نموذج إحصائي مقترح بدمج نماذج الإنحدار الذاتي البيزي والديناميكي العاملي والديناميكي العشوائي العام للتوازن
(دراسة تطبيقية)

إشـــراف

أ.د. إبراهيم محمد مهدي
أستاذ الإحصاء والتأمين
كلية التجارة- جامعة المنصورة

أ.د. فاطمة علي عبدالعاطي
أستاذ الإحصاء التطبيقي
كلية التجارة- جامعة المنصورة

منى محمود سامي أبو النصر
مدرس مساعد بقسم الإحصاء التطبيقي والتأمين
كلية التجارة - جامعة المنصورة

ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى الوصول إلى أفضل نموذج للتنبؤ بأسعار الأسهم بالأخذ في الإعتبار مشكلة التقلبات في السلاسل الزمنية المالية وذلك باستخدام دمج نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي.

وفي هذه الدراسة يتم المقارنة بين نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي ، وقد توصلت الدراسة إلى أن إستخدام أسلوب دمج نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي يعد من أفضل وأدق النماذج في التنبؤ بأسعار الأسهم ، ولقد تمت الدراسة التطبيقية على مجموعة من البيانات اليومية لأسعار الأسهم للبنك التجاري الدولي ، وتوصي الدراسة الحالية بالتوسع في إستخدام أسلوب تحليل السلاسل الزمنية كوسيلة فعالية في دراسة العديد من المتغيرات في مجال المال والتنبؤ بها كما تؤكد على أهمية عنصر التقلب في هذا النوع من البيانات ليس فقط كمتغير له مدلوله في حد ذاته ولكن أيضا كمتغير مفسر في بعض الأحيان وضروري لفهم سلوك المتغيرات في مجال المال والتنبؤ بها.

Abstract:

This research aims to identify the best forecasting model of Stock Prices to be more accurate regarding the problem of Financial Time Series Fluctuations .

In this study comparison between DSGE model, Dynamic Factor Model, Vector Auto-Regression Model. This study reaches that using combining DSGE model and Dynamic Factor Model with Vector Auto-Regression Model is the best and the most accurate in forecasting Stock Prices. The applied study with agroup of daily data of Stock Prices of commercial international Bank (CIB). The research recommends extending the use of time series analysis as an effective tool in studying many financial variables and forecasting of it. Also, the research emphasizes the importance of volatility in this kind of data not only as avariable has an important but also as a necessary explantory variable in understanding the behavior of many variables in finance .

(1) مقدمة:

يعتبر التنبؤ بالمتغيرات الإقتصادية المالية هي أهم أهداف نماذج السلاسل الزمنية المالية، وخاصة النموذج الديناميكي العاملي والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ونموذج متجه الإنحدار الذاتي، وتهتم هذه الدراسة بتحسين قدرة هذه النماذج على التنبؤ عن طريق دمج هذه النماذج، كما أن دمج هذه النماذج معا يساعد على الحصول على شكل إحصائي جيد للأخطاء العشوائية، وقد قام Ingram and Whiteman (1994) بأولى هذه المحاولات حيث دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ومعالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي، بالإضافة إلى أن Del Negro and Schorfheide (2004) إستخدم عزوم النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن كتوزيع قبلي لنموذج متجه الإنحدار الذاتي، كما إقترح Schorfheide et al (2011) دمج النموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي، وسوف يقوم الباحث بدمج الثلاثة نماذج معا (Amisano and Geweke, 2013).

وتسعى هذه الدراسة إلى التوسع في تطبيق النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن لتحليل السياسات الإقتصادية المالية، حيث أن هذا النموذج نجح في أن يحل محل نماذج السلاسل الزمنية المالية في عملية تحليل الدورات الإقتصادية والتنبؤ ورسم السياسات الإقتصادية، فقد بدأت العديد من البنوك المركزية في الدول المتقدمة والدول النامية في إستخدام هذا النموذج لتحليل ورسم السياسة النقدية والمالية، حيث يتميز هذا النموذج بالقدرة على تحليل أثر الأخطاء العشوائية وتحديد متغيرات النموذج بدقة، وعلى الرغم من أن هذه النموذج شائع الإستخدام إلا أنه يعاني في بعض الاحيان من مشكلة نقص التوصيف مما يؤدي إلى صعوبة الحصول على نموذج ديناميكي عشوائي عام للتوازن دقيق، ولذلك فقد اتجهت العديد من الدراسات إلى دمج هذا النموذج مع بعض النماذج الأخرى مثل نماذج متجه الإنحدار الذاتي والديناميكي العاملي.

ويهدف هذا البحث إلي زيادة كفاءة وفاعلية التنبؤ باستخدام أسلوب دمج النموذج الديناميكي العاملي والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ونموذج الإنحدار الذاتي ومن ثم يمكن تلخيص أهداف البحث في النقاط التالية:

- قياس كفاءة التنبؤ باستخدام نموذج DSGE وباستخدام نموذج الإنحدار الذاتي وباستخدام النموذج الديناميكي العاملي كل علي حده
- قياس كفاءة التنبؤ باستخدام أسلوب الدمج بين نموذج DSGE ونموذج الإنحدار الذاتي وباستخدام أسلوب الدمج بين نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي وباستخدام أسلوب الدمج بين نموذج الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي وباستخدام أسلوب الدمج بين نموذج الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE.

- المقارنة بين قيم التنبؤ باستخدام نماذج DSGE والإنحدار الذاتي والديناميكي العاملي والدمج بينهما للوصول إلي نموذج من أفضل النماذج في التنبؤ.

يركز هذا البحث على التنبؤ بأسعار الأسهم باستخدام أسلوب الدمج بين نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE، ويقدم الجزء(2) النماذج المستخدمة في البحث وهي نموذج DSGE ونموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي ودمج نموذج الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE، بينما يتناول الجزء (3) المقارنة بين النماذج عن طريق مجموعة من الإختبارات ، أما الجزء(4) فيعرض حدود البحث، ويوضح الجزء(5) برامج الحاسب الآلي المستخدمة، ويناقش الجزء(6) المقارنة بين النماذج المختلفة، أما الجزء (7) فقد خصص للنتائج والتوصيات.

(2) النماذج المستخدمة

(2.1) نموذج DSGE

قدم Lucas, Prescot and Plosser (1983) النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن (Dynamic Stochastic General Equilibrium) في دورة الأعمال التجارية وذلك في محاولة لتفسير السلوك الديناميكي للسلاسل الزمنية المالية (وبخاصة التغايرات الذاتية للناتج النهائي الفعلي والتغايرات للناتج النهائي مع سلسلة زمنية للمجاميع الاقتصادية الأخرى) وذلك على أساس نموذج متوازن للتوقعات المنطقية مع الاخذ في الاعتبار نماذج النمو الاقتصادي (ويعتمد جزء كبير من التحليل في هذا النموذج على النظر إلى العوامل التي قد تُخل توازن الاقتصاد وتأثير ذلك على الاقتصاد).

يمكن تقدير معالم نموذج DSGE باستخدام دالة الإمكان الأعظم (Maximum Likelihood) والطريقة العامة للعزوم (Generalized Method of Moments) وطريقة المحاكاة للعزوم (Simulated Method of Moments)، ولكن إقترح أخيرا تقدير معالم النموذج باستخدام طريقة بييز، ويرجع شيوع إستخدام هذه الطريقة في الأونة الأخيرة إلى أنها تسمح بدمج المعلومات الخارجية الخاصة بمعالم النموذج في طريقة التقدير، بالإضافة إلى ذلك فإن احتمال حدوث الحدث هو الإختلاف الرئيسي بين الطرق التقليدية وطريقة بييز، حيث أن تحليل احتمال حدوث الحدث في الطرق التقليدية هو مقياس التكرار النسبي لحدوث الحدث أما طبقا لطريقة بييز فيتحدد عن طريق مكونين هما المعتقدات الشخصية للباحث وتكرار حدوث الحدث.

ويمكن التعبير عن شكل نموذج DSGE علي النحو التالي :

$$y_t = G(\theta)\zeta_t + H(\theta)\zeta_{t-1} + v_t$$
$$v_t = \Lambda(\varphi)v_{t-1} + e_t \qquad (1)$$
$$\zeta_t = F(\theta)\zeta_{t-1} + \varepsilon_t$$

حيث

ζ_t حالة المتغيرات

e_t أخطاء القياس

v_t الأخطاء

ε_t أخطاء النموذج

ويمكن توضيح خطوات عملية التقدير باستخدام طريقة بييز (Hasenkamp, Lucke and Funke, 2007) كما يلي:

بفرض أن y_t هي متجه من المشاهدات العشوائية خلال زمن منفصل t = 1 , ... T ، كما أن القيم المتتابعة $\{y_t\}$ في الزمن t يمكن التعبير عنها $Y_t = \{y_t\}_{t=1}^{t}$ ، وأن النموذج M يحدد القيم المقابلة لدوال الكثافة الاحتمالية $p(y_t / Y_{t-1}, \theta, M)$ حيث θ هي متجه المعالم المجهولة.

ويمكن التعبير عن دالة الكثافة الاحتمالية Y_T بشرط معلومية النموذج M ومتجه المعالم θ كما يلي:

$$p(Y_T / \theta, M) = \prod_{t=1}^{T} p(y_t / Y_{t-1}, \theta, M) \qquad (2)$$

وبالتالي فإن دالة الإمكان لدالة الكثافة تتناسب مع دالة الكثافة الاحتمالية للنموذج أي أن:

$$L(Y_T / \theta, M) \propto p(Y_T / \theta, M) \qquad (3)$$

وبفرض أن y_t هي متتابعة من المتغيرات المستقلة التي لها نفس التوزيع فإن:

$$p(y_t / Y_{t-1}, \theta, M) = p(y_t / \theta, M) \qquad (4)$$

$$p(Y_T / \theta, M) = \prod_{t=1}^{T} p(y_t / \theta, M) \qquad (5)$$

وطبقا لطريقة بييز فإن النموذج M يقدم بالإضافة إلى ما سبق توزيع للمتجه θ والذي يسمح بتحديد التوزيع المشترك للبيانات Y_T والمعالم θ ، مع الأخذ في الاعتبار أن خصائص المقدر وإختبارها غير محل الاهتمام لأنها ليس لها علاقة بالتكرار النسبي للحدث، وبشكل خاص إذا كان $p(\theta/M)$ هي دالة التوزيع القبلي (بشرط معلومية النموذج M) فإن:

$$p(Y_T,\theta/M) = p(\theta/M)\prod_{t=1}^{T} p(y_T/Y_{T-1},\theta,M)$$

$$= p(\theta/M)\,p(Y_T/\theta,M) \qquad (6)$$

ويمكن كتابة معادلة (5) على النحو التالي:

$$p(Y_T,\theta/M) = p(\theta/Y_T,M)\,p(Y_T/M) \qquad (7)$$

حيث

$$p(Y_T/M) = \int p(Y_T/\theta,M)\,p(\theta/M)\;d\theta \qquad (8)$$

هي دالة الإمكان الهامشي لـ Y_T بمعلومية النموذج M كما أن:

$$p(\theta/Y_T,M) = \frac{p(Y_T/\theta,M)\,p(\theta/M)}{p(Y_T/M)} \,\alpha\, p(Y_T/\theta,M)\,p(\theta/M) \qquad (9)$$

هي دالة التوزيع البعدي لمتجه المعالم θ في النموذج M ، مع الأخذ في الاعتبار أن المعادلة (7) تستخدم للتعبير عن إختزال القيم الفعلية لـ θ في النموذج M ، أما المعادلة (9) تستخدم لدراسة المعالم θ المجهولة ودوال المعالم $h(\theta)$ بشرط معلومية بيانات المتغير Y_T والتي يُشار إليها في الاستدلال البيزي.

(2.2) النموذج الديناميكي العاملي

لقد زادالإهتمام في العقد الماضي بالنموذج الديناميكي العاملي (Dynamic Factor models (DFM)) لما يتمتع به هذا النموذج من قدرة على التعامل مع مجموعات البيانات باتساق وآنية (simultaneously and consistently) حتى في الحالات التي يزيد فيها عدد السلاسل عن عدد مشاهدات السلاسل الزمنية، وقد إقترحت هذه النماذج بواسطة Geweke (1977) كإمتداد لنماذج السلاسل الزمنية العاملية، وقد أوضحا Sargent and Sims (1977) أن عاملين ديناميكيين لهما القدرة على تفسير نسبة كبيرة من التباين في المتغيرات

الإقتصادية الربيعية (quarterly) في الولايات المتحدة الأمريكية والتي تتمثل في الإنتاج والتوظيف والأسعار (Iiboshi, 2012)، وقد أصبحت هذه النماذج أداة معيارية لنماذج السلاسل الزمنية ذو الأبعاد العالية المتزايدة (increasingly high-dimensional) وبشكل خاص في السلاسل التي تحتوي على متغيرات فجائية مستحدثة في العمليات الكامنة (Latent process) وعلى سبيل المثال التقلبات العشوائية (stochastic volatility) والعمليات المتغيرة عبر الزمن (time varying) بحيث تصبح النماذج العاملية أكثر مرونة ومنطقية لتقدير السلاسل الزمنية متعددة المتغيرات المركبة (complex multivariate).

وبفرض وجود N من المتغيرات في النموذج الديناميكي العاملي وأن لدينا T من المشاهدات يُعبر عنها بـ K من العوامل (ABmann, Hogrefe and Pape, 2014) وبالتالي يمكن كتابة النموذج الديناميكي العاملي على النحو التالي:

$$y_t = \wedge_0 f_t + \wedge_1 f_{t-1} + ... + \wedge_s f_{t-s} + e_t,$$

$$t = 1, ..., T \qquad (10)$$

حيث

y_t متجه من البيانات المشاهدة المستقرة

f_t متجه من العوامل الكامنة

$\wedge s$ مصفوفة المعالم حيث $s = 0 , ... , s$

e_t متجه الأخطاء حيث $e_t \overset{iid}{\sim} N(o, \Sigma)$, $\Sigma = diag(\sigma_1^2, ...\sigma_N^2)$

، وأن العوامل تتبع عملية الإنحدار الذاتي (Autoregressive Process) من الدرجة (P) حيث

$$f_t = \Phi_1 f_{t-1} + \Phi_2 f_{t-2} + ... + \Phi_p f_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (11)$$

حيث

ε_t أخطاء المعادلة الهيكلية

Φ_p مصفوفة المعالم

كما أن

$$e_t = \sum_{j=1}^{q} B_j e_{t-j} + \eta_t$$

حيث

η_t أخطاء القياس

وبفرض أن:

$$\theta = (vec(\wedge_0), ..., vec(\wedge_s), vec(\Phi_1), ..., vec(\Phi_p), diag(\Sigma)) \qquad (12)$$

حيث

$$Y = (y_1, y_2, \dots y_T),$$

$$f_0 = \dots = f_{-\max\{s-1, p-1\}} = 0$$

فإن دالة الامكان هي

$$L(y/\theta) = \int_{f_T} \dots\dots \int_{f_1} \prod_{t=1}^{T} P(y_t / \theta, f_t, \dots, f_{t-s}) P(f_t / \theta, f_{t-1}, \dots, f_{t-p}) df_1 \dots df_T$$

(13)

$$= \int_{f_T} \dots\dots \int_{f_1} (2\Pi)^{\frac{-TN}{2}} |\Sigma|^{\frac{-T}{2}} \exp\{\frac{-1}{2} \sum_{t=1}^{T} ((y_t - \sum_{s=0}^{S} \wedge_S f_{t-s})' \Sigma^{-1} (y_t - \sum_{s=0}^{S} \wedge_S f_{t-s}))\}$$

$$(2\Pi)^{\frac{-TK}{2}} |\Omega_e|^{\frac{-T}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{t=1}^{T} (f_t - \sum_{p=1}^{P} \Phi_p f_{t-p})' (f_t - \sum_{p=1}^{P} \Phi p f_{t-p})\right\} df_1 \dots df_T$$

حيث تظل دالة الإمكان ثابتة (invariant) في ظل التحويلة التالية (transformation)

لكل مصفوفة متعامدة (orthogonal matrix) D فإن التحويلة هي

$$\tilde{\theta} = (vec(\tilde{\wedge}_0),...,vec(\tilde{\wedge}_S), vec(\tilde{\Phi}_1),.....,vec(\tilde{\Phi}_p), diag(\tilde{\Sigma})) \qquad (14)$$

$$= (vec(\wedge_0 D),...,vec(\wedge_S D), vec(D^{-1}\Phi_1 D),...,vec(D^{-1}\Phi_p D), diag(\Sigma) = H(D)\theta$$

حيث

$$H(D) = \begin{pmatrix} (D' \otimes I_{N(S+1)}) & 0 & 0 \\ 0 & I_p \otimes (D' \otimes D^{-1}) & 0 \\ 0 & 0 & I_N \end{pmatrix} \qquad (15)$$

حيث

$$|\det(H^{-1}(D)| = |\det(D)^{-(N(S+1)+K+1)}| = 1$$

$$\tilde{f}_t = D^{-1} f_t, t = 1,2,....,T$$

كما أن

$$d\tilde{f}_t = |\det(D)| \, df_t$$

مع الأخذ في الإعتبار أن هذه التحويلة ليس لها تأثير على مدى المعالم الناتجة من العلاقة

$$L(Y/\theta) = L(Y/\tilde{\theta})$$

حيث تظل دالة الإمكان كما هي في ظل التحويلة في المعادلة (14)، وعادة ما نُشير لثبات دالة الإمكان بمشكلة الدورية (rotation problem).

وعادة ما يتم تحويل دالة الإمكان الثابتة إلى التوزيع البعدي (posterior distribution) وبالتالي المقدر البعدي (posterior estimators)، ويتم إختيار التوزيع القبلي (priori distribution) في ظل التحويلة في المعادلة (14)، مع الأخذ في الإعتبار أن مشكلة الدورية لا تحتوي على $\sum$ وبالتالي يمكن إستخدام التوزيع القبلي للمرافق كما يلي

$$\Pi(\Sigma) = \prod_{i=1}^{N} \frac{B_{0i}^{\alpha_{0i}}}{\Gamma(\alpha_{0i})} \sigma_i^{-2(\alpha_{0i}+1)} \exp\left\{-\frac{B_{0i}}{\sigma_i^2}\right\} \qquad (16)$$

كما أن التوزيع القبلي لـ $\wedge_S, S = 0,\ldots,S$

وأيضا لـ $\Phi_P, P = 1,\ldots,P$

هما

$$\Pi(\Phi_1,\ldots,\Phi_P)\alpha C, C > 0, \quad (17)$$

$$\pi(\wedge_0,\ldots,\wedge_S) = \prod_{S=0}^{S}(2\pi)^{\frac{-KN}{2}} |\Omega \wedge_S|^{\frac{-1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(vec(\wedge_S)-\mu_{\wedge_S})'\Omega_{\wedge_S}^{-1}(vec(\wedge_S)-\mu_{\wedge_S})\right\} \quad (18)$$

على الترتيب، مع ملاحظة أن القيمة المطلقة للقيم الذاتية (eigenvalues) لمصفوفة المترافقات (companion matrix) لـ $\{\Phi_P\}_{p=1}^{P}$ يجب أن تكون أقل من ١، ولكن يلاحظ أن الجذور الكامنة لمصفوفة المترافقات لا تتأثر بالتحويلة في المعادلة (14) حيث $\mu_{\wedge_S} = 0, s = 0,\ldots,S$ وأن $\Omega_{\wedge_S} = \Upsilon \otimes I_K, s = 0,\ldots S$ حيث Υ مصفوفة قطرية موجبة (positive diagnoal matrix) وبالتالي يمكن التعبير عن التوزيع البعدي على النحو التالي:

$$P(\theta / Y)\ \alpha\ L(Y/\theta)\,\Pi(\Sigma)\,\Pi(\phi_1,\ldots,\phi_p)\,\Pi(\wedge_0,\ldots,\wedge_S) \quad (19)$$

والتي تكون ثابتة في ظل التحويلة في المعادلة (14).

(2.3) نموذج متجه الإنحدار الذاتي

يتميز نموذج متجه الإنحدار الذاتي (Vector Auto-Regression (VAR)) بالمرونة (flexible) والشكل البسيط حيث يتطلب النموذج فقط من الباحث تحديد متغيرات النموذج ودرجة الإنحدار الذاتي فقط وبالتالي فإن تقدير معالم النموذج يتم بسهولة، وذلك لأنه لا يتطلب تحديد المتغيرات لكل معادلة أو إدراج القيود المستمدة من النظرية الاقتصادية، وبالتالي فإن التقدير والتنبؤ باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي هي عمليات ميكانيكية بحتة (purely mechanical processes) كما أن عدد السلاسل الزمنية المطلوبة لبناء النموذج يكون صغير جدًا (quite small)، ويعتبر نموذج متجه الإنحدار الذاتي بديل لنماذج السلاسل الزمنية الإقتصادية الهيكلية (structural) كطريقة للحصول على تقديرات النقطة ومقاييس حالة عدم التأكد المحيطة بها وذلك لقياس الإحتمالات المرتبطة بالأحداث المستقبلية، حيث يستطيع نموذج متجه الإنحدار الذاتي التغلب على العديد من عيوب النماذج الهيكلية والغموض الذي يحيط بالتنبؤات التي يقوم بها الخبراء على أساس غير موضوعي وغير صريح في النماذج، وفي نفس الوقت يستطيع هذا النموذج تحقيق

مزايا التحليل متعدد المتغيرات (multi- variate analysis) والتغلب على القيود الموجودة في النماذج أحادية المتغيرات (univariate) ويتضح ذلك في نماذج المتوسطات المتحركة المتكاملة والإنحدار الذاتي (Autoregressive Integrated Moving Average) (Félix and Nunes, 2002).

تعتبر طريقة بييز (Bayesian) هي أفضل طريقة لتقدير معالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي عند إستخدامه في التنبؤ، حيث تستطيع هذه الطريقة تقليل مشكلة المبالغة في التقدير (overfitting) وذلك بفرض بعض القيود على معالم النموذج، كما تتميز هذه الطريقة بالموضوعية والمرونة (objectivity and flexibility)، وتتمثل الميزة الرئيسية في إستخدام نموج متجه الإنحدار البيزي في إمكانية دمج بيانات العينة مع بيانات التوزيع القبلي بطريقة شفافة تماما وبالتالي بناء نموذج لا يأخذ في إعتباره فقط السلوك العشوائي للمتغيرات الإقتصادية ولكن يأخذ في إعتباره أيضا الأحداث والتغيرات الفجائية التي قد تؤثر على المتغيرات وبالتالي الحصول على نتائج تنبؤ أكثر دقة مقارنة بالنماذج الهيكلية ونموذج متجه الإنحدار الذاتي التقليدي والذي يتم تقدير معاملاته بطريقة المربعات الصغرى العادية (ordinary least squares) في ظل وجود مشكلة المبالغة في التقدير السابق ذكرها، كما تستطيع هذه الطريقة وصف المسار المستقبلي للمتغيرات الإقتصادية.

وتعتمد طريقة بييز على دمج المعلومات في ظل معلومية دالة كثافة الاحتمال (pdf) وذلك من خلال تطبيق نظرية بييز (Bayes Theorem) حيث يعتمد تقدير بييز على توزيع المعلمة القبلي ودالة التوزيع الإحتمالي للنموذج ، وتقوم نظرية بييز بدمجهما معا (Felix, 2002) حيث

$$g(\alpha / Y) = \frac{f(Y / \alpha) g(\alpha)}{f(Y)} \tag{20}$$

حيث

α	هي متجه المعالم
$f(Y / \alpha)$	هي دالة الكثافة الإحتمالية الشرطية
$g(\alpha)$	هي دالة الكثافة الإحتمالية للتوزيع القبلي
$f(Y)$	هي دالة الكثافة الإحتمالية غير الشرطية
$g(\alpha / Y)$	هي دالة الكثافة الإحتمالية للتوزيع البعدي

وبفرض أن $f(Y)$ وهي دالة الكثافة الإحتمالية غير الشرطية ثابت طبيعي (normalizing constant) وبالتالي يمكن تبسيطه باعتبار أن دالة الكثافة الإحتمالية للتوزيع البعدي $g(\alpha/Y)$ تتناسب مع $g(\alpha)$ مضروبا في $f(Y/\alpha)$ ، وبالإضافة إلى ذلك فإن دالة الكثافة الإحتمالية الشرطية $f(Y/\alpha)$ تكافئ دالة الإمكان الأعظم $L(\alpha/Y)$ ، وبالتالي فإن:

$$g(\alpha/Y)\ \alpha\ f(Y/\alpha).g(\alpha)=L(\alpha/Y).g(\alpha) \qquad (21)$$

حيث تدمج $g(\alpha/Y)$ كل المعلومات في ظل دالة الكثافة الإحتمالية للنموذج ، كما أن مقدرات المعلمة البعدية يمكن إسترجاعها من دالة الكثافة الإحتمالية للمتوسطات البعدية، كما أن نموذج متجه الإنحدار الذاتي من الدرجة (P) لا يتضمن حدود محددة أو متغيرات خارجية (exogenous variables) كما أن عنصر الخطأ العشوائي يتبع توزيع جاوس ذو العملية العشوائية البحتة (Gaussian White noise) ويمكن التعبير عن ذلك على النحو التالي:

$$Y_T = A_1\, Y_{t-1} + \ldots\ldots + A_P\, Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (22)$$

حيث

$$\alpha = \text{vec}\,(A_1\,,\,\ldots\,,\,A_p)$$

، كما أن دالة الكثافة الإحتمالية القبلية هي

$$g(\alpha)=(1/2\Pi)^{\frac{K^2 P}{2}}\,|V_\alpha|^{-1/2}.\exp\left[-1/2(\alpha-\alpha^*)'V_*^{-1}(\alpha-\alpha^*)\right] \qquad (23)$$

حيث α^* متجه المتوسطات القبلية كما أن V_α هي مصفوفة التغاير القبلية لدالة الكثافة الإحتمالية ، ويمكن التعبير عن دالة الإمكان الأعظم باستخدام توزيع جاوس (Gaussian) على النحو التالي:

$$L(\alpha/Y)=(1/2\Pi)^{\frac{KT}{2}}\,|I_T\otimes\Sigma_\varepsilon|^{-1/2}.\exp\left[-1/2(Y-(X'\otimes I_K)\alpha)'(I_T\otimes\Sigma_\varepsilon^{-1})(Y-(X'\otimes I_K)\alpha)\right] \qquad (24)$$

حيث:

T عدد مشاهدات العينة

$\sum_{\varepsilon}$ مصفوفة التغاير ذو العملية العشوائية البحتة

I_T , I_N مصفوفات الوحدة من الدرجة T , n على الترتيب،

كما أن

$$Y = vec\,(Y_1, \ldots , Y_T),\ X_t =(Y'_t, \ldots , Y'_{t-p+1})$$

$$X =(X_0, \ldots , X_{T-1})$$

وتشير $\otimes$ إلى عملية الضرب باستخدام كونكر (Kronecker product).

ويمكن التعبير عن دالة الكثافة الإحتمالية البعدية للمعالم على النحو التالي:

$$g(\alpha / Y)\ \alpha\ L(\alpha / Y).g(\alpha)\ \alpha\ \exp\{-1/2[(V_\alpha^{-1/2}(\alpha-\alpha^*))'(V_\alpha^{-1/2}(\alpha-\alpha^*))+$$

$$+((I_T\otimes\Sigma_\varepsilon^{-1/2})Y-(X'\otimes\Sigma_\varepsilon^{-1/2})\alpha)'.((I_T\otimes\Sigma_\varepsilon^{-1/2})Y-(X'\otimes\Sigma_\varepsilon^{-1/2})\alpha)]\}\ (25)$$

حيث يفترض أن $\sum_{\varepsilon}$ معلومة، ويمكن القول بأن دالة الكثافة الإحتمالية البعدية للمعالم تتبع توزيع طبيعي متعدد المتغيرات (multivariate normal distribution) أي أن:

$$\alpha \sim N(\bar{\alpha}, \bar{\Sigma}_\alpha)$$

حيث

$$\bar{\alpha} = [V_\alpha^{-1} + (XX' \otimes \Sigma_\varepsilon^{-1})]^{-1}[V_\alpha^{-1}\alpha^* + (X \otimes \Sigma_\varepsilon^{-1})Y] \qquad (26)$$

$$\bar{\Sigma}_\alpha = [V_\alpha^{-1} + (XX' \otimes \Sigma_\varepsilon^{-1})]^{-1} \qquad (27)$$

ويمكن إستخدام هذا التوزيع لإجراء الإستدلال الإحصائي للمعالم في نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي.

يمكن تقدير الوسط والتباين لدالة التوزيع البعدي بناء على التوزيع القبلي وبعض معلومات العينة في ظل دالة الكثافة الإحتمالية للتوزيع، وبالتالي يمكن بسهولة تقدير معالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي، كما أن التباين لـ $\alpha_{ij,l}$ حيث أن ij-th هي رقم العنصر في المصفوفة A_l يمكن التعبير عنه على النحو التالي:

$$V_{ij,1} \begin{cases} (\lambda_i / 1)^2 . se & i = j \\ (\lambda_i \theta_{ij} \sigma_i / \sigma_j)^2 . se & i \neq j \end{cases} \quad (28)$$

حيث

λ_i كل المعالم في المعادلة i

θ_{ij} معلمة التوزيع القبلي

σ_i العنصر القطري $i - th$ في المصفوفة $\sum_\varepsilon$

ويلاحظ أن القيم المحسوبة عن طريق معلمة التوزيع القبلي هي الأساس الذي يعتمد عليه نموذج الإنحدار الذاتي البيزي وذلك لأنها تحد قيمة الوسط القبلي كما أنها توضح إختلاف قيم تقديرات نموذج الإنحدار الذاتي البيزي عن قيم تقديرات نموذج الإنحدار الذاتي غير البيزي، حيث تقترب قيم تقديرات النموذجين عندما يؤول كل من λ , θ إلى ما لا نهاية، كما أن نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي يقترب من عملية السير العشوائي بمتوسط قبلي (random walk prior mean) عندما يؤول كل من λ , θ إلى الصفر، أما إذا كانت λ تؤول إلى ما لا نهاية كما أن θ تؤول إلى الصفر فإن نموذج متجه الإنحدار البيزي يأخذ شكل نموذج الإنحدار الذاتي البحت أحادي المتغيرات (pure univariate autoregressive) ويلاحظ أن σ_i يمكن الحصول عليه من الخطأ المعياري المقدر في نموذج الإنحدار الذاتي أحادي المتغيرات وذلك لكل متغير.

وعند تقدير معالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي يجب أن نأخذ في الاعتبار أن معكوس المصفوفة (inversion of the matrix) وهو

$$V_a^{-1} + (XX' \otimes \textstyle\sum_\varepsilon^{-1}) \quad (29)$$

تكون عملية حسابه معقدة وذلك لأن المصفوفة متعددة الأبعاد، وبالتالي فإنه في هذه الحالة يمكن تقدير النموذج والتعبير عن $\bar{\alpha}$, $\bar{\sum}_a$ علي النحو التالي :

$$\bar{\alpha}_k = [V_k^{-1} + \sigma_k^{-2} XX']^{-1} . [V_k^{-1} \alpha_k^* + \sigma_k^{-2} XY_{(k)}] \quad (30)$$

$$\bar{\sum}_k = [V_k^{-1} + \sigma_k^{-2} XX']^{-1} \quad (31)$$

حيث

α_k معالم المعادلة K^{th} في النموذج

$\sum_K$ مصفوفة التغاير البعدية ل α_k

V_k مصفوفة التغاير القبلية ل α_k

$Y_{(k)}$ الصف K^{th} في Y

(2.4) دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي

يعتبر التنبؤ بالمتغيرات الإقتصادية المالية هي أهم أهداف نماذج السلاسل الزمنية المالية، وخاصة النموذج الديناميكي العاملي والديناميكي العشوائي العام للتوازن ومتجه الإنحدار الذاتي، وتهتم هذه الدراسة بتحسين قدرة هذه النماذج على التنبؤ عن طريق دمج هذه النماذج، كما أن دمج هذه النماذج معا يساعد على الحصول على شكل إحصائي جيد للأخطاء العشوائية، وقد قام Ingram and Whiteman (1994) بأولى هذه المحاولات حيث دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ومعالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي، بالإضافة إلى أن Del Negro and Schorfheide (2004) إستخدم عزوم النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن كتوزيع قبلي لنموذج متجه الإنحدار الذاتي، كما إقترح Schorfheide et al (2011) دمج النموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي، وسوف يقوم الباحث بدمج الثلاثة نماذج معا (Amisano and Geweke, 2013).

وتسعى هذه الدراسة إلى التوسع في تطبيق النموذج الديناميكي العشوائي العام التوازن لتحليل السياسات الإقتصادية المالية، حيث أن هذا النموذج نجح في أن يحل محل نماذج السلاسل الزمنية المالية في عملية تحليل الدورات الإقتصادية والتنبؤ ورسم السياسات الإقتصادية، فقد بدأت العديد من البنوك المركزية في الدول المتقدمة والدول النامية في إستخدام هذا النموذج لتحليل ورسم السياسة النقدية والمالية، حيث يتميز هذا النموذج بالقدرة على تحليل أثر الأخطاء العشوائية وتحديد متغيرات النموذج بدقة، وعلى الرغم من أن هذه النماذج شائعة الإستخدام إلا أنها تعاني في بعض الاحيان من مشكلة نقص التوصيف مما يؤدي إلى صعوبة الحصول على نموذج ديناميكي عشوائي عام للتوازن دقيق، ولذلك فقد اتجهت العديد من الدراسات إلى دمج هذا النموذج مع بعض النماذج الأخرى مثل نماذج متجه الإنحدار الذاتي والديناميكي العاملي.

يتم دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي عن طريق إستخدام النموذج الناتج من دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع النموذج الديناميكي العاملي كتوزيع قبلي

لنموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي، وطبقا لهذه الطريقة يتم توليد بيانات إضافية باستخدام النموذج الناتج من دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع النموذج الديناميكي العاملي وبعد ذلك يتم تطبيق نموذج متجه الإنحدار الذاتي، أي أنه يتم دمج النماذج الثلاثة طبقا لطريقة Del Negro and Schorfheide كما في دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي (Lees, Matheson and Smith, 2007) ، ويمكن توضيح خطوات عملية الدمج على النحو التالي:

بفرض أن نموذج متجه الإنحدار الذاتي يأخذ الشكل التالي

$$Y = X\Phi + u \tag{32}$$

وبالتالي فإن دالة الإمكان المشتركة لعينة البيانات الفعلية والإضافية هي:

$$\Pr(Y^*(\theta), Y / \Phi, \Sigma_u) \ \alpha \Pr(Y / \Phi, \Sigma_u) \Pr(Y(\theta)^* / \Phi, \Sigma_u) \tag{33}$$

كما أن التوزيع القبلي باستخدام النموذج الناتج من دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع النموذج الديناميكي العاملي هو:

$$\Pr(\Phi, \Sigma_u / \theta) = c^{-1}(\theta) |\Sigma_u|^{\frac{-\lambda T + n + 1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} tr\left[\lambda T \Sigma_u^{-1}(\Gamma^*_{yy}(\theta) - \Phi' \Gamma^*_{xy} - \Gamma^*_{yx}\Phi + \Phi' \Gamma^*_{xx}(\theta)\right.\right. \tag{34}$$

حيث

$\Gamma^*_{yy}, \Gamma^*_{yx}, \Gamma^*_{xy}, \Gamma^*_{xx}$ هي عزوم النموذج الناتج من دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع النموذج الديناميكي العاملي.

وطبقا للمعادلات السابقة فإنه بشرط معلومية متجه المعالم (θ) للنموذج الناتج من دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع النموذج الديناميكي العاملي يمكن الحصول على توزيع قبلي مناسب لنموذج متجه الانحدار الذاتي.

ويمكن التعبير عن دالة التوزيع البعدي للمعالم كما يلي:

$$\Pr(\Phi, \Sigma_u, \theta / Y) = \Pr(\Phi, \Sigma_u / Y, \theta) \Pr(\theta / Y) \tag{35}$$

(3) المقارنة بين النماذج عن طريق مجموعة من الإختبارات

تواجه عملية التنبؤ بالسلاسل الزمنية العديد من المشاكل والصعوبات ويرجع ذلك إلى طبيعة الخصائص الإحصائية للبيانات التي تتغير عبر الزمن (change over time) وهو ما يُعرف بخاصية عدم السكون (non stationary) كما أن العنصر العشوائي يتغير من يوم لأخر وهو ما يعني أن درجة العشوائية مرتفعة جدا، ونظرا لوجود هذه المشاكل يجب التأكد من دقة النماذج المستخدمة في التنبؤ والمقارنة فيما بينها وذلك باستخدام مجموعة من الإختبارات (Billio and Casarin, 2011) والتي تتمثل في الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ (root mean square prediction errors) ومربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي ((cumulative squared prediction error difference CSPED)) والتحويلة التكاملية الإحتمالية ((probability integral transforms (PITS) والدرجة اللوغاريتمية ((Logarithmic score (LS)) واللوغاريتم التجميعي لدرجة الفروق ((Cumulative log score difference (CLSD)) .

ويمكن تعريف RMSPE كما يلي

$$\mathrm{RMSPE_K} = \sqrt{\frac{1}{t^*}\sum_{t=\underline{t}}^{\bar{t}} e_{k,t+1}} \qquad (36)$$

حيث $t^* = \bar{t} - \underline{t} + 1$ ، $e_{k,t+1}$ مربع أخطاء التنبؤ للنموذج K.

كما أن مربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمية (CSPED) هي:

$$\mathrm{CSPED_{K,t+1}} = \sum_{s=\underline{t}}^{t} \hat{f}_{k,s+1} \qquad (37)$$

حيث

$$\hat{f}_{k,t+1} = e_{DSGE,t+1} - e_{k,t+1}, K = DFM, VAR,$$
$$DSGE - DFM, DFM - VAR, DSGE - DFM - VAR$$

وكلما زادت $\mathrm{CSPED}_{k,t+1}$ فإن نماذج التنبؤ البديلة لنموذج DSGE هي الأفضل في التنبؤ لبيانات العينة t+1.

كما يمكن تقييم التنبؤ باستخدام إختبار التحويلة التكاملية الإحتمالية (PITS) حيث

$$\text{PITS}_{k,t+1} = \int_{-\infty}^{y_{t+1}} P(\tilde{u}_{k,t+1} / y_{1:t}) d\tilde{u}_{k,t+1} \quad (38)$$

ويمكن التعبير عن إختبار الدرجة اللوغاريتمية (LS) كما يلي:

$$\text{LS}_k = -\frac{1}{t^{*}} \sum_{t=1}^{\bar{t}} \text{Ln}\, P(\tilde{y}_{k,t+1} / y_{1:t}) \quad (39)$$

كما يمكن كتابة إختبار اللوغاريتم التجميعي لدرجة الفروق (CLSD) على النحو التالي:

$$\text{CLSD}_{k,t+1} = -\sum_{s=1}^{t} d_{k,s+1} \quad (40)$$

حيث:

$$d_{k,s+1} = Ln\, P\ (\tilde{y}_{DSGE,t+1} / y_{1:t}) - Ln\, P\ (\tilde{y}_{k,t+1} / y_{1:t}) \quad (41)$$

بحيث كلما زادت قيمة $\text{CLSD}_{k,t+1}$ للمشاهدات t+1 فإن نماذج التنبؤ البديلة لنموذج DSGE تكون ذات درجة لوغاريتمية أكبر.

(4) حدود البحث

يتناول البحث تطبيق أسلوب دمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي للتنبؤ بأسعار أسهم شركة البنك التجاري الدولي باستخدام البيانات في الفتره (١٦/١٢/٢٠١٢) حتي (٢٠١٧/١٢/١٣)، وتعد هذه الشركة من شركات مؤشر الثلاثين والذي يتضمن ثلاثين سهم من الأسهم المتداولة في البورصة المصرية، وتعتبر السيولة أهم معيار في إختيار الشركات التي يتكون منها مؤشر الثلاثين وبالتالي يحتوي هذا المؤشر علي الأسهم التي تتمتع بقيمة تداول مرتفعة وليس أسهم الشركات

ذات رأس المال السوقي الضخم، ويتفادي مؤشر الثلاثين التركيز علي صناعة بعينها وبالتالي يوفر تمثيل جيد لمختلف الصناعات والقطاعات العاملة بالإقتصاد المصري.

(5) برامج الحاسب الآلي المستخدمة

سنستخدم برنامج (MATLAB.R2018b) في التنبؤ بأسعار الأسهم للبنك التجاري الدولي باستخدام النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ونموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي والنموذج الديناميكي العاملي وسنستخدم برنامج (R.3.5.2) في التنبؤ بأسعار الأسهم للبنك التجاري الدولي باستخدام أسلوب دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيبزي مع نموذج DSGE وأسلوب دمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي وأسلوب دمج نموذج DSGE مع النموذج الديناميكي العاملي وأسلوب دمج النموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي مع نموذج DSGE والمقارنة بينهم باستخدام مربع فروق أخطاء التنبؤ التجميعي والتحويلة التكاملية الاحتمالية والدرجة اللوغاريتمية وتحديد الأفضل للتنبؤ بسعر الصرف، ويمكن تعريف برنامج الماتلاب بأنه برنامج هندسي (وله مجالات أخري) يقوم بعملية تحليل وتمثيل البيانات من خلال معالجة تلك البيانات تبعا لقاعدة البيانات الخاصة به، كما أنه يستخدم في تحليل وتصميم الأنظمة الإلكترونية وهو إختصار Matrix Laboratory أي مختبر المصفوفات، وبالإضافة إلي ذلك يستطيع البرنامج عمل التفاضل والتكامل وكذلك يقوم بحل المعادلات الجبرية والمعادلات التفاضلية ذات الرتبة العليا والتي قد تصل من الصعوبة ماتصل، ليس فقط ذلك بل يستطيع البرنامج عمل التفاضل الجزئي وعمليات الكسر الجزئي بسهولة ويسر والتي تستلزم وقت كبير بالطرق التقليدية، كما يمكن تعريف برنامج الـ R بأنه عبارة عن مجموعة متكاملة من البرمجيات التي تسمح بمعالجة البيانات والقيام بعمليات حسابية وإظهار البيانات الرسومية، وتتميز لغة R بكثرة إستخدامها من قبل الإحصائيين حيث أنه يحتوي علي العديد من الحزم الإحصائية مما جذب إليه العديد من الإحصائيين.

(6) المقارنة بين النماذج المختلفة

لإجراء المقارنة بين النماذج التي تعرضنا لها في متن هذا البحث يتم إجراء تحليل الأخطاء لتلك النماذج وذلك بتقدير الفرق بين القيم الفعلية والقيم المقدرة بهدف قياس دقة النماذج، يوضح جدول (1) قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ (RMSE) ومربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي (CSPED) لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي

والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي مع النموذج الديناميكي العاملي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي وأيضا دمج النموذج الديناميكي العاملي والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي لسلسلة البيانات اليومية لأسعار الأسهم للبنك التجاري الدولي .

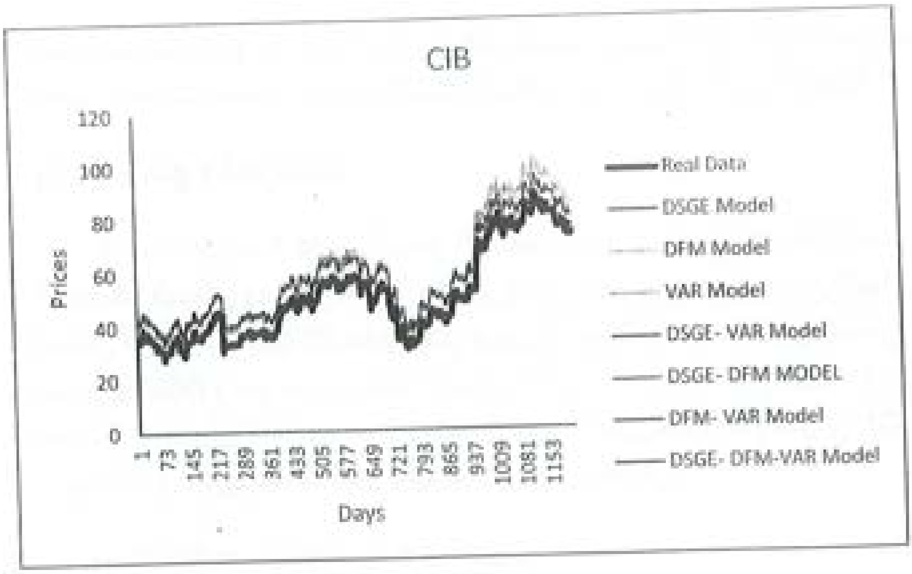
جدول (1)

نتائج تقدير قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ ومربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي باستخدام DSGE , DFM , VAR, DSGE-VAR , DSGE-DFM, DFM-VAR and DSGE-DFM- VAR

Model	RMSE	CSPED
DSGE	7.04	
DFM	1.0034	7670.689
VAR	8.276982997	-1510.36
DSGE-VAR	0.954248	7818.538
DSGE-DFM	1.335414	7595.84
DFM-VAR	0.99959	7772.8637
DSGE-DFM-VAR	0.800013	8624.334

ويتضح من الجدول السابق أن قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ (RMSE) باستخدام دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن أقل من قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي

والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي مع النموذج الديناميكي العاملي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي وبالتالي فهو أفضل نموذج يمكن إستخدامه في التنبؤ بأسعار الأسهم عن باقي النماذج الأخري، وكذلك يلاحظ أن قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ باستخدام دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي مع النموذج الديناميكي العاملي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي أقل من قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ باستخدام النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ويرجع ذلك إلي أن إستخدام أسلوب دمج هذه النماذج يساعد علي معالجة مشكلة نقص التوصيف التي يعاني منها نموذج DSGE حيث يقدم هذا الأسلوب تحليل متكامل عن التغيرات الإقتصادية، ويتضح أيضا من الجداول السابقة أن قيم مربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي (CSPED) باستخدام دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن أكبر من قيم مربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي والنموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي مع النموذج الديناميكي العاملي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن ودمج النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي وبالتالي فهو أفضل نموذج يمكن إستخدامه في التنبؤ بأسعار الأسهم عن باقي النماذج الأخري ويظهر ذلك بوضوح في الشكل (1) والتي توضح نتائج التنبؤ بالقيم المستقبلية لسلسلة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي باستخدام نماذج DSGE , DFM, VAR , DSGE-VAR , DSGE- DFM, DFM-VAR and . DSGE-DFM- VAR



شكل (1)

نتائج التنبؤ بالقيم المستقبلية لأسعار الأسهم لسلسلة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي باستخدام نماذج DSGE,DFM, VAR, DSGE-VAR,DSGE- DFM,DFM-VAR and DSGE-DFM-VAR

يتضح من الشكل البياني (1) أن إستخدام أسلوب دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE أفضل في التنبؤ بالقيم المستقبلية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي عن نموذج متجه الإنحدار الذاتي وعن نموذج الديناميكي العاملي وعن نموذج DSGE وكذلك عن دمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي وأيضا عن دمج نموذج DSGE مع النموذج الديناميكي العاملي وأيضا عن دمج نموذج DSGE مع نموذج الإنحدار الذاتي وهذا يرجع إلي أن نموذج متجه الإنحدار الذاتي يساعد على التغلب على مشكلة نقص التوصيف التي قد يعاني منها النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن وكذلك يحقق دمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE العديد من المزايا والتي تتمثل في

التصنيف الجيد لمكونات النموذج أو العوامل الشائعة وتحديد أخطاء القياس من جميع المتغيرات المشاهدة بدقة وتحديد الأخطاء الهيكلية شاملة أخطاء السياسة النقدية.

(7) النتائج والتوصيات

تناولت الدراسة التنبؤ بأسعار الأسهم باستخدام نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي ودمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE ودمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي مع نموذج DSGE ودمج النموذج الديناميكي العاملي ونموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي مع نموذج DSGE ، مع التطبيق علي بيانات أسعار أسهم البنك التجاري الدولي

ويمكن تلخيص نتائج الدراسة فيما يلي :

- بفحص سلسلة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي محل الدراسة، وجد أنها تتسم بعدم الثبات في القيم أي أنها تعاني من التقلبات المستمرة مما يعني ضرورة نمذجة هذه التقلبات من خلال السماح للتباين والمعالم بالتغير عبر الزمن.
- أثبت التطبيق العملي علي مجموعة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي أن التنبؤ باستخدام أسلوب دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE يحقق درجة عالية من الدقة فى التنبؤ بأسعار الأسهم وقد تم التأكد من ذلك عن طريق تحليل الأخطاء باستخدام قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ ومربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي حيث تكون قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ أقل فى حالة التنبؤ وتكون قيم مربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي أكبر في حالة التنبؤ باستخدام دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE عن حالة التنبؤ باستخدام نموذج DSGE أو نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي أو النموذج الديناميكي العاملي أو دمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج DSGE أو دمج النموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي أو دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي مع نموذج DSGE.
- أثبت التطبيق العملي علي مجموعة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي أن دمج نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي مع النموذج الديناميكي العاملي يستطيع تفسير العديد من التغيرات عن طريق عدد قليل من

العوامل مقارنة بالنماذج الأخرى، كما يتميز هذا الدمج بسهولة تطبيقه، كما أنه يهدف إلي تلخيص أو تحويل بيانات عدد كبير من السلاسل الزمنية إلى عدد قليل من العوامل، كما أن دمج نموذج DSGE مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي يساعد علي إختزال الشكل الإحصائي للنموذج كما أنه يساعد على التغلب على مشكلة نقص التوصيف التي قد يعاني منها النموذج الديناميكي العشوائي العام للتوازن مما يؤدى إلى الحصول على تنبؤ يتسم بكفاءة وفاعلية عالية.

- أثبت التطبيق العملي علي مجموعة البيانات اليومية لأسعار أسهم البنك التجاري الدولي أن التنبؤ باستخدام النموذج الديناميكي العاملي أفضل من التنبؤ باستخدام نموذج DSGE وأفضل من التنبؤ باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي وقد تم التأكد من ذلك عن طريق تحليل الأخطاء باستخدام قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ ومربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي حيث تكون قيم الجذر التربيعي لمتوسط أخطاء التنبؤ أقل فى حالة التنبؤ وتكون قيم مربع فروق أخطاء التنبؤ التراكمي أكبر في حالة التنبؤ باستخدام النموذج الديناميكي العاملي عنه في حالة التنبؤ باستخدام نموذج DSGE وفي حالة التنبؤ باستخدام نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي.
- يحتاج تقدير معالم نموذج DSGE وتقدير معالم نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي وتقدير معالم النموذج الديناميكي العاملي إلي إجراء عمليات حسابية معقدة يصعب تنفيذها يدويا كتقدير المعالم وتقييم نموذج DSGE والإستدلال البيزي الفعال في ظل حالة عدم الإستقرار وعمليات المصفوفات المعقدة للنماذج وتوصيف وفحص النماذج ويعتبر إستخدام برنامج MATLAB أحد البرامج المفيدة جدا في مثل هذه الحالات.

بناء علي النتائج التي تم الوصول إليها توصي الدراسة بالآتي:

- إن إستخدام أسلوب دمج نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي للتنبؤ بأسعار الأسهم يشير إلى أن التقلب في هذا النوع من البيانات هام ويجب أن يؤخذ في الإعتبار ليس فقط كمتغير له مدلوله في حد ذاته ولكن أيضا كمتغير مفسر للتغيرات الحادثة في قيم أسعار الأسهم مما يجعل دراسة السلوك الديناميكي للمتغيرات الإقتصادية مطلبا ضروريا وهاما لفهم سلوك هذه المتغيرات حيث أنه في الواقع العملي فإن المتغيرات الإقتصادية عادة ما تؤثر وتتأثر ببعضها البعض حيث أن طبيعة العلاقات الديناميكية المترابطة بين تلك المتغيرات يصعب قياسها من خلال الإعتماد على معادلة واحدة لشرح التغيرات المؤثرة على المتغير التابع.
- نظراً لأنه قد يكون من الصعب توضيح التغيرات في قيم أسعار الأسهم من خلال إستخدام معادلة تربط بينها وبين متغيرات تفسيرية أخرى حيث أن أغلب

المتغيرات التى تؤثر على أسعار الأسهم تكون وصفية أو يصعب قياسها والتنبؤ بها، ولذلك فإن الدراسة الحالية توصى بالتوسع فى استخدام أسلوب تحليل السلاسل الزمنية كوسيلة فعالة فى دراسة سلوك العديد من المتغيرات فى مجال المال ومن ثم التنبؤ بها، مع أهمية التوسع فى دراسة الجوانب المختلفة لهذا الأسلوب الفعال وتطويره.

- تقدم الدراسة الحالية لواضعى السياسات الإقتصادية والمهتمين بسوق المال نموذجاً للتنبؤ بأسعار الأسهم بالبورصة المصرية يعطى أدق النتائج ويعتمد فقط على دراسة سلوك الأسعار وأنماط التغيرات فى الماضى لهذا المتغير ثم إستخدام هذه المعلومات للتنبؤ بالتغيرات المستقبلية، مما يجعل هذا النموذج طريقة متطورة ووسيلة فعالة للتنبؤ، ويمكن تعميم تطبيق هذا الأسلوب أيضاً فى التنبؤ بالظواهر الإقتصادية الأخرى.
- يوصي الباحث بإمكانية تطبيق نموذج DSGE باستخدام الشبكات العصبية بحيث يصبح أكثر كفاءة وأفضل في التنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية .
- يوصي الباحث بإمكانية إستخدام أسلوب دمج نموذج DSGE والنموذج الديناميكي العاملي مع نموذج متجه الإنحدار الذاتي البيزي عن طريق الشبكات العصبية.
- يوصي الباحث بتطبيق نموذج DSGE غير الخطي في التنبؤ بأسعار الأسهم حيث أن هذا النموذج أفضل من نماذج متجه الانحدار الذاتي والإنحدار الذاتي وكذلك DSGE الخطي وذلك لأنه أكثر حساسية لمشكلة نقص التوصيف (more sensitive to misspecification) وبالتالي فيكون أكثر واقعية عن غيره من النماذج.

(8) المراجع

1- Abmann, C., Hogrefe, J.B. and Pape, M. (2014), "Bayesian Analysis of Dynamic Factor models: An Ex-post Approach towards the Rotation Problem", 1902.

2- Amisano, G. and Geweke, J. (2013), "Prediction using several macreconomic models", 1537.

3- Billio, M. and Casarin, R.(2011), "Combining Predictive Densities Using Bayesian Filtering with Application to us Economics Data ", *Norges Bank.*

4- Felix, R. M. and Nunes, L. C. (2002), "Bayesian Forecasting Models for Euro Area".

5- Hasenkamp, G., Lucke, B. and Funke, M. (2007), "Construction and Bayesian Estimation of DSGE models for the Euro Area".

6- Iiboshi, H. (2012), "Measuring the Effects of Monetary Policy: A DSGE –DFM Approach ", Economic and Social Research Institute Tokyo, Japan.

7- Lees, K., Matheson, T. and Smith, C. (2007), "open economy DSGE-VAR forecasting and policy analysis: Head to head with the RBNZ published forecasts", *www.rbnz.govt.nz/research/discusspapers/.*