

أثر التجميع الزمني على التنبؤ الآني

د. وفاء عيسى

قسم الإحصاء الرياضي، كلية العلوم، جامعة حلب.

الملخص

إن التقدم الكبير الذي طرأ على تكنولوجيا الحواسيب مكننا من جمع وتخزين مجموعات كبيرة من البيانات، وبالتالي تسجيل عدة سلاسل زمنية عند ترددات مرتفعة جداً. فمثلاً سلاسل الأنشطة الاقتصادية تؤخذ بشكل فصلي أو شهري... الخ. من هنا نشأت الحاجة لنماذج تستخدم للتنبؤ ببيانات ذات ترددات مختلطة، مثل نماذج انحدار MIDAS (Mixed Data Sampling) حيث أن هذه النماذج تستفيد من المعلومات الموجودة في متغير التردد المرتفع.

نقوم في هذا البحث بدراسة نماذج انحدار (MIDAS)، بنوعها المقيدة وغير المقيدة، من خلال تطبيقها على بيانات تم توليدها بطريقة المحاكاة، بترددات مختلطة (المتغير المستقل ربعي والمتغير التابع سنوي) وبنوعين من أنواع التجميع الزمني، لإيجاد نموذج ملائم للتنبؤ بالمتغير التابع منخفض التردد، وتبين أنه إذا كان عدد تأخرات متغير التردد المنخفض في النموذج يساوي K فإن عدد تأخرات متغير التردد المرتفع يساوي $K.m$ على الأقل، أي يوجد توافق في عدد التأخرات بين متغير التردد المنخفض ومتغير التردد المرتفع، وكذلك فإن نماذج MIDAS المقيدة أو غير المقيدة كانت أكثر ملائمة للتنبؤ بالمتغير المدروس من نماذج التنبؤ الأخرى المدروسة، حيث تم تقدير خمس نماذج لكل نوع من نوعي التجميع الزمني، أما بالنسبة للتنبؤ الآني فقد تفوق نموذج MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي على باقي النماذج. حيث أن نماذج MIDAS تمتلك القدرة على الاستفادة من جميع معلومات المتغير مرتفع التردد المتاحة.

الكلمات المفتاحية: نماذج انحدار MIDAS غير المقيدة، انحدار MIDAS، التنبؤ، التنبؤ الآني، التجميع

أولاً: المقدمة

يعد التنبؤ أحد أهم أدوات اتخاذ القرار وأهم عنصر في عملية التخطيط للمستقبل، وتأتي الحاجة الملحة للتنبؤ من عدم معرفتنا بالمستقبل مما يؤدي إلى ارتفاع درجة المخاطرة بالقرارات المتعلقة بالمستقبل، ولتقليل هذه المخاطرة نعتمد على تحليل سلوك الظاهرة في الماضي لتحديد ملامح المستقبل.

بدأ التطور النظري لتحليل السلاسل الزمنية منذ عام 1920 بالترافق مع تطور دراسة العمليات العشوائية، حيث تمت دراسة بيانات السلاسل الزمنية في مجالات عديدة. ففي عام 1970 ظهر تقدم واضح في تحليل السلاسل الزمنية بالتزامن مع التطورات الحاصلة في مجال الحواسيب مما أدى لظهور عدة برمجيات في مجال تحليل السلاسل الزمنية، وقد تم تطوير أنواع مختلفة من نماذج السلاسل الزمنية ودرست نظرياً وتجريبياً لأغراض مختلفة. من الأهداف الرئيسية لتحليل السلاسل الزمنية التنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير التابع، سواء بالاعتماد تأخراته، أو بالاعتماد على متغير أو أكثر من المتغيرات المستقلة. وكذلك قياس تأثير المتغيرات المستقلة على المتغير التابع، مثل نماذج الانحدار، إلا أنه في نماذج الانحدار الكلاسيكية ينبغي أن تكون جميع المتغيرات مقاسة عند نفس تردد المعاينة، أما في الحالة التي يقاس فيها المتغير التابع عند تردد معاينة أقل من تردد المعاينة للمتغير المستقل عندئذٍ نقول إن المتغير التابع ذو تردد منخفض low-frequency والمتغير المستقل ذو تردد مرتفع high-frequency، وتتسأ هنا مشكلة الترددات المختلطة (Froni *et al.*, 2013).

تمت معالجة مشكلة الترددات المختلطة بعدة طرائق، منها طرائق التجميع الزمني Time Aggregation التي يتم فيها غالباً تحويل المتغير عالي التردد بحيث يتطابق مع التردد الأدنى في نموذج الانحدار وتجعل ترددات جميع المتغيرات متسقة،

ونماذج معادلات الجسر Bridge equations، التي تربط خطياً (الجسر) مؤشرات التردد المنخفضة والعالية.

على الرغم من أن هذه الطرائق توفر حلاً بسيطاً لمسألة التردد المختلط، إلا أنها قد تتجاهل بعض المعلومات المفيدة في متغير التردد المرتفع إذا لم يتم اختيار الأوزان المحددة سلفاً بشكل صحيح، إضافةً إلى زيادة عدد المعالم في بعض تلك النماذج، ويتم التغلب على هذه المشكلة مع الاحتفاظ بمعلومات متغير التردد المرتفع من خلال استخدام نماذج انحدار (MIDAS) وهي نماذج حديثة نسبياً.

يوجد عدد لا بأس به من الدراسات التي استخدم فيها نماذج MIDAS نذكر منهم: دراسة لـ Christian Schumacher بعنوان: MIDAS and bridge equations (2014)، استخدم فيها نماذج MIDAS ومعادلة الجسر للتنبؤ بنمو الناتج المحلي الإجمالي لمنطقة اليورو، حيث كانت نماذج MIDAS أفضل. ودراسة لـ Cesar C. Rufino بعنوان: Nowcasting Philippine Economic Growth Using MIDAS Regression (2019) تم التنبؤ من خلالها بالنمو الاقتصادي للفلبين باستخدام نموذج MIDAS باستخدام بيانات الناتج المحلي الإجمالي الحقيقي الفصلي والبيانات الشهرية للتضخم والإنتاج الصناعي ومؤشر البورصة الفلبينية. ودراسة لـ Claudia Feroni وآخرون بعنوان: Are low frequency macroeconomic variables important for high frequency electricity prices (2020) تم فيها استخدام نماذج MIDAS غير المقيد للتنبؤ بأسعار الكهرباء في ألمانيا وإيطاليا. استخدام هذه الدراسات نماذج MIDAS للتنبؤ في حالة وجود بيانات مختلطة الترددات، إلا أنها لم تقارن هذه النماذج مع النماذج التقليدية التي يتم فيها استخدام بعض طرائق التجميع الزمني لتوحيد التردد، وهو ما قمنا به في هذا البحث.

ثانياً: الهدف من البحث

إن الاختلاف في تردد المتغيرات من أبرز القضايا التي تواجه الباحثين في مجال التنبؤ، حيث أن الاختلاف في إصدار البيانات سواءً من ناحية التردد أو زمن الإصدار من أهم المشاكل التي تحول دون الاستفادة من كامل المحتوى المعلوماتي للبيانات ذات التردد المرتفع، لذلك سنقارن نماذج MIDAS مع النماذج التقليدية باستخدام طريقتي تجميع زمني (متغيرات تدفق أو متغيرات مخزون) حيث أن المتغيرات الاقتصادية تكون إما متغيرات تدفق أو متغيرات مخزون. إضافة لمقارنة نماذج MIDAS بنوعيتها (مقيد وغير مقيد) لإجراء التنبؤ الآني كون هذه النماذج مناسبة للتنبؤ الآني.

تتمثل أهداف البحث في النقاط التالية:

1. التعرف بنماذج الترددات المختلطة MIDAS المقيدة وغير المقيدة.
 2. مقارنة نماذج MIDAS مع النماذج التقليدية وذلك باستخدام طريقتين للتجميع الزمني (متغيرات تدفق أو متغيرات مخزون) لمعالجة مشكلة الترددات المختلطة.
 3. مقارنة نماذج MIDAS (مقيد وغير مقيد) للحصول على التنبؤ الآني.
- تكمن أهمية البحث في إيجاد النموذج المناسب للاستفادة من معلومات بيانات التردد المرتفع للحصول باستخدام طريقتي تجميع زمني في التنبؤ بمتغير التردد المنخفض.

ثالثاً: مواد وطرائق البحث

المعاينة عند ترددات مختلطة:

أحد الأساليب التقليدية للتجميع الزمني هو المتوسط البسيط، حيث يتم في معظم طرائق التجميع الزمني تجميع متغيرات التردد العالي باستخدام دالة محددة مسبقاً ذات وزن ثابت.

بفرض لدينا $\{x_t\}_t$ سلسلة عالية التردد حيث τ الدليل الزمني من أجل تردد المعاينة المرتفع (مثلاً ربعي). و $\{x_t\}_t$ سلسلة منخفضة التردد، حيث t الدليل

الزمني من أجل تردد المعاينة الأقل (مثلا سنوي).

التجميع الزمني:

تنشأ الحاجة للتجميع الزمني عند دراسة متغيرات بترددات مختلفة، حيث أن تتطلب نماذج الانحدار القياسية أن تكون المتغيرات المدروسة معاينة عند نفس التردد، فمثلاً عند التعامل في الوقت نفسه مع متغيرات ربعية ومتغيرات سنوية مثلاً.

يطبق التجميع الزمني على متغير التردد المرتفع لجعله بنفس تردد المتغير منخفض التردد. وهو أسلوب يحول السلاسل مرتفعة التردد $\{x_{\tau}\}$ إلى سلاسل منخفضة التردد $\{x_t\}$.

نذكر من طرائق التجميع الزمني (Marsilli, C.(2014) :

1- عندما تكون السلاسل هي متغيرات تدفق مثل متغير الدخل والادخار، عندئذٍ يحول متغير التردد المرتفع إلى متغير تردد منخفض بالعلاقة التالية:

$$x_t = \{x_t\}_t = \left\{ \sum_{i=0}^{k-1} x_{\tau k+i} \right\}_{\tau}$$

فمثلاً إذا كان لدينا بيانات شهرية ونريد الحصول منها على بيانات فصلية، تكون

$$k = \frac{1}{3}$$

2- عندما تكون السلاسل هي معدلات أو أرقام قياسية (متغيرات مخزون)، عندئذٍ يحول متغير التردد المرتفع إلى متغير تردد منخفض بالعلاقة التالية:

$$x_t = \{x_t\}_t = \left\{ \sum_{i=0}^{k-1} \frac{1}{k} x_{\tau k+i} \right\}_{\tau}$$

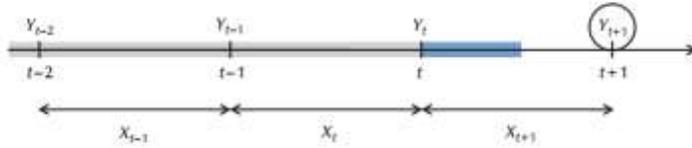
عيوب التجميع الزمني:

- 1- ضياع معلومات خلال التجميع الزمني.
- 2- إضاعة فرصة إعطاء تحديثات بأزمنة فعلية (يومية أو أسبوعية أو شهرية) للتنبؤات (Andreou, E. et al., 2013).

نماذج انحدار MIDAS:

بفرض لدينا المتغير y_t المشاهد عند الأزمنة المنفصلة (مرة واحدة فقط بين اللحظة $t-1$ و t) لنفترض أننا بحاجة إلى استخدام المعلومات المتاحة للمتغير المستقل $x_t^{(m)}$ المشاهد m مرة بين اللحظة $t-1$ و t ، بهدف التنبؤ بالمتغير y_t ، عندئذ نكون أمام نموذج بتكررات مختلطة، لأن المتغيرين y_t و $x_t^{(m)}$ معينين عند ترددات مختلطة، مثلاً في حالة الترددات (السنوية/ الربعية) يكون المتغير التابع المنخفض التردد السنوي والمتغير المستقل العالي التردد الربعي، وتكون $m = 4$ ، حيث أن المتغير عالي التردد يعاين أربع مرات بين اللحظة $t-1$ و t . يبين الشكل

رقم (1) المحور الزمني للمعلومات المتاحة لـ y_t و $x_t^{(m)}$ للتنبؤ بـ y_{t+1} (Libonatti, L. 2018)



الشكل رقم (1) المحور الزمني للمعلومات المتاحة لـ y_t و $x_t^{(m)}$ للتنبؤ بـ y_{t+1} . المصدر: (Michelle, T. et al., 2010) .

تقدم نماذج انحدار MIDAS طريقة مختصرة لاستخدام معلومات إضافية في متغيرات التردد العالي، من خلال استخدام نماذج انحدار تعتمد على دوال تابعة لعدد قليل من المعالم التي سيتم تقديرها، وهي التي تحكم شكل دالة التجميع (Michelle, T. et al., 2010) .

اقترح Ghysels و Santa-Clara و Valkanov (2004) الجمع بين متغير

التردد المنخفض y_t و متغير التردد المرتفع $x_t^{(m)}$ بمعادلة الانحدار التالية:

$$y_t = \sum_{j=0}^{m-1} \theta_j x_{t-\frac{j}{m}}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (1)$$

أو بالشكل:

$$y_t = (\theta' x_t'^{(m)})' + \varepsilon_t \quad (2)$$

ونكتب المعادلة (2) بالشكل المصفوفي كما يلي:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \mathbf{M} \\ y_{T-1} \\ y_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & \mathbf{L} & x_{1-(m-1)/m} \\ x_2 & \mathbf{L} & x_{2-(m-1)/m} \\ \mathbf{M} & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ x_{T-1} & \mathbf{L} & x_{T-1-(m-1)/m} \\ x_T & \mathbf{L} & x_{T-(m-1)/m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \mathbf{M} \\ \theta_{m-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \mathbf{M} \\ \varepsilon_{T-1} \\ \varepsilon_T \end{bmatrix}$$

حيث: $x_t^{(m)} = (x_t, \dots, x_{t-\frac{m-1}{m}})$ متجه من المرتبة $1 \times m$ ، والذي يتضمن

مركبات $x_t^{(m)}$ في الفترة t .

و $\theta = (\theta_0, \dots, \theta_{m-1})'$ متجه الأوزان من المرتبة $1 \times m$.

وكل مشاهدة $x_{t-\frac{j}{m}}$ عند التردد المرتفع j ضمن فترة التردد المنخفض t تدخل النموذج

بشكل خطي كمتغير بالوزن θ_j ، أي يكون لدينا m متغير تفسيري و m وزن. إن

m عدد ثابت، و $x_{t-\frac{0}{m}}$ هي المشاهدة الأخيرة (في الفترة t)، يدعى النموذج (1)

نموذج MIDAS غير المقيد .

يعطى مشغل تأخر التردد المرتفع $L^{\frac{1}{m}}$ بعلاقة:

$$L^{\frac{1}{m}} x_t^{(m)} = x_{t-\frac{1}{m}}^{(m)}$$

$$L^{\frac{j}{m}} x_t^{(m)} = x_{t-\frac{j}{m}}^{(m)} \quad \text{وكذلك يعطى المشغل } L^{\frac{j}{m}} \text{ بعلاقة:}$$

يعطى نموذج MIDAS المقيد بالشكل: (Ghysels et al., 2004):

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{\frac{1}{m}}; \theta) x_t^{(m)} + \varepsilon_t \quad (3)$$

حيث $B(L^{\frac{1}{m}}; \theta) = \sum_{j=0}^K B(j; \theta) L^{\frac{j}{m}}$ كثير حدود بطول K ، مثلاً في حالة

البيانات السنوية/ الربعية، تعني المعادلة (3) أن y_t السنوية تفسر باستخدام

البيانات الربعية $x_t^{(m)}$ وذلك حتى التأخر الربعي K .

إن معاملات التأخر $B(j; \theta)$ الموافقة لمشغل التأخر $L^{\frac{j}{m}}$ هي معاملات تابعة لشعاع المعالم θ قليل الأبعاد (Asimakopoulous *et al.*, 2004). أشكال الدوال $B(j; \theta)$ التي تحدد شكل دالة التجميع في نماذج MIDAS المقيدة:

1- كثير حدود المون (متباطئة المون):

لتقدير نماذج المتغيرات المتباطئة distributed lag المحدودة اقترحت شيرلي المون 1965 استخدام علاقة دالية مرنة $\beta_j = f(j)$ تعكس العلاقة بين المعالم وفترات التباطؤ. افترضت المون أن β_j يمكن تقريبها بواسطة كثير حدود من درجة مناسبة في طول فترة التباطؤ لأي:

$$B(j; \theta) = \theta_0 + \theta_1 j + \dots + \theta_Q j^Q$$

حيث Q درجة كثير الحدود $B(j; \theta)$. وبشكل عام يمكن أن تكون $k > Q$ أو $Q > k$ ويجب أن تكون $k \geq 2$ ، يتم اختيار Q و K بشكل اعتباطي لحد ما. بما أن درجة كثير الحدود Q اقل بكثير من K ، فإن النموذج لن يتضمن عدد كبير من المعالم.

2- متباطئة المون الأسية: هي دالة مرتبطة بمتباطئة المون الشائعة الاستخدام في نماذج التأخرات الموزعة.

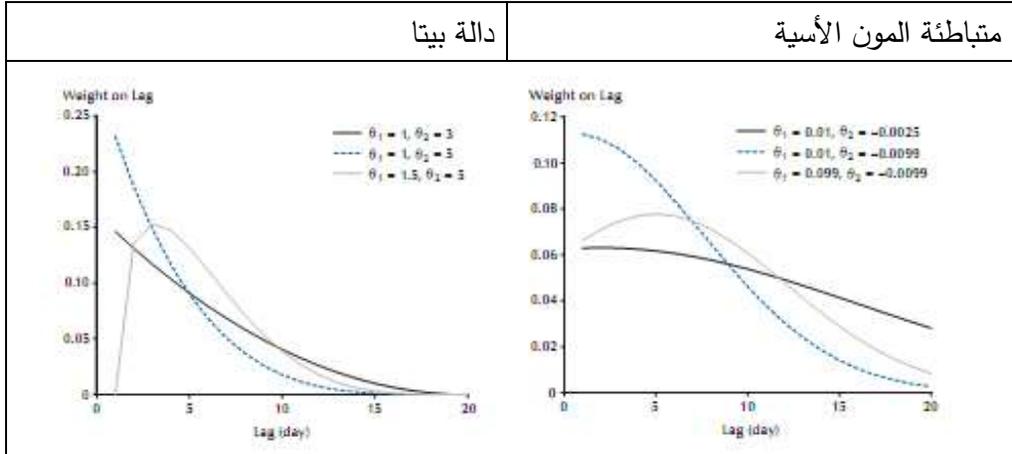
يعبر عن متباطئة المون الأسية بالشكل:

$$B(j; \theta) = \frac{\exp(\theta_1 j + \dots + \theta_Q j^Q)}{\sum_{j=0}^K \exp(\theta_1 j + \dots + \theta_Q j^Q)}$$

3- دالة بيتا:

$$\theta = (\theta_1, \theta_2) \text{ حيث } B(j; \theta) = \frac{f(\frac{j}{K}; \theta_1; \theta_2)}{\sum_{j=1}^K f(\frac{j}{K}; \theta_1; \theta_2)}$$

$$\Gamma(a) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{a-1} dx \quad \text{و} \quad f(x, a, b) = \frac{x^{a-1} (1-x)^{b-1} \Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$$



الشكل (2) دالة بيتا ودالة المون الأسية لقيم مختلفة لـ θ_1, θ_2

المصدر: (Michelle, T. et al., 2010).

نلاحظ من الشكل (2) مرونة دالة المون الأسية عند بعض القيم المختارة لـ (θ_1, θ_2) :

- عندما $\theta_1 = \theta_2 = 0$ تكون الأوزان متساوية.
- عندما $\theta_2 \leq 0$ ينتج شكل محدب، وقد تتناقص الدالة ببطء أو بسرعة.

التنبؤ الآني Nowcasting:

قدم البروفيسور كيث براوننج مصطلح التنبؤ الآني في عام 1980، لوصف عملية استقرار سلسلة من صور الرادار للحصول على توقعات هطول الأمطار قصيرة المدى جداً.

إن مفهوم التنبؤ الآني مفهوم جديد نسبياً في المجال الاقتصادي. على عكس مفهوم التنبؤ. إذ يجمع مصطلح nowcasting بين "الآن" و "التنبؤ"، ويركز على المعرفة والحقيقة، وهو أساس عملية صنع قرارات قوية (Ineichen, A., 2015).

يشير التنبؤ الآني إلى التنبؤ بالحاضر والمستقبل القريب جداً والماضي القريب جداً اعتماداً على المعلومات التي توفرها البيانات المتاحة التي يتم أخذ عيناتها

عند ترددات أعلى، وقد تحتوي المتغيرات عالية التردد على معلومات ذات قيمة. من ناحية أخرى لا يمكن للباحث استخدام هذه المعلومات عالية التردد مباشرة إذا كانت المتغيرات المتوفرة ذات تردد أقل.

يسمح التنبؤ الآني بالتنبؤ بمتغير التردد المنخفض بالزمن الفعلي اعتماداً على متغيرات بنفس التردد أو بترددات أعلى من النماذج المناسبة للتنبؤ الآني نماذج MIDAS التي تتمثل في جوهرها باستخدام متغيرات تفسيرية منخفضة التردد لتفسير المتغير التابع ذو تردد أعلى.

إن القدرة على تحديث التنبؤات تدريجياً في الزمن الفعلي اعتماداً على المعلومات الواردة عن متغيرات الترددات المرتفعة، من أهم ميزات التنبؤ الآني. وتعد نماذج MIDAS مناسبة تماماً للتعامل مع التنبؤ الآني، والتي تتعلق في جوهرها بالاستفادة من معلومات بيانات المتغيرات التفسيرية التي يتم إصدارها بترددات مختلطة للتنبؤ بالمتغير التابع (Kuzin, V. et al., 2013).

رابعاً - النتائج والمناقشة

للسهولة سنرمز لمتغيرات التردد المرتفع بـ x_t^H و y_t^H و لمتغيرات التردد المنخفض بـ x_t^L و y_t^L ، وسيتم استخدام النموذج:

$$x_t^H = 1 + 0.4x_{t-1/4}^H + 0.4x_{t-1/2}^H + \varepsilon_{x_t^H} \quad (*)$$

لتوليد قيم المتغير المستقل x_t^H ، مع قيم ابتدائية

$x_{1948-1/4}^H = 1$ وهي قيمة المتغير في 1948Q1، و $x_{1948-1/2}^H = 2$ ، وهي قيمة المتغير في 1948Q2، و $\varepsilon_{x_t^H}$ متغير عشوائي يخضع للتوزيع الطبيعي، علماً أن تأثير القيم

الإبتدائية سيتلاشى بعد عدد من المشاهدات لا تتجاوز العشر مشاهدات. ثم تم توليد

قيم المتغير y_t^H اعتماداً على قيم المتغير x_t^H مع إضافة متغير عشوائي $\varepsilon_{y_t^H}$

يخضع للتوزيع الطبيعي وذلك باستخدام النموذج التالي:

$$y_t^H = 1 + 0.25(x_t^H + x_{t-1/4}^H + x_{t-1/2}^H + x_{t-3/4}^H) + \varepsilon_{y_t^H}$$

خلال الفترة الممتدة من 1948Q1 إلى 2023Q4، وللحصول على المشاهدات

السنوية لنفس الفترة للمتغير y_t^L والمتغير x_t^L تم استخدام نموذجي التجميع التاليين:

$$- \text{ نموذج التجميع الزمني الأول: } y_t^L = \frac{1}{4} \sum_{k=0}^3 y_{t-k/4}^H, x_t^L = \frac{1}{4} \sum_{k=0}^3 x_{t-k/4}^H$$

$$- \text{ نموذج التجميع الزمني الثاني: } y_t^L = \sum_{k=0}^3 y_{t-k/4}^H, x_t^L = \sum_{k=0}^3 x_{t-k/4}^H$$

حيث تم اعتماد الفترة (1948-2019) فترة تقدير، والفترة (2020-2023) فترة تنبؤ. وقد تم اختيار النموذج المعتمد في الدراسة التطبيقية اعتماداً على معيار المعلومات البايزي (BIC).

التنبؤ بالمتغير السنوي LZ2 :

دراسة سكون المتغيرات المدروسة:

تتطلب نماذج MIDAS ونماذج الانحدار الذاتي سكون المتغيرات المستخدمة في النموذج، ولدراسة السكون سيتم تطبيق اختبار ديكي-فوللر المعدل، يسمح هذا الاختبار بفحص سكون السلسلة، ولدينا ثلاثة نماذج لهذا الاختبار وهي:

$$- \text{ نموذج انحدار ذاتي } y_t = \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$- \text{ نموذج انحدار ذاتي مع ثابت } y_t = \phi_1 y_{t-1} + c + \varepsilon_t$$

$$- \text{ نموذج انحدار ذاتي مع اتجاه عام وثابت } y_t = \phi_1 y_{t-1} + c + bt + \varepsilon_t$$

حيث فرضية العدم: $H_0: \phi_1 = 1$ مقابل الفرضية البديلة: $H_1: \phi_1 < 1$

إذا تم قبول الفرضية H_0 في أي من النماذج السابقة فإن y_t غير ساكنة.

تم عرض نتائج هذا الاختبار على السلاسل المدروسة في الجدول رقم (1)

الجدول رقم (1) نتائج اختبار Augmented Dickey-Fuller

المستوى			المتغير
مع وجود ثابت	بدون ثابت أو اتجاه	مع وجود ثابت واتجاه	
0.0001*	0.2196 (1)	0.0001*	LZ2
-15.022	-1.1679	-14.067	
*0.0000	*0.0000	*0.0000	T
-9.58141	-5.11007	-9.7363	

*0.0001	*0.0215	*0.000	LT
-11.5082	-2.9023	-10.9050	

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

(1) إن الثابت معنوي في الاختبار ديكي فولر المعدل أما الاتجاه العام فهو غير معنوي، لذلك سنأخذ هذا الاختبار مع وجود ثابت.

حيث أن: LZ2 المتغير التابع السنوي (المنخفض التردد).

LT المتغير المستقل بعد تحويله إلى السنوي بالتجميع الزمني.

T المتغير المستقل الربيعي (المرتفع التردد).

وبما أن $0.0001 < 0.05$ فإن السلسلة LZ2 ساكنة، كذلك فإن السلسلة T ساكنة لأن $0.000 < 0.05$ ، والسلسلة T ساكنة سواء من ثابت واتجاه أو مع ثابت أو بدون ثابت واتجاه.

الحالة الأولى: إيجاد النموذج الملائم للتنبؤ بالمتغير السنوي LZ2 اعتمادا على المتغير الربيعي T، وذلك باستخدام نموذج التجميع الزمني الأول، أي تم تحويل المتغير الربيعي إلى سنوي بأخذ متوسط الأرباع لكل سنة، ثم قمنا بتقدير النماذج التالية:

1- نموذج الانحدار العادي EQ17:

تم في هذا النموذج تحويل المتغير الربيعي T (مرتفع التردد) إلى متغير سنوي (منخفض التردد) بأخذ متوسط الأرباع لكل سنة وحصلنا على المتغير السنوي LT، ثم قمنا بإيجاد نموذج الانحدار للمتغيرين LZ2 و LT لأنهما متغيرين بنفس التردد.

2- نموذج الانحدار الذاتي من المرتبة الثانية EQ18:

قمنا في هذا النموذج بتقدير نموذج الانحدار الذاتي (AR(2))، أي باستخدام المتغير LZ2 فقط، دون الاستفادة من المتغير الربيعي T.

3- نموذج انحدار MIDAS غير المقيد (U-MIDAS) EQ19:

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS غير المقيد وهو النموذج بتأخر (K=1) للمتغير السنوي LZ2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربيعي

اعتباراً من الربع الثاني للسنة t .

4- نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام كثير حدود المون EQ20:

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS المقيدة باستخدام كثير حدود المون وهو النموذج بتأخر $(K=1)$ للمتغير السنوي LZ2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربعي T اعتباراً من الربع الثاني للسنة t وكثير حدود المون من الدرجة الثانية .

5- نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الآسي EQ21

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS المقيدة باستخدام المون الآسي وهو النموذج بتأخر $(K=1)$ للمتغير السنوي LZ2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربعي T اعتباراً من الربع الثاني للسنة t و $\theta_0 = 0.9919, \theta_1 = 0.8803, \theta_2 = -0.1536$.

نلاحظ من النماذج (EQ21, EQ20, EQ19) أنه إذا كان عدد تأخرات متغير التردد المنخفض في النموذج يساوي K فإن عدد تأخرات متغير التردد المرتفع يساوي $K.m$ على الأقل، أي أنه يوجد توافق بعدد التأخرات.

تم تقييم النماذج المدروسة باستخدام بيانات فترة التقدير (داخل العينة) فحصلنا على النتائج الواردة في الجدول رقم (2):

الجدول رقم(2) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (داخل العينة)

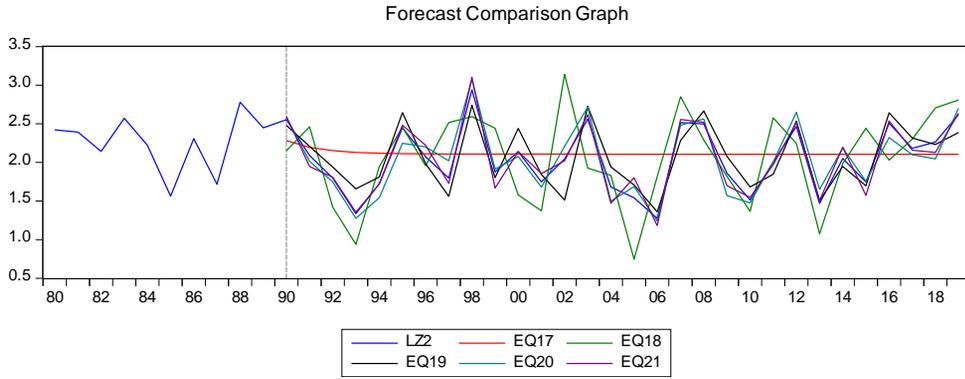
Evaluation statistics

Theil U2	Theil U1	SMAPE	MAPE	MAE	RMSE	Forecast
0.723531	0.100462	17.67366	19.26804	0.356687	0.422489	EQ17
0.768106	0.108434	20.20937	20.20294	0.386229	0.458255	EQ18
0.326265	0.045694	8.209443	8.271412	0.162539	0.191852	EQ19
0.219177	0.032677	5.804203	5.773229	0.114818	0.136511	EQ20
0.169591	0.026215	4.407076	4.376758	0.082993	0.109556	EQ21

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

يتبين من الجدول رقم (2) أن أفضل نموذج من النماذج المدروسة هو نموذج انحدار

MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي EQ21 وفق جميع معايير التنبؤ.



الشكل رقم (3) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (داخل العينة)

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

كذلك نلاحظ من الشكل رقم (3) أن المنحني الأكثر ملائمة للتنبؤ بالسلسلة LZ2 هو منحني نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي. ثم تم تقييم النماذج باستخدام المدروسة باستخدام بيانات فترة التنبؤ (خارج العينة) وكانت النتائج في الجدول رقم (3).

الجدول رقم (3) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (خارج العينة)

Evaluation statistics

Theil U2	Theil U1	SMAPE	MAPE	MAE	RMSE	Forecast
0.748475	0.052175	9.046506	9.342635	0.196089	0.231497	EQ17
0.818829	0.108090	19.43604	18.12351	0.389528	0.477424	EQ18
0.439629	0.045300	8.162614	8.266232	0.183671	0.201209	EQ19
0.297017	0.027239	4.981588	4.930440	0.110386	0.119166	EQ20
0.115208	0.007447	1.311673	1.309905	0.029462	0.032769	EQ21

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

يتبين من الجدول رقم (3) أن أفضل نموذج من النماذج المدروسة هو نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي EQ21 وفق جميع معايير التنبؤ.

التنبؤ الآني بالمتغير السنوي LZ2 :

يعتمد التنبؤ الآني على التنبؤ بالسلسلة في اللحظة t بالاستفادة من جميع المعلومات للمتغير المستقل حتى اللحظة t ، ويمكن الاستفادة من نماذج MIDAS سواء المقيدة أو غير المقيدة في التنبؤ الآني، حيث استخدمنا ثلاث نماذج MIDAS للتنبؤ بالمتغير السنوي في اللحظة 2019 فكانت النتائج في الجدول رقم (4).

الجدول رقم(4) التنبؤ الآني باستخدام نماذج MIDAS غير المقيدة والمقيدة

الفرق	القيم المتنبئ بها	القيم الفعلية	التنبؤ بـ 2019
0.245122	2.374662	2.6198	U-MIDAS1 year lag of LZ2 1 Quarterly lag of T K = 6
-0.05899	2.678774	2.6198	كثير حدود المون
-0.01175	2.631529	2.6198	المون الآسي

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

نلاحظ من الجدول السابق أن أفضل تنبؤ آني كان باستخدام نموذج MIDAS المقيد باستخدام المون الآسي، ويتميز التنبؤ الآني بالقدرة على تحديث التنبؤات تدريجياً في الزمن الفعلي اعتماداً على معلومات الواردة عن متغيرات الترددات المنخفضة. الحالة الثانية: إيجاد النموذج الملائم للتنبؤ بالمتغير السنوي LY2 اعتماداً على المتغير الربعي X، وذلك باستخدام نموذج التجميع الزمني الثاني، أي تم تحويل المتغير الربعي إلى سنوي بأخذ مجموع الأرباع لكل سنة. دراسة سكون المتغيرات المدروسة:

لدراسة السكون طبقنا اختبار ديكي-فوللر المعدل فكانت النتائج في الجدول رقم (5):

الجدول رقم(5) نتائج اختبار Augmented Dickey–Fuller

المستوى			المتغير
مع وجود ثابت	بدون ثابت أو اتجاه	مع وجود ثابت واتجاه	
*0.0001 (1)	0.4383	*0.0001	LY2
-14.0631	-0.6362	-12.8198	
*0.0000	*0.0000	*0.0000	X
-9.58142	-5.11007	-9.73639	

*0.0001	*0.0160	*0.0000	LX
-11.5072	-2.4210	-10.8520	

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

(1) إن الثابت معنوي في الاختبار ديكي فولر المعدل، لذلك سنأخذ هذا الاختبار مع وجود ثابت.

وبما أن $0.0001 < 0.05$ فإن السلسلة LY2، وكذلك السلسلة LX والسلسلة X ساكنة لأن $0.0000 < 0.05$.

ثم قمنا بتقدير النماذج التالية:

1- نموذج الانحدار العادي EQ14:

تم في هذا النموذج تحويل المتغير الربعي X (مرتفع التردد) إلى متغير سنوي (منخفض التردد) بأخذ مجموع الأرباع لكل سنة وحصلنا على المتغير LX، ثم قمنا بإيجاد نموذج الانحدار للمتغيرين LY2 و LX لأنهما متغيرين بنفس التردد.

2- نموذج الانحدار الذاتي EQ12

قمنا في هذا النموذج بتقدير نموذج الانحدار الذاتي (2)AR، أي باستخدام المتغير LY2 فقط، دون الاستفادة من المتغير X.

3- نموذج انحدار MIDAS غير المقيد (U-MIDAS) EQ13:

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS غير المقيدة وهو النموذج بتأخر (1) للمتغير السنوي LY2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربعي X اعتباراً من الربع الثاني للسنة t.

4- نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام كثير حدود المون EQ15:

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS المقيدة باستخدام كثير حدود المون وهو النموذج بتأخر (1) للمتغير السنوي LY2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربعي X اعتباراً من الربع الثاني للسنة t وكثير حدود المون من الدرجة الثانية.

5- نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي EQ16:

حصلنا على النموذج الملائم من ضمن نماذج انحدار MIDAS المقيدة باستخدام المون الأسي وهو النموذج بتأخر (1) للمتغير السنوي LY2، وتأخر (6) فترات للمتغير الربعي X اعتباراً من الربع الثاني للسنة t و $\theta_0 = 41.1673, \theta_1 = 9.6770, \theta_2 = -10.2817$.

تم تقييم النماذج المدروسة باستخدام بيانات فترة التقدير (داخل العينة) فحصلنا على الجدول رقم (6):

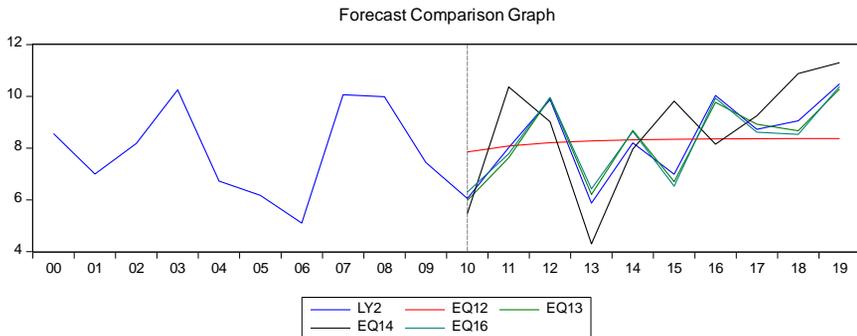
الجدول رقم (6) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (داخل العينة)

Evaluation statistics

Theil U2	Theil U1	SMAPE	MAPE	MAE	RMSE	Forecast
0.583362	0.087720	15.10035	15.78202	1.224604	1.466956	EQ12
0.154669	0.017592	3.347441	3.346906	0.267724	0.296965	EQ13
0.768754	0.090753	16.44390	17.03027	1.345841	1.577642	EQ14
0.338564	0.027705	3.825168	3.957110	0.276157	0.347320	EQ15
0.154428	0.019904	3.797714	3.816117	0.285161	0.336406	EQ16

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

يتبين من الجدول رقم (6) أن أفضل نموذج من النماذج المدروسة هو نموذج انحدار MIDAS غير المقيد (U-MIDAS) وذلك وفق معظم معايير التنبؤ.



الشكل رقم (4) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (داخل العينة)

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

كذلك تم تقييم النماذج باستخدام المدروسة باستخدام بيانات فترة التنبؤ (خارج العينة) وكانت النتائج في الجدول رقم (7).

الجدول رقم(7) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (خارج العينة)

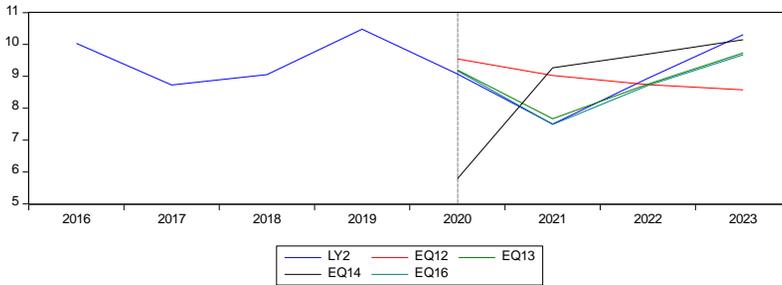
Evaluation statistics

Theil U2	Theil U1	SMAPE	MAPE	MAE	RMSE	Forecast
0.859880	0.065754	11.04629	11.15625	0.983487	1.182793	EQ12
0.237377	0.017871	2.851769	2.815261	0.263091	0.319565	EQ13
0.733733	0.106387	18.74595	17.44835	1.492371	1.904743	EQ14
0.276898	0.0195410	2.546756	2.482796	0.279873	0.358276	EQ15
0.255357	0.018997	2.516298	2.461542	0.240862	0.338346	EQ16

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

يتبين من الجدول رقم (7) أن أفضل نموذج من النماذج المدروسة هو نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الأسّي EQ16 وفق أهم معايير التنبؤ، مما يدل أن النموذج الملائم للتنبؤ الآني والتنبؤ قصير الأجل هو نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الأسّي. EQ12

Forecast Comparison Graph



الشكل رقم(5) تقييم تنبؤ النماذج المدروسة (خارج العينة)

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

كذلك نلاحظ من الشكل رقم (4) أن المنحني الأكثر ملائمة للتنبؤ بالسلسلة LY2 هو منحني نموذج انحدار MIDAS المقيد باستخدام المون الآسي،
التنبؤ الآني بالمتغير السنوي LY2:
لإجراء التنبؤ الآني استخدمنا ثلاث نماذج MIDAS للتنبؤ بالمتغير السنوي في اللحظة 2019 فكانت النتائج في الجدول رقم (8).

الجدول رقم(8) التنبؤ الآني باستخدام نماذج MIDAS غير المقيدة والمقيدة

الفرق	القيم المتنبئ بها	القيم الفعلية	التنبؤ بـ 2019
-0.18126	10.29787	10.47914	U-MIDAS 1 year lag of LY2 1 Quarterly lag of X K = 6
0.107349	10.58648	10.47914	كثير حدود المون
-0.09265	10.38648	10.47914	المون الآسي

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج EViews10

نلاحظ من الجدول السابق أن أفضل تنبؤ آني كان باستخدام نموذج MIDAS المقيد باستخدام المون الآسي.

مما سبق نجد نماذج انحدار MIDAS تمكنت من التنبؤ بمتغير منخفض التردد اعتماداً على متغير عالي التردد وتأخراتها، سواء كان المتغير المستقل متغير تدفق أو متغير يقيس معدلات.

خامساً: الاستنتاجات

1. أثبتت نماذج MIDAS ملائمتها للتنبؤ بمتغير منخفض التردد اعتماداً على متغير مستقل مرتفع التردد، حيث أنه أعطت نتائج أفضل من نماذج الانحدار العادية أو من نماذج الانحدار الذاتي، وذلك في نوعي التجميع الزمني المدروسة.

2. تبين لنا أنه إذا كان عدد تأخرات متغير التردد المنخفض في نموذج MIDAS يساوي K فإن عدد تأخرات متغير التردد المرتفع يساوي $K.m$ على الأقل، أي يوجد توافق في عدد التأخرات بين متغير التردد المنخفض ومتغير التردد المرتفع.

3. تبين أن نموذج MIDAS المقيد باستخدام المون الأسي هو النموذج المناسب للتنبؤ الأني في كلا حالتَي التجميع الزمني للبيانات المدروسة، إلا أنه في الحالة العامة لا يمكن تفضيل نموذج من نماذج MIDAS على نموذج آخر، وإنما طبيعة البيانات هي التي تحدد النموذج المناسب، وبشكل عام فإن نماذج MIDAS تمتلك القدرة على الاستفادة من جميع بيانات المتغير مرتفع التردد المتاحة فهي مناسبة للتنبؤ الأني.

سادساً: التوصيات والمقترحات

1. ينصح باستخدام نماذج انحدار MIDAS في حالة وجود متغيرات بترددات مختلفة، وذلك لفعاليتها.
2. إن نماذج MIDAS من النماذج المناسبة للتنبؤ في المدى القصير والتنبؤ الأني لذلك يفضل استخدامها في كلا الحالتين.

المراجع الأجنبية

1. **Andreou, E., E. Ghysels and A. Kourtellos (2010):** FORECASTING WITH MIXED-FREQUENCY DATA DEPARTMENT OF ECONOMICS UNIVERSITY OF CYPRUS.
2. **Asimakopoulos, S., J. Paredes and T. Warmedinger (2013):** ForecaSting FiScal time SerieS uSing mixed Frequency data, Working paerps from European Central Bank, No 1550/ May 2013.
3. **Foroni, C., and M. Marcellino (2013):** A Survey of Econometric Methods for Mixed-Frequency Data, Working paerps from Norges Bank 2013/06
4. **Ghysels, E., P. Santa-Clara, and R. Valkanov (2004):** "The MIDAS touch: Mixed DATA Sampling regression models", mimeo, Chapel Hill, N.C.
5. **Ineichen ,A., (, 2015):** Nowcasting: A Risk Management Tool, CAIA Ineichen Research & Management AG, 2015.
6. **Kuzin, V., M. Marcellino, and C. Schumacher, (2009):** MIDAS versus mixed-frequency VAR:nowcasting GDP in the euro area, Series 1: Economic Studies No 07/2009, Deutsche Bundesbank, Frankfurt.
7. **Libonatti, L. (2018):** MIDAS Modeling for Core Inflation Forecasting, IDB WORKING PAPER SERIES N° IDB-WP-897.
8. **Marsilli, C.(2014):** Mixed-Frequency Modeling and Economic Forecasting. Economics and Finance. Université de Franche-Comté.
9. **Michelle T. Armesto , Kristie M. Engemann associates and T. Owyang(2010):** Forecasting with Mixed Frequencies , officer at the Federal Reserve Bank of St. Louis.

Effect Time Aggregation on Nowcasting

Wafaa Issa

Dept. of Mathematical Statistics, Faculty of Sciences, Univ. of Aleppo.

Abstract

The great progress in computer technology enabled us to collect and store large groups of data, so we can record several time series at very high frequencies. For example, economic activities series are taken on a quarterly or monthly basis... etc. For this the need arose for models to forecast mixed frequency data, such as MIDAS (MIXed DATA Sampling) regression models, as these models make use of the information in the high frequency variable.

In this research, we study the MIDAS regression models, with its restricted and unrestricted types, by applying them to data generated by simulation method, with mixed frequencies (quartly independent variable and annual dependent variable) and with two types of time aggregation , to find a suitable model for forecasting a low -frequency dependent variable, and it becomes clear to us that if the number lags of low frequency variables in the model is equal to k , then the number lags of high frequency variables is at least $k.m$, i.e. there is a compatibility between the number lags of low frequency variable and the high frequency variable, and MIDAS restricted and unrestricted models are more suitable to forecast the studied variable than the other studied forecast models, where we estimated five models for each type of time aggregation, and as for the Nowcasting using the restricted MIDAS model using exponential Almon polynomial is much better than the other models. Where MIDAS models have the ability to benefit of all available information of high -frequency variable data.

Keywords: unrestricted-MIDAS, MIDAS regressions, forecasting, nowcasting Time Aggregation.