . وهذا بدوره يؤدي الى اعتماد اوزان التنبؤ وتكاملات الدوال واوزان التحديث والنقطة التالية المختارة للازالة على الاشارة m . وبالتالي فان عامل التحويل المرتبط بالتحويلات التكيفية ليس خطياً بل هو دالة اشارة [9].

10. تحديث الاوزان Update Weights

تعتبر اوزان التحديث مسؤولة ايضاً عن عدم استقرار التحويل وفي الخوارزمية المستخدمة

$$b_i^r = I_{r,j_r} I_{r-1}, i / \sum_{k \in I_r} I_{r-1}^2, k \qquad (13)$$

كما اقترح (Jansen) واخرون (2000) بان هذا الاختيار يضمن بان تكون الاوزان التي تم الحصول عليها لها الحد الادنى من الطبيعي ، كما يمنع دوال المويجات والقياس الجديدة في مرحلة (r) من ان تكون قريبة جداً من بعضها البعض [8] .

11. مشاهدات متعددة في قيم (x) Multiple Observations at x

تم مواجهة العديد من المواقف الحقيقية حيث يكون عدد قيم mi في نفس الموقع xi . نستخدم خطوة التنبؤ ونهج المربعات الصغرى لتقدير المعلمات المجهولة لمنحنى الانحدار لتتناسب مع البيانات والتي يمكنها التعامل بشكل طبيعي مع المشاهدات المتعددة . في خطوة التحديث يتم تحديث جميع المجاورات المتعددة باستخدام التفاصيل المقابلة الذي تم الحصول عليها في مرحلة التنبؤ . لذا فان نقاط الجوار التي كانت متعددة تقل بعد خطوة التحديث اذا كانت النقطة المراد ازالتها متعددة في حد ذاتها ، فقد تم اختيار معامل تفصيلي واحد عن طريق اخذ متوسط معاملات التفصيل الفردية المميزة [10] .

12. المحاكاة

لانموذج الانحدار اللامعلمي $y_i = m(x_i) + e_i$ حيث ان $x_i = i/n$ ، $i = 1,.....,n$ حيث x_i ضمن الفترة [0,1] ، اما الاخطاء e_i يتم توليدها وفق التوزيع الطبيعي، $m(x_i)$ دالة الانحدار اللامعلمي والتي سيتم تقديرها ، اما المتغير المعتمد فيتم توليده من خلال دوال الاختبار المذكورة في الفقرة (3) ادناه مضافاً اليها التشويش e_i .

وبغية تنفيذ تجارب المحاكاة تم استعمال العوامل الآتية :

1. حجوم العينات **n** ، تم استعمال ثلاث انواع من احجام العينات وهي $2^6 = 64$ ، $2^7 = 128$ ، $2^8 = 256$.
2. 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**) أي نسب تشويش صغيرة واخرى كبيرة.
3. دوال الاختبار $g(t_i)$ ، المستعملة تم اختيارها لتمثل حالات مختلفة من الواقع العملي حيث تم استعمال دوال(Doppler) والتي تمتاز بترددتها المتغيرة ، كذلك دالة (Heavesin) والتي تمتاز كونها متقطعة وغير مستمرة بالإضافة الى دوال (Blocks) وهي دوال غير دورية ذات مطبات حادة والموضحة في الجانب النظري.

13. معيار المقارنة

تم استعمال معيار معدل مجموع متوسطات الخطأ (MASE) حيث ان هذا المعيار يكون وفق الصيغة الاتية :

$$MSE(\hat{g}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [g(i/n) - \hat{g}(i/n)]^2 \qquad (14)$$

14. تحليل تجارب المحاكاة

اجريت تجارب المحاكاة باستعمال ثلاثة حجوم للعينات وبتكرار (500) . اذ سيتم تحليل وتفسير النتائج من خلال مقارنة الطرائق بمعيار (MASE) حسب كل دالة من دوال الاختبار الموضحة في الجانب النظري وعند كل حجم عينة قيمة عتبة وقانون عتبة وباختلاف نسب التشويش لغرض الاطلاع على اداء الطرائق باختلاف المواقف المتوقع مواجهتها في الجانب التطبيقي وكما يلي :

15. دوال الاختبار

ادناه نتائج المحاكاة باستعمال دوال الاختبار المشوّشة والموضحة في الجانب النظري لحجوم عينات n=64, n=128, n=256 ونسبة إشارة إلى تشويش SNR=10 , SNR=5 للطرائق التقدير الموضحة في الجانب النظري:

اولاً : دالة الاختبار (**Doppler**) .

1- بصورة عامة وباختلاف احجام العينات ونسب التشويش نلاحظ تفوق طرائق التقدير باستعمال قيمة عتبة **visu** وقاعدة عتبة ناعمة **Soft Tthreshold** يليها بعد ذلك طريقة العتبة الشبه ناعمة **Semisoft Thresholds** يليها بعد ذلك دالة قاعدة عتبة **Garrote** باستعمال قيمة عتبة **visu** .

2- بصورة عامة وباختلاف احجام العينات ونسب التشويش نلاحظ تفوق طرائق التقدير باستعمال قيمة عتبة **visu** باختلاف قواعد العتبة على قيمة العتبة **Sure**

3- بصورة عامة نلاحظ تقارب اداء الطرائق(اختلاق قواعد العتبة) باختلاف نسب التشويش مع افضلية بسية عند نسبة التشويش **SNR=10** .

4- بصورة عامة نلاحظ انخفاض قيمة **MSE** بازدياد حجم العينة باستثناء حجم العينة **n=128** ولكافة الطرائق وباختلاف نسب التشويش .

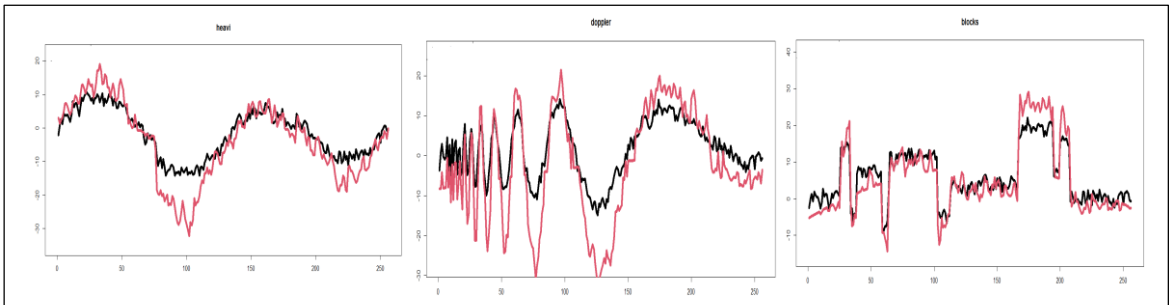
5- تراجع اداء كلا من الطرائق التي تم فيها استعمال قاعدة عتبة صلبة Hard Threshld Rule والطريقة المحسنة الثانية باختلاف احجام العينات ونسب التشويش .

جدول رقم (1) يبين معيارMASE لمقارنة التقديرات لدالوال الاختبار المشوّشة لحجوم عينات n=128 , **n=64** , n=256 ونسبة إشارة إلى تشويش SNR=5

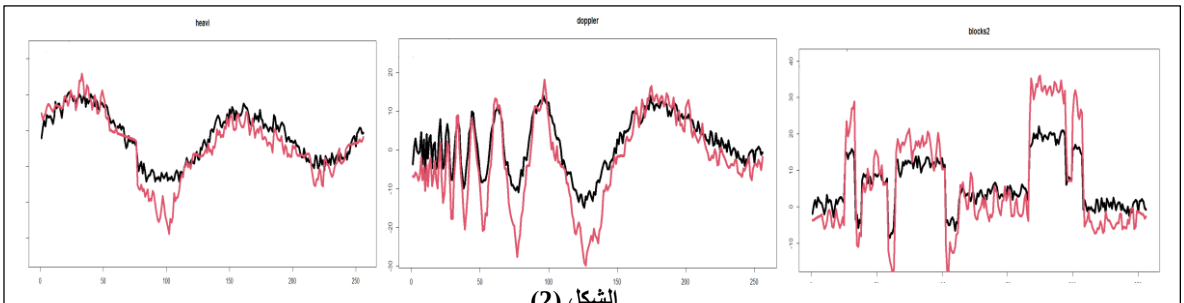
	Lifting			Adaptive Lifting		
	Doppler	**Heavesin**	**Blocks**	**Doppler**	**Heaven**	**Blocks**
64	0.021001200	0.022140789	0.05105304	0.008738478	0.02157578	0.03092517
128	0.019908771	0.03219054	0.04922436	0.008411908	0.01157679	0.03023316
256	0.01894700	0.02392101	0.04808579	0.00802297	0.009673011	0.02949399

جدول رقم (2) يبين معيار MASE لمقارنة التقديرات لدوال الاختبار المشوّشة لحجوم عينات n=64, n=256 n=128, ونسبة إشارة إلى تشويش SNR=10

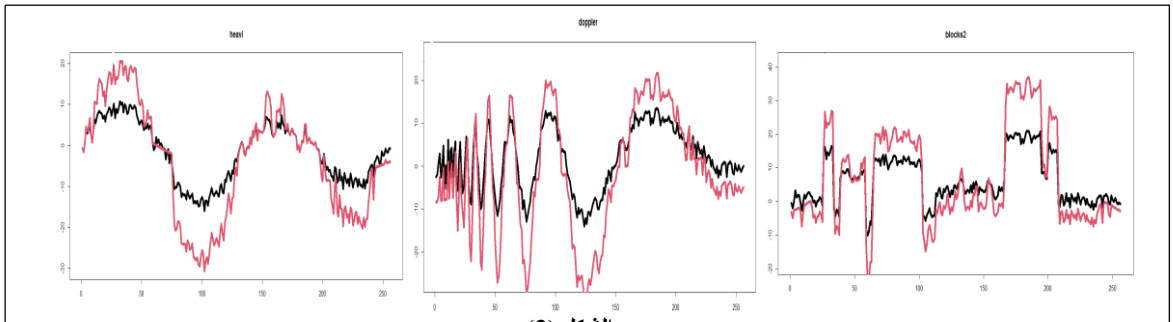
	Lifting			Adaptive Lifting		
	Doppler	**Heavesin**	**Blocks**	**Doppler**	**Heavesin**	**Blocks**
64	0.028861432	0.05233014	0.05937534	0.027960468	0.03106276	0.05512564
128	0.019691333	0.04748507	0.05937534	0.018849645	0.03006278	0.04637440
256	0.007926877	0.02259928	0.02849164	0.007625374	0.01038175	0.02781866



الشكل (1)
يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال دوال الاختبار ونسبة تشويش (5) وحجم عينة (256) تواليا لطريقة Adaptive lifting

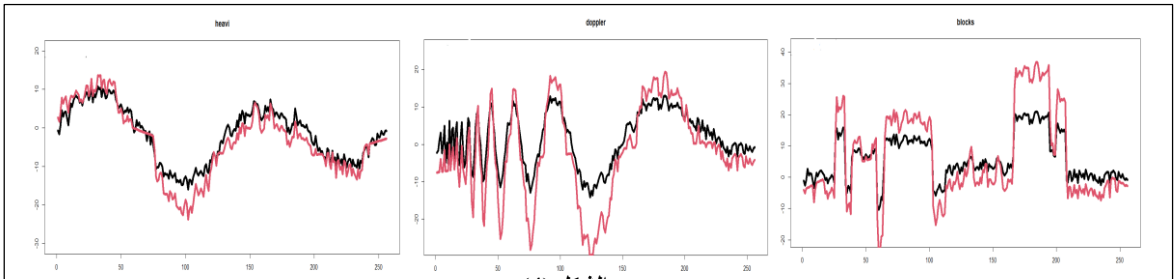


الشكل (2)
يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال د,وال الاختبار ونسبة تشويش (5) وحجم عينة (256) تواليا لطريقة lifting



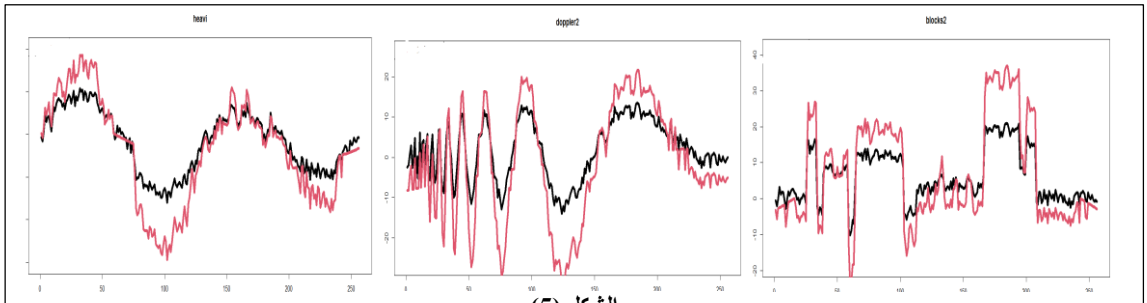
الشكل (3)

يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال د,وال الاختبار و نسبة تشويش (5)
وحجم عينة (128,) تواليا لطريقة Adaptive lifting



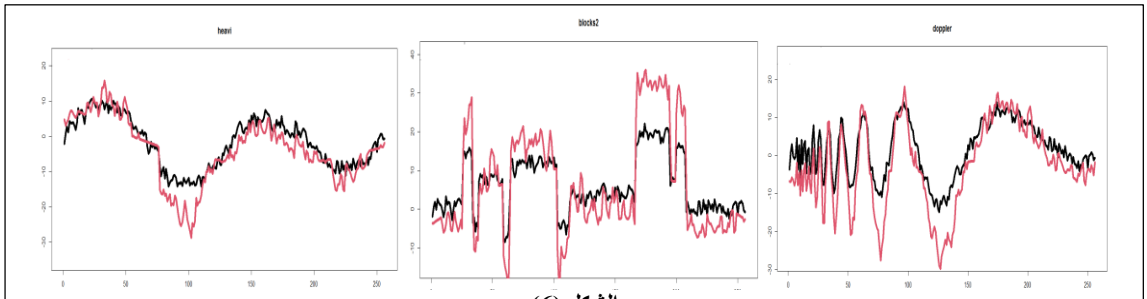
الشكل (4)

يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال دوال الاختبار و نسبة تشويش (5)
وحجم عينة (128) تواليا لطريقة lifting



الشكل (5)

يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال د,وال الاختبار و نسبة تشويش (5)
وحجم عينة (64) تواليا لطريقة Adaptive lifting



الشكل (6)

يوضح القيم الحقيقية والقيم التقديرية للمتغير المعتمد Y باستعمال د,وال الاختبار ونسبة تشويش (5)
وحجم عينة (64) تواليا لطريقة lifting

16. الجانب التطبيقي

1.16 السيولة المصرفية

يسعى هذا المبحث الى تحديد مفهوم السيولة المصرفية بما يتلائم مع مستوى النشاط الاقتصادي للبلد ومراعاة التعرف على مرتكزات واهمية السيولة ، والجوانب التي لها علاقة مباشرة بالسيولة المعتمدة من قبل المصارف وبما يتمخض عن تلك العلاقة في تكوين نسب السيولة التي تعد مثلى ، وانعكاس ذلك على المؤشرات المالية الاخرى كمدخل رئيسي لبيان قدرة وملاءمة المصرف في تقييم المركز المالي وسياسة التوظيف المعتمدة من قبل المصارف وفهم طبيعة البيئة المصرفية والية توزيع الموارد المالية من مصادر واستخدامات الاموال وكيفية تقنينها وترجمة ايقاع حركتها لتحقيق الاستقرار الاقتصادي للبلد[5],[1].

2.16 نسبة السيولة

تعتبر نسبة السيولة احد النسب المالية المهمة في تقييم المركز المالي للمصرف ومعرفة واقع وحجم السيولة المحدد من قبل البنوك المركزية ، فاذا ارتفعت النسبة او انخفضت عن مستواها المحدد يكون مؤشر سلبي على عدم قدرة المصارف التجارية على الاستثمار وعليه عدم تحقيق الربحية لان السيولة بالحجم الامثل يعزز من امكانية التعامل مع النسب المالية الاحرى ويوفر نقدية وموجودات قابلة للتسييل خلال فترة زمنية قصيرة ،وعليه تعتمد المصارف التجارية على عدد من النسب المالية لمعرفة كفاية السيولة لديها ومنها نسبة الرصيد النقدي ونسبة الاحتياطي النقدي ونسبة السيولة (الموجودات المتداولة / المطلوبات المتداولة) ونسبة توظيف الاموال[5],[1] .

3.16 القروض قصيرة الاجل

تلعب أسعار الفائدة قصيرة الأجل دورا حاسما في عالم المال والاقتصاد. هذه المعدلات، والمعروفة أيضاً باسم أسعار سوق المال، هي أسعار الفائدة التي تقترض بها المؤسسات المالية أو تقرض الأموال لفترة قصيرة، عادةً ما تكون أقل من عام واحد .وتعد أسعار الفائدة قصيرة الأجل هي اللبنات الأساسية للنظام المالي للاقتصاد. وهي بمثابة معيار لتسعير مجموعة واسعة من المنتجات والمعاملات المالية، بما في ذلك القروض والرهون العقارية والسندات والمشتقات. وتؤثر هذه المعدلات على الإنفاق الاستهلاكي، وقرارات الاستثمار، والنمو الاقتصادي العام. تلعب البنوك المركزية دوراً حيوياً في تحديد أسعار الفائدة قصيرة الأجل للسيطرة على التضخم، وتحقيق استقرار الاقتصادات، وإدارة السياسة النقدية ، تساهم عدة عوامل في تحديد أسعار الفائدة قصيرة الأجل. العامل الأساسي هو ديناميكيات العرض والطلب على الأموال في النظام المالي. عندما يتجاوز الطلب على النقود العرض، تميل أسعار الفائدة قصيرة الأجل إلى الارتفاع، مما يحفز المقرضين على توفير رأس المال. وعلى العكس من ذلك، عندما يتجاوز المعروض من النقود الطلب، تميل أسعار الفائدة قصيرة الأجل إلى الانخفاض. وتشمل العوامل الأخرى التي تؤثر على هذه المعدلات توقعات التضخم ونسبة السيولة وسياسات البنك المركزي والمؤشرات الاقتصادية والأحداث الجيوسياسية ، يعد فهم أسعار الفائدة قصيرة الأجل أمراً ضرورياً لفهم ديناميكيات السوق المالية وتأثيرها على مختلف أصحاب المصلحة. وتؤثر هذه المعدلات على تكاليف الاقتراض، وقرارات الاستثمار، والأداء العام للاقتصادات. ومن خلال تحليل العوامل التي تؤثر على أسعار الفائدة قصيرة الأجل والنظر في وجهات نظر المقترضين والمقرضين والمستثمرين والبنوك المركزية، يمكن للمرء الحصول على نظرة ثاقبة للعالم المعقد لأسعار سوق المال[5],[1].

17. تصنيف البيانات

البيانات الخاصة بالبحث تم جمعها بالاستعانة لبيانات البنك المركزي العراقي، اذ تم تزويدنا بالمعدلات الشهرية لكلا من القروض قصيرة الاجل كمتغير معتمد من (2013/1/1 لغاية 31 /2022/12) وبحجم عين (108) اما بالنسبة للمتغير التوضيحي فقد تم اخذ بيانات نسبة السيولة المصرفية وهي من العوامل المؤثرة بشكل فاعل في كمية القروض طويلة الاجل ، فضلاً عن كونها بيانات مثالية وذلك لأنها تكون محصورة بين (0,1) ولا يشترط كونها متساوية المسافة زمنياً ، الامر الذي يجعلها ملائمة لطرائق التقدير المستخدمة.

18. توصيف الانموذج

ان توصيف الانموذج يعد من اهم اجزاء اعداد انموذج البحث ، اذ يتم فيه تحديد العلاقة بين المتغير التابع (متغير الاستجابة) (Dependent Variable) والمتغيرات التوضيحية (Exploratory Variable) الداخلة في الانموذج من خلال معطيات البحث اذ تمثل متغير الاستجابة بالقروض طويلة الاجل في حين تمثل متغير التوضيحي بنسبة السيولة المصرفية .

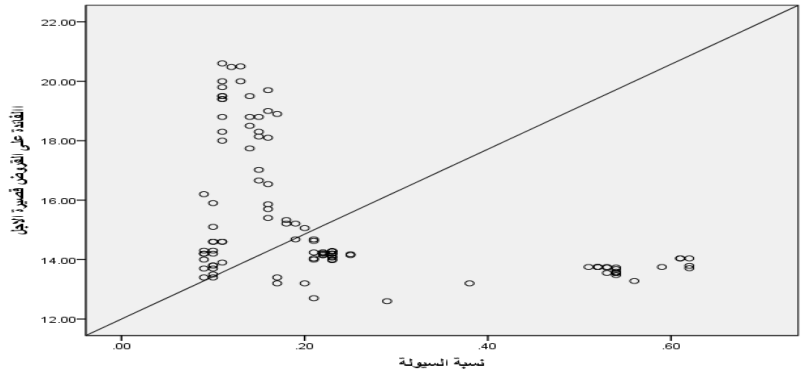
19. المتغير التوضيحي

تضمن انموذج البحث متغير توضيحي واحد وهو نسبة السيولة المصرفية وذلك كون انموذج الدراسة المعتمد هو انموذج انحدار لامعلمي بسيط والتي تم توضيحها في (4-2-1) .

20. المتغير المعتمد

حسب الدراسة فان القروض طويلة الاجل تتأثر بشكل كبير من كمية نسبة السيولة المصرفية ومن خلال اجراء اختبار الانموذج اتضح انه انموذج لا خطي والذي يوضحه كلا من قيمة معامل التحديد والتي كانت صغيرة جدا والبالغة **0.2** اي ان الانموذج يفسر 20% من تفسير التغير الحاصل في نسبة الفائدة على القروض قصيرة وهذا ما يوضحه الرسم اذ من الواضح عدم وجود علاقة خطية أي ان الانموذج لا خطي كذلك عدم السيطرة على التغيرات في نسبة الفائدة في القروض مما ينتج عن ذلك ضرورة استعمال انموذج

اكثر ملائمة لمثل هكذا حالات كون الانموذج المعلمي قد اخفق في توضيح العلاقة بين متغيرات الدراسة وانتج تقديرات غير دقيقة وهو انموذج الانحدار اللامعلمي كونه اكثر ملائمة لمثل هذه الحالات الآتي :



شكل (7) يوضح العلاقة اللاخطية بين متغيرات الانموذج

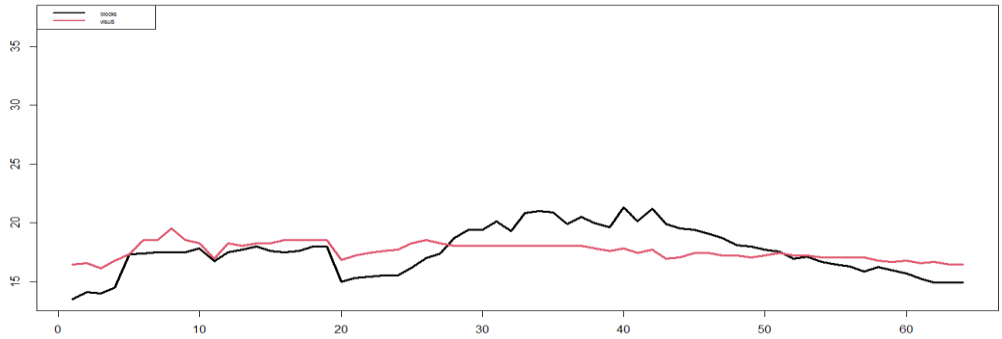
21. تحليل النتائج The Result Of Analysis

بصورة عامة نلاحظ ان سلوك البيانات في الجانب التطبيقي مشابه الى حد كبير للبيانات المولدة من خلال دالة الاختبار haevi وذلك واضح من خلال رسم الدالة وكذلك افضل الطرائق عند هذه الدالة وهي طريقة visu .

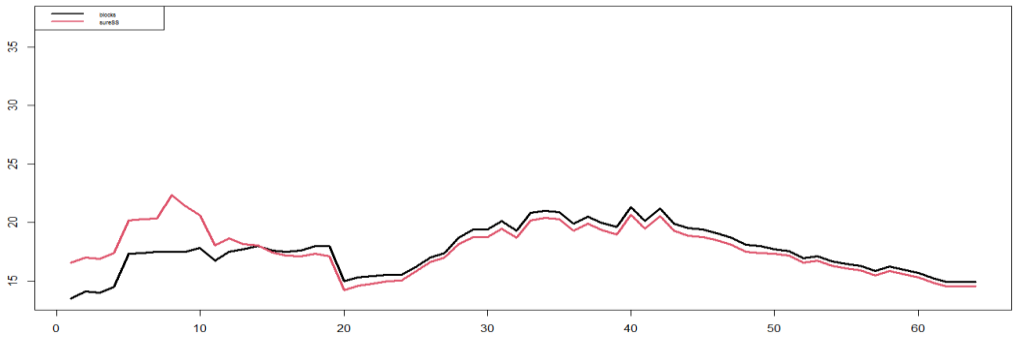
- عند مقارنة افضل الطرائق المختارة من خلال المحاكاة بالنسبة لقيمة العتبة عند كل تقدير نلاحظ انه اتضح ان الاداء يكون افضل عند قيمة العتبة sure ولجميع انواع قواعد العتبة .
- عند مقارنة الانموذج اللامعلمي المستعمل قيد الدراسة نلاحظ انه كان افضل بكثير من الانموذج المعلمي ويعود ذلك الى كفاءة انموذج الانحدار المويجي في التقدير من خلال تكيفه مع النماذج اللاخطية واستخلاص اكبر قدر من المعلومات.

جدول (3) يوضح معيارMSE لمقارنة التقديرات لبيانات القروض طويلة الاجل عند عينة n=64 وافضل طرائق تقدير

Methods	Lifting	Adaptive lifting
	0.028306193	**0.009169423**



شكل (9) يوضح البيانات الحقيقية والتقديرية للمتغير المعتمد باستعمال طريقتي Adaptive lfting



شكل (10) يوضح البيانات الحقيقية والتقديرية للمتغير المعتمد باستعمال طريقتي Lifting

22. الاستنتاجات

فيما يتعلق بالاستنتاجات سيتم تقسيمها الى نوعين بناءً على ما تم الحصول عليه من النتائج في الجانبين التجريبي والتطبيقي ، والتي يمكن استخلاصها كالآتي :

1- نلاحظ وبصورة عامة وباختلاف حجوم العينات ونسب التشويش و باختلاف دوال الاختبار نلاحظ تفوق طرائق **Adaptive Lifting**.
2- انخفاض قيمة **AMSE** بازدياد حجم العينة ولكافة الطرائق ودوال الاختبار.
3- افضل اداء للطرائق كان عند دالة الاختبار **Doppler** يليها بعد ذلك دالة الاختبار **Heavisin**.
4- تراجع اداء كافة الطرائق عند استعمال دالة اختبار مقارنة مع بقية دوال الاختبار ويعود السبب في ذلك الى طبيعة تلك الدوال.
5- تكيف طرائق التقدير باختلاف نسبة التشويش مما يشير ذلك الى انه تلك الطرائق باختلاف قواعد العتبة المستعملة اصبحت اكثر تكيفا باختلاف نسبة التشويش .
6- بعد اختيار البيانات المتمثلة لكلا من نسبة السيولة كمتغير توضيحي ونسب الفائدة على القروض كمتغير معتمد اتضح ان العلاقة لاخطية اذ فشل الانموذج الخطي في توضيح تلك العلاقة من خلال معامل التحديد والذي قيمته 0.2 وعدم معنوية الانموذج المعلمي .
7- ان استعمال انموذج انحدار لامعلمي كان الخيار الانسب في دراسة العلاقة بين متغيرات الدراسة وهذا ما اوضح الانموذج من كفاءة تقدير وتكيف باختلاف نسب التشويش واختلاف احجام العينات والتحولات التي تحدث في البيانات .
8- ان السلوك العام لبيانات الدراسة مشابه الى حد كبير سلوك دالة الاختبار **Heavisin** مما يتيح للباحثين توظيف افضل طرائق التقدير عندها في تقدير دالة الاختبار اللامعلمي باستعمال تلك الطرائق وبكفاءة عالية .
9- ان نسبة السيولة تفسر 20% من التغير الحاصل في سلوك القروض طويلة الاجل و80% يفسرها متغيرات اخرى لم تدخل في الانموذج وهذا يوضح مدى اهمية وجود سيولة مالية لدى المصارف والتي بدورها ستحدد الية منح تلك القروض قصيرة الاجل ونسبة الفائدة اذ ان السيولة المالية تكون دعامة قوية للمصارف في تعاملات القروض بمختلف انواعها .

23. التوصيات

1- استعمال افضل طرائق تقدير عند دالة الاختبار**Heavisin** كون تلك الدالة تسلك سلوك مشابه الى حد كبير سلوك بيانات الدراسة في حالة تقدير دالة الانحدار المويجي اللامعلمي .
2- من خلال الاهمية الواضحة لنسبة السيولة المصرفية يتوجب الاهتمام بالإجراءات والخطط التي من شأنها زيادة نسبة السيولة المالية ،الامر الذي يعطي للمصرف مرونة كبيرة في عملية القروض وتحديدا" القروض طويلة الاجل .
3- الاهتمام بالبيانات الاحصائية لغرض توظيفها في بناء نماذج مالية ومصرفية واقتصادية بإمكانه رسم خارطة طريق للتنبؤ بالظواهر ورفع الخطط الازمة لتطوير القطاع المصرفي بشكل خاص والاقتصادي بشكل عام .
4- استعمال طريقة Adaptive Lifting عند تقدير دالة الانحدار المويجي للبيانات ذات السلوك المشابه والتي لا تحقق فروض الانحدار المعلمي بشكل عام وفروض الانحدار المويجي من تساوي تباعد البيانت وحجم العينة الثنائي بشكل خاص.

المصادر

[1] الآمام ، صلاح الدين محمد أمين ، الخزعلي، رقية عبد الخضر شنيت (2017). تحديد النسبة المثلى للسيولة في المصارف التجارية العراقية للمدة 2005-2013 بحث تطبيقي لعينة من المصارف التجارية العراقية الخاصة .مجلة دراسات محاسبية ومالية .12(41)

[2] 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.

[3] Alsberg, B. K., Woodward, A. M., & Kell, D. B. (1997). An introduction to wavelet transforms for chemometricians: A time-frequency approach. Chemometrics and intelligent laboratory systems, 37(2), 215-239.

[4] Claypoole, R. L., Baraniuk, R. G., & Nowak, R. D. (1998, May). Adaptive wavelet transforms via lifting. In Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP'98 (Cat. No. 98CH36181) (Vol. 3, pp. 1513-1516). IEEE.

[5] David, Adeyanju Olanrewaju, Samuel, Olabode Oluwayinka," Liquidity Management and Commercial Banks' Profitability in Nigeria ", Research Journal of Finance and Accounting , Vol 2, No 7/8, 2012, Redeemer's University.

[6] Hamza, S. K., & Ali, S. (2022). Estimation of nonparametric regression function using shrinkage wavelet and different mother functions. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 10(6), 96-103.

[7] Knight, M. I., Nason, G. P., & Nunes, M. A. (2017). A wavelet lifting approach to long-memory estimation. Statistics and Computing, 27(6), 1453-1471.

[8] Knight, M., & Nunes, M. (2008). An adaptive lifting algorithm and applications. In Proceedings of the 56th Session of the ISI (pp. 166-173). Instituto Nacional de Estatıstica.

[9] Nunes, M. A., Knight, M. I., & Nason, G. P. (2006). Adaptive lifting for nonparametric regression. Statistics and Computing, 16, 143-159.

[10] Sweldens, W. (1995, September). Lifting scheme: a new philosophy in biorthogonal wavelet constructions. In Wavelet applications in signal and image processing III (Vol. 2569, pp. 68-79). SPIE.

[11] Uytterhoeven, G., Roose, D., & Bultheel, A. (1999). Integer wavelet transforms using the lifting scheme. In 3rd World Multiconference on Circuits, Systems, Communications and Computers, Date: 1999/07/04-1999/07/08, Location: Athens, Greece (pp. 198-200). IEEE/IMACS/OTE.

[12] Wu, Y., Wang, G., & Nie, N. (2001, March). Adaptive lifting scheme of wavelet transforms for image compression. In Wavelet Applications VIII (Vol. 4391, pp. 154-160). SPIE.

[13] Yang, Z., Cai, L., Gao, L., & Wang, H. (2012). Adaptive redundant lifting wavelet transform based on fitting for fault feature extraction of roller bearings. Sensors, 12(4), 4381-4398.

DOI: https://doi.org/10.31272/jae.i143.1203
Available online at: https://admics.uomustansiriyah.edu.iq/index.php/admeco

Journal of Administration & Economics

Mustansiriyah University
College of Administration & Economics

P-ISSN: 1813 - 6729

E- ISSN: 2707-1359

Comparison between Lift Transform and Adaptive Lift in Estimating the Nonparametric Regression Function with An Application

Shreen Ali Hussain
Dep. of Quality Assurance and University Performance, University of Baghdad, Baghdad, Iraq
Email: shreen.a@uobaghdad.edu.iq, ORCID:\

Article Information

Article History:
Received: 27 / 2 / 2024
Accepted: 29 / 4 / 2024
Available Online: 22 / 7 / 2024
Page no . 87 – 98

Keywords:
Discrete Wavelet Transformation , non-parametric regression , Lifting Transformation , Adaptive lifting Transformatio .

Correspondence:

Researcher name:
Shreen Ali Hussain
Email:
shreen.a@uobaghdad.edu.iq

Abstract

In this research, the lift transformations are studied, and the possibility of employing the most efficient ones in processing and analysing the signal is demonstrated to improve it by removing noise from it and then estimating the nonparametric regression function. We will present some transformation methods and the mechanism of their application to get rid of the noise in the signal since both lift transformation methods were taken. (Lifting Transformation) and Adaptive Lifting Transformation were compared with each other using AMSE and with different test functions, and the best was chosen. It turned out that the Adaptive Lifting Transformation method was the best, followed by the Lifting Transformation method (LIFTINGW), which has different functions. Testing and sample sizes, as the mentioned methods, were applied to accurate data, represented by the financial liquidity ratio as an explanatory variable and the interest rates on short-term loans as a dependent variable for the period from (2013 to 2022), as the mentioned methods proved their efficiency in interpreting the influence relationship of the mentioned variables