



المجلة العراقية للعلوم الاقتصادية
Iraqi Journal For
Economic Sciences



PISSN : 1812-8742

EISSE : 2791-092X

Arcif : 0.375

Using the Hybrid ARDL–GRU Model in Investigating the Dynamic Relationship between Dinar Deposits and US Dollar Payments at the Central Bank of Iraq

استعمال الأنموذج الهجين ARDL-GRU، في تقصي العلاقة الديناميكية بين ايداعات الدينار ومدفوعات الدولار في البنك المركزي العراقي

أ.د. عمر عبدالمحسن علي

Omar Abdulmohsin Ali

dromar72@coadec.uobaghdad.edu.iq

عبدالرزاق طلال اكرم

Abdulrazzaq Tallal Akram

abd.talal2401m@coadec.uobaghdad.edu.iq

كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة بغداد

Abstract

This research examines the relationship between dinar deposits and U.S. dollar payments at the Central Bank of Iraq using monthly data for the period January 2016–June 2025. The ARDL model, the GRU neural network, and a hybrid ARDL–GRU model were applied. The results show that U.S. dollar payments are stationary at levels, while dinar deposits become stationary after first differencing, and the two series exhibit a significant positive long-run cointegrating relationship. The linear ARDL model has a limited ability to capture sudden shocks, whereas the hybrid ARDL–GRU model achieves superior forecasting performance both in-sample and out-of-sample. The findings confirm the Central Bank of Iraq's efficiency in managing domestic and foreign liquidity and maintaining market stability and provide three-month-ahead forecasts for U.S. dollar payments. The research recommends adopting hybrid models, incorporating additional economic variables, and using larger sample sizes to improve forecasting accuracy and support monetary policy decisions.

Keywords: Central Bank of Iraq; Dinar Deposits; US Dollar Payments; Time Series Analysis; Autoregressive Distributed Lag (ARDL); GRU Neural Network; Hybrid ARDL–GRU Model.

المستخلص

يهدف البحث إلى تحليل العلاقة بين ايداعات الدينار العراقي ومدفوعات الدولار الأمريكي في البنك المركزي العراقي، باستخدام بيانات شهرية تغطي الفترة من كانون الثاني 2016 ولغاية حزيران 2025. وتم تطبيق إنموذج الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة ARDL والشبكة العصبية المتكررة GRU وإنموذج هجين يجمع بين ARDL و GRU. وأظهرت النتائج أن سلسلة مدفوعات الدولار الأمريكي ثابتة عند المستوى (0)، في حين تصبح سلسلة ايداعات الدينار ثابتة بعد اخذ الفرق الأول (1)، وتُظهر السلسلتان علاقة تكامل مشترك طويلة المدى موجبة

ومعنوية إحصائياً. واتضح أن الإنموذج الخطي ARDL يمتلك قدرة محدودة على التقاط الصدمات المفاجئة، في حين يحقق الإنموذج الهجين ARDL-GRU أداءً تنبؤياً متفوقاً سواء داخل العينة أو خارجها. وتؤكد النتائج كفاءة البنك المركزي العراقي في إدارة السيولة المحلية والأجنبية والحفاظ على استقرار السوق، كما تقدم توقعات للمدفوعات بالدولار الأمريكي لفترة ثلاثة أشهر مستقبلية. ويوصي البحث باعتماد النماذج الهجينة وإدخال متغيرات اقتصادية إضافية، واستخدام عينات زمنية أكبر لتحسين دقة التنبؤ ودعم قرارات السياسة النقدية.

الكلمات الرئيسية: البنك المركزي العراقي، ايداعات الدينار، مدفوعات الدولار، السلاسل الزمنية، الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة ARDL، الشبكة العصبية GRU، الإنموذج الهجين ARDL-GRU.

المقدمة

تعدّ ايداعات المصارف لدى البنك المركزي من الركائز الأساسية في النظام النقدي والمالي في العراق. إذ تعمل كأداة رئيسة لتحقيق الاستقرار النقدي وضمان سلامة الجهاز المصرفي. غالباً ما تحتفظ المصارف التجارية بجزء من أموالها كاحتياطيات الزامية أو اختيارية لدى البنك المركزي، الأمر الذي يتيح للأخير مراقبة السيولة المالية المتاحة في السوق والتحكم بعرض النقد. وتشكل الايداعات مصدر مهم من مصادر تمويل البنك المركزي. مما يساهم في تنفيذ سياسة نقدية عبر أدوات متعددة. ومن أهم هذه الأدوات هي مدفوعات الدولار للبنك المركزي من خلال ما يعرف (نافذة بيع وشراء العملات الأجنبية) وإن دراسة وتحليل العلاقة بين ايداعات الدينار ومدفوعات الدولار لدى البنك المركزي وبالخصوص في العراق، يعتبر مدخلاً أساسياً لفهم آلية عمل السياسة النقدية وأثرها في الاستقرار النقدي والمالي على حد سواء. قارن الباحثان (Dey&Salem, 2017) بين ثلاث نسخ معدّلة من وحدة التكرار البوابية (GRU) ضمن الشبكات العصبية التكرارية، حيث تم تقليل عدد المعاملات في بوابتي التحديث وإعادة الضبط بهدف تقليل التعقيد الحسابي دون التأثير على الأداء. أظهرت التقييمات التجريبية على مجموعتي بيانات MNIST و IMDB أن النماذج المعدّلة (GRU1، GRU2، GRU3) تحقق نتائج مماثلة للإنموذج الأصل (GRU) مع تقليل كبير في عدد المعاملات يصل إلى الثلث في بعض الحالات. وتشير هذه النتائج إلى إمكانية استعمال هذه النماذج بكفاءة أكبر في معالجة سلاسل زمنية طويلة دون التضحية بدقة التنبؤ. تناول الباحث (Majeed, 2019) دور نافذة بيع العملة في استقرار سعر الصرف للدينار العراقي بعد عام 2003. اعتمدت الدراسة على تحليل المتغيرات الرئيسية وهي سعر الصرف الرسمي مقابل السوق الموازي، والفارق بينهما، واحتياطيات النقد الأجنبي، ومبيعات وشراء العملة من قبل البنك المركزي. أظهرت النتائج أن البنك المركزي نجح في تقليل الفجوة بين السعر الرسمي والموازي، مما ساعد على استقرار سعر الصرف، مع انخفاض في الاحتياطيات نتيجة التدخلات المكثفة في السوق. درس الباحثان (ALSharraa&Rahi, 2020) تأثير ايداعات البنوك على النمو الاقتصادي في العراق خلال الفترة 1991 ولغاية 2017، حيث أظهرت نتائج التحليل الاحصائي باستعمال أدوات التحليل مثل (SPSS, Excel) وجود علاقة إيجابية قوية بين حجم الايداعات والنتائج المحلي الإجمالي، وقد أظهر البحث أن حجم الايداعات يشهد تقلبات على مر السنين، بعد تأثره بالأوضاع السياسية والاقتصادية، مؤكداً أهمية الايداعات في دعم الاستقرار والتنمية الوطنية. قدم البنك الاحتياطي الفيدرالي دراسة (Greenwald et al., 2023) لتحليل العلاقة بين سلوك الايداعات المصرفية واستقرار النظام المالي. استخدمت الدراسة نماذج تحليلية خطية على بيانات المصارف الأمريكية، وأظهرت النتائج أن التغير في أسعار الفائدة على الايداعات خلال الفترة 2022 ولغاية 2023 عرّض المصارف لمخاطر تعادل استثمارات ضخمة في سندات خزانة طويلة الأجل. وبينت الدراسة أن تقلب الايداعات يعزز من انتقال السياسة النقدية عبر قناة

الإقراض المصرفي، لكنه في الوقت ذاته يزيد من ضعف النظام المصرفي. خصوصًا في البيئات التي تتصف بتقلبات أسعار الفائدة. وأن الاعتماد على نماذج ثابتة لتقدير مرونة الايداعات قد يؤدي الى تقييمات غير دقيقة للمخاطر، مما يزيد من احتمالية حدوث أزمات مصرفية، وهو ما يهدد استقرار المؤسسات المالية بشكل مباشر. درس الباحثان (Khudair & Al-Shara, 2023) أثر الشمول المالي على حجم الودائع المصرفية في العراق خلال الفترة 2010 ولغاية 2021، اعتمد البحث على برنامج EViews 10 في تحليل إنموذج انحدار خطي متعدد بطريقة (OLS) لقياس العلاقة بين أدوات الشمول المالي والودائع المصرفية. أظهرت النتائج وجود ارتباط قوي بين الأدوات والودائع، وكان التأثير الأبرز لمتغير عدد البطاقات المصرفية يليه متغير أجهزة الصراف الآلي، بينما كان أثر متغير فروع المصارف ضعيف. وأن زيادة الشمول المالي يساعد في تعزيز الاستقرار المالي وزيادة السيولة المالية لدى المصارف، رغم أن مستوى الشمول المالي في العراق ما زال دون الطموح مقارنة بدول الجوار. قدّم الباحثون (Mienye et al., 2024) مراجعة تفصيلية للشبكات العصبية المتكررة، بما في ذلك بنيتها الأساسية مثل RNNs الأساسية و LSTM و GRUs والنماذج الأكثر تقدمًا مثل BILSTMs و ESNs يتم توضيح تطبيقاتها المختلفة عبر المجالات بما في ذلك معالجة اللغة الطبيعية، والتعرف على الكلام، والتنبؤ بالسلاسل الزمنية. درس الباحث (Tabaqchali, 2024) تحليل العلاقة بين حجم مبيعات الدولار وأسعار الصرف، مع الإشارة إلى أن المزاد المصدر الرئيسي- للدولار للقطاع الخاص. وأظهرت النتائج أن حجم مبيعات الدولار في المزاد يمثل أداة مهمة للتأثير على أسعار الصرف، وأن إدارة هذا الحجم بشكل فعال يمكن أن يساعد على استقرار السوق وتصحيح الفروقات بين السوق الرسمي والسوق الموازي. درس الباحثان (Al-Birmani & Hassan, 2024) تحليل العلاقة بين الاحتياطات الأجنبية و نافذة بيع العملة في العراق للفترة من 2004 ولغاية 2021، باستعمال نماذج إحصائية مثل اختبار الحدود (Bounds test) لتحليل الارتباط المشترك والتوازن بين المتغيرين. أظهرت النتائج أن هناك علاقة تكامل طويلة الأجل بين الاحتياطات و نافذة بيع العملة، مع وجود تأثير واضح على استقرار سعر الصرف والتضخم. كما أكدت الدراسة على قدرة البنك المركزي في تحقيق مستوى أمثل من الاحتياطات من خلال سياسات فعالة، مع الاستفادة من أدوات إحصائية لتعزيز الفعالية الاقتصادية واستقرار النظام المالي. درس الباحث (S. H. A. Ali, 2025) تأثير نافذة المزاد للعملة المعتمدة كأداة رئيسية في البنك المركزي العراقي لتحقيق الاستقرار في سعر الصرف والسيطرة على التضخم، وذلك من خلال شراء وبيع العملات الأجنبية، مع التركيز على التدخلات للفترة من 2004 ولغاية 2023. تبين النتائج أن حجم المعاملات في نافذة المزاد زاد بشكل كبير بين 2006 و 2008، مما يعكس جهود البنك في إدارة السيولة واستقرار السوق. الأدوات الإحصائية المستخدمة تشمل تحليل الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة ARDL واختبارات الاستقرار. أظهرت النتائج أن التدخلات المستمرة ساهمت في تقليل التذبذب في سعر الصرف وتحقيق نوع من التوازن الاقتصادي، رغم التحديات السياسية والاقتصادية. قدّم الباحث (Airlangga, 2025) دراسة تحليلية شاملة، تم تقييم أداء نماذج الشبكة العصبية الالتفافية (CNN) والذاكرة طويلة وقصيرة الأجل (LSTM) ووحدة التكرار البوابية (GRU) في التنبؤ بحدوث تسونامي. وأظهرت النتائج أن إنموذج CNN تفوق إحصائيًا على النماذج الأخرى. أما إنموذج GRU فقد أظهر أداءً متوسطًا، موازنًا بين الكفاءة الحسابية والدقة، في حين كان أداء LSTM أضعف نسبيًا. درس الباحثان (Abed & Mohammed, 2025) العلاقة بين مؤشرات الشمول المالي وتأثيرها على ودائع

البنوك في العراق خلال الفترة 2010 ولغاية 2023. وركزت الدراسة على مؤشرات رئيسية مثل عدد فروع المصارف، أجهزة الصراف الآلي ATM، القروض الممنوحة للقطاع الخاص، والمعروض النقدي، بهدف قياس مدى وصول الأفراد والشركات إلى الخدمات المصرفية. واعتمدت الدراسة على إنموذج الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة (ARDL) لاختبار التكامل المشترك، وبعدها استعمال إنموذج تصحيح الخطأ (ECM). حيث أظهرت النتائج أن انتشار الفروع المصرفية وأجهزة الصراف الآلي يساهمان في تعزيز الشمول المالي، لكن مستويات الانتشار ما تزال منخفضة مقارنة بالدول الأخرى. وأن البنية التحتية المالية في العراق تحتاج إلى تحسين، وأن استعمال الخدمات المصرفية محدود ويعكس ضعف الوعي المالي والثقة بالنظام المصرفي، وهو ما يؤثر على سلوك الأفراد في الإيداع والسحب. في ضوء الدراسات السابقة، يتبين أن أغلب الأبحاث المتعلقة بالدينار العراقي والسياسة النقدية للبنك المركزي قد ركزت على متغيرات مثل سعر الصرف، الاحتياطات الأجنبية، أو مؤشرات الشمول المالي كعوامل تفسيرية رئيسية، ومع أن هذه المتغيرات ذات صلة واضحة بالاستقرار النقدي، فإن العلاقة المباشرة بين إيداعات الدينار (كمتغير تفسيري) ومدفوعات الدولار (كتغير تابع) لم تحظ بالاهتمام الكافي كثنائية ديناميكية قائمة بذاتها. ولذلك، يهدف هذا البحث إلى سد هذه الفجوة من خلال عزل هذين المتغيرين وتحليل العلاقة الديناميكية بينهما باستخدام الإنموذج الهجين (ARDL-GRU)، بعيداً عن تأثيرات العوامل الخارجية التي قد تُشوّش على طبيعة التفاعل الثنائي بين العرض النقدي المحلي والطلب على العملة الأجنبية في سياق البنك المركزي العراقي.

1. منهجية البحث

أولاً: مشكلة البحث: تكمن مشكلة البحث في تحليل طبيعة العلاقة بين ايداعات الدينار ومدفوعات الدولار، وتحديد الإنموذج القياسي الأنسب لتمثيلها. إذ تتمثل الفجوة البحثية في غياب دراسات تطبيقية، ولا سيما في السياق العراقي، تدمج بين نماذج زمنية قياسية مثل ARDL ونماذج شبكات عصبية مثل GRU في تحليل العلاقة بين متغيري البحث، مع اختبار القدرة التنبؤية للإنموذج، وهو ما يسعى هذا البحث إلى معالجته.

ثانياً: هدف البحث: يهدف البحث إلى تحليل سلوك إيداعات المصارف بالدينار لدى البنك المركزي العراقي وفروعه، باعتبارها مؤشراً مسبقاً لمدفوعات الدولار، من خلال دراسة خصائصها الزمنية (اتجاه، تقلب، استقرار)، ثم استثمار هذه الديناميكية في بناء إطار تنبؤي هجين يعتمد على نموذج ARDL لاختبار العلاقة التوازنية قصيرة وطويلة الأجل، وتحديد الابطاءات المثلى (lags) بين الإيداعات والمدفوعات، ونموذج شبكة عصبية متكررة من نوع GRU لالتقاط الأنماط غير الخطية والديناميكيات المعقدة (مثل الصدمات المفاجئة)، بهدف التنبؤ الدقيق بمستوى مدفوعات الدولار استناداً إلى بيانات الإيداعات السابقة.

ثالثاً: أهمية البحث

1- تحديد طبيعة بيانات إيداعات الدينار ومدفوعات الدولار خلال فترات حرجة (2016-2025)، مما يوفر صورة واقعية عن ديناميكية الطلب على العملة الأجنبية في العراق، وهي خطوة لتفادي الاستنتاجات المضلّة الناتجة عن الانحدار الزائف.

2- اختيار الإنموذج الأمثل، من خلال مقارنة ثلاث نماذج (ARDL, GRU, ARDL-GRU). وتوفير أداة تنبؤية قابلة للتطبيق، للتوقع بمدفوعات الدولار مسبقاً، مما يُعزّز التخطيط لاحتياجات البنك المركزي من الدولار، ويقلّل مخاطر قلة السيولة.

رابعاً: مجتمع وعينة البحث: ايداعات الدينار (اجمالي المبالغ المودعة في خزائن البنك

المركزي العراقي وفروعه) أما مدفوعات الدولار تمثل (اجمالي المبالغ المدفوعة من البنك المركزي العراقي إلى المصارف المجازة كافة، سواء عبر نافذة بيع العملة الأجنبية أو حوالات أو سحب من الرصيد) 114 مشاهدة لكلا المتغيرين.

خامساً: منهج البحث: اعتمد البحث على المنهج التحليلي القياسي، لتحليل العلاقة بين ايداعات الدينار ومدفوعات الدولار في البنك المركزي العراقي. وتم توظيف نماذج السلاسل الزمنية، انموذج ARDL وانموذج تصحيح الخطأ (ECM)، إلى جانب الشبكة العصبية GRU والانموذج الهجين ARDL-GRU، بهدف تفسير العلاقات الاقتصادية وتحسين دقة التنبؤ، مع مقارنة أداء النماذج اعتماداً على معايير إحصائية داخل وخارج العينة.

سادساً: الإطار الزمني والمكاني:

1- الحدود المكانية: البنك المركزي العراقي.
2- الحدود الزمنية: تم الحصول على البيانات الفعلية للإيداعات خلال الفترة 2016 ولغاية 2025 من البنك المركزي بعد أن تمت مخاطبتهم من قبل جامعة بغداد/ كلية الإدارة والاقتصاد، بموجب الكتاب المرقم بالعدد (د.ع/ 2617) والمؤرخ في 2025/9/18. أما مدفوعات الدولار فقد تم الحصول عليها من تقرير الإحصائية السنوية للبنك المركزي والمنشور في الموقع الرسمي للبنك (www.cbi.iq).

المحور الاول: الجانب النظري

إنموذج الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة (ARDL-Autoregressive Distributed Lag) يُعدّ هذا الإنموذج من النماذج القياسية المهمة في الاقتصاد القياسي، وقد تم طرحه لأول مرة من قبل (Pesaran & Shin, 1995) ثم جرى تطويره في دراسة (Pesaran et al., 2001) استجابة لمشكلة شائعة في تحليل السلاسل الزمنية، وهي اختلاف درجات التكامل بين المتغيرات الاقتصادية الداخلة في الإنموذج، ولتحديد التكامل المشترك بين المتغيرات، إذ يتميز ARDL بمرونته في التعامل مع متغيرات متكاملة من الدرجة الصفرية (0) ومن الدرجة الأولى (1) في آن واحد، على أن لا تكون متكاملة من الدرجة الثانية (2). وفي ضوء وجود متغير مستقل واحد في هذا البحث، يمكن كتابة الصيغة العامة وفق المعادلة التالية:
(Chancharat & Suwannapak, 2024) $y_t = B_0 + \lambda t + B_1 x_t + \varepsilon_t$... (1) حيث أن: y_t المتغير التابع، x_t المتغير المستقل، B_0 الحد الثابت، B_1 معامل الانحدار، λ معامل الاتجاه، ε_t الخطأ العشوائي، ويمكن كتابة معادلة إنموذج الانحدار الذاتي ذو الابطاءات الموزعة بالصيغة التالية: (2) $y_t = B_0 + \lambda t + \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-i} + \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{2j} x_{1,t-j} + \varepsilon_t$... (2) حيث أن: AR: Autoregressive model (p)، DL: Distributed Lag، β_{1i} ، β_{2j} معاملات العلاقة قصيرة الأجل.

إنموذج تصحيح الخطأ (Error-correction modelling) ECM: يعتبر إنموذج تصحيح الخطأ (ECM) امتداداً طبيعياً لإنموذج ARDL، حيث يوفر إطاراً تحليلياً يدمج بين التفاعلات قصيرة الأجل والعلاقة التوازنية طويلة الأجل في صيغة واحدة، وإن استعمال مصطلح تصحيح الخطأ جاء للتعبير عن مقدار الانحراف في الفترة السابقة عن علاقة التوازن المقدر بين المتغيرات، وتوفير تفسيراً متكاملاً لكيفية تحليل الصدمات والسيطرة على تقليلها مستقبلاً، السبب الذي يجعله أداة محورية في اختبار التكامل المشترك وتفسير العلاقات الاقتصادية والمالية. (Pesaran et al., 2001) (ten Cate & Franses, 2008) (Rocha, 2006)

يتم إعادة كتابة المعادلة رقم (2) مع تعديل في محتوياتها من أجل إيجاد قيمة الخطأ، وفق الصيغة التالية: $EC_t = y_t - B_0 - \lambda t - \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} - \sum_{j=0}^{q_1} \beta_{1j} x_{1,t-j}$... (3)

وبعد حساب قيم البواقي حسب المعادلة أعلاه، يتم اضافتها الى المعادلة التالية كمتغير تفسيري ولفترة ابطاء واحدة، نحصل على الصيغة العامة لإنموذج تصحيح الخطأ، كما مبين في الصيغة التالية: $\Delta y_t = B_0 + \lambda t + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 x_{1t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \phi_{1i} \Delta y_{t-i} + \sum_{i=0}^{q_1-1} \phi_{2i} \Delta x_{1t-i} + \omega EC_{t-1} + \varepsilon_t$ (4) حيث أن: Δ يمثل الفرق الأول، $\alpha_1, \dots, \alpha_{k+1}$ معاملات العلاقة طويلة الاجل، $\phi_1, \dots, \phi_{k+1}$ معاملات العلاقة قصيرة الأجل. ω : معامل التعديل، يشير إلى سرعة تعديل القيم الحقيقية للمتغير التابع باتجاه قيمه التوازنية، وتكون قيمته بين (-1,0) ومعنوي. إن الغرض من إضافة متغير تصحيح الخطأ إلى المعادلة هو ربط الأجل الطويل بالقصير، أما أخذ فروقات المتغيرات المتباطئة جاء لضمان ديناميكية سليمة ومنع وجود مشكلة الارتباط الذاتي للبواقي. (Hassan & Shoman, 2014)

الشبكة العصبية وحدة التكرار البوابية GRU: تعرف وحدة التكرار البوابية (GRU) بأنها نوع من أنواع الشبكات العصبية المتكررة (RNN) وتم تطويرها من قبل (Chung et al., 2014) لتمكين الإنموذج من التقاط الاعتمادات طويلة الأجل، وتقليل وقت التدريب، وتحسين معدل التقارب. تتضمن هذه الوحدة بوابتين رئيسيتين تتحكمان في معالجة البيانات داخل الوحدة، هما (بوابة التحديث Update Gate، وبوابة إعادة التعيين Reset Gate) حيث أنها تدمج بين آليات الذاكرة والتحكم في آن واحد. تتحكم بوابة التحديث بالاحتفاظ بالمعلومات السابقة وتحديثها وفقاً للمعلومات الجديدة، وتعمل بوابة إعادة التعيين على نسيان وتجاهل المعلومات غير المهمة في الماضي. يمكن كتابة صيغ المعادلات الرياضية لوحدة التكرار البوابية، كما يلي: (Pan, 2024) (Abd & Almohana, 2024)

$$h_t = (1 - z_t) h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t \quad (5)$$

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \quad (6)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_x x_t + U(r_t \odot h_{t-1})) \quad (7)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \quad (8)$$

حيث أن:

h_t	: الحالة عند الزمن t (المعلومات المستخلصة حتى الزمن t)
z_t	: بوابة التحديث التي تقرر الاحتفاظ بالماضي ام الاعتماد على الحالة الجديدة.
h_{t-1}	: الحالة السابقة عند الزمن $t-1$.
\tilde{h}_t	: المحتوى المرشح الجديد بحسب من خلال عملية غير خطية باستعمال مدخلات الحالة والاعتماد على بوابة إعادة التعيين. دالة التفعيل لحصر القيم بين (0,1) لكي تتمكن البوابة من التحكم بمرور المعلومة من عدمه. إذا كانت النتيجة قريبة من 0 تعطي البوابة قرار الاغلاق، وإذا كانت النتيجة قريبة من 1 تعطي البوابة قرار الفتح للسماح بمرور المعلومة. وتكون صيغتها: $\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}$ (Essang et al., 2025)
x_t	: مدخل حالي.
W_z	: مصفوفة الأوزان التي تربط المدخل ببوابة التحديث.
U_z	: مصفوفة الأوزان التي تربط الحالة السابقة ببوابة التحديث.
\tanh	: دالة التفعيل، لحصر القيم بين (-1, 1) لكي تتمكن بوابة إعادة التعيين من اتخاذ أحد القرارات المناسبة المتمثلة بـ (إذا كانت النتيجة قريبة من 1 فهذا يعني السماح بإضافة المعلومة الجديدة، وإذا كانت قريبة من 0 لا يسمح بالإضافة، وإذا كانت قريبة من -1 فهذا يعني السماح بإضافتها وحذف معلومة سابقة في الوقت ذاته). وتكون صيغتها: (Essang et al., 2025) $\tanh = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
W	: مصفوفة الأوزان التي تربط المدخل بالمحتوى المرشح الجديد.
U	: مصفوفة الأوزان التي تربط الحالة السابقة بالمحتوى المرشح الجديد.
r_t	: بوابة إعادة التعيين.
\odot	: الضرب التبادلي بين المصفوفات.
W_r	: مصفوفة الأوزان التي تربط المدخل ببوابة إعادة التعيين.
U_r	: مصفوفة الأوزان التي تربط الحالة السابقة ببوابة إعادة التعيين.

الأنموذج الهجين: يتم استعمال الإنموذج الهجين لمعالجة جميع انواع الأنماط في البيانات بدقة عالية. حيث أن الإنموذج الهجين يجمع بين ARDL لاكتشاف الأنماط الخطية في البيانات، والشبكة العصبية GRU للتعرف على الأنماط غير الخطية والتعقيدات غير المتوقعة. وبالتالي،

فإن دمجهما يسمح للإنموذج بالتقاط كل من العلاقات الخطية وغير الخطية الموجودة في البيانات. (Ezugwu et al., 2025) (Abd & Almohana, 2024) (N. S. M. Ali & Mohammed, 2022) ويمكن تلخيص آلية عمل الإنموذج الهجين كما يلي:

1- استعمال إنموذج (ARDL) لتحديد العلاقة بين متغيرات الدراسة، وتحليل العلاقة طويلة الأجل وتحديد سرعة تصحيح البواقي، تحفظ بواقي الإنموذج (Residuals) لتمثيل الجزء غير المفسر من السلوك الزمني، ويعتبر الجزء الأول (الخطي) من معادلة الإنموذج الهجين.

2- ادخال بواقي إنموذج (ARDL) إلى إنموذج الشبكة العصبية التكرارية (GRU) لمنح الشبكة العصبية حرية الوصول إلى أقصى قدر ممكن من المعلومات، لتقرّر هي نفسها أي المدخلات مفيدة، وتتعلم الأنماط. وتعتبر الجزء الثاني (غير الخطي) من معادلة الإنموذج الهجين، والتنبؤ بالقيم المستقبلية والحصول على نتائج دقيقة.

3- لتكون الصيغة النهائية للإنموذج الهجين، كما يلي:

$$Y_t = L_{(Linear\ component)} + N_{(Non-Linear\ component)} + \varepsilon_t \quad (9)$$

حيث أن: Y_t المعادلة النهائية، $L_{(Linear\ component)}$ معادلة الجزء الأول (الخطي) والذي سيتم تقديره وفق إنموذج ARDL، $N_{(Non-Linear\ component)}$ معادلة الجزء الثاني (غير الخطي) والذي سيتم تقديره وفق إنموذج GRU، وأن ε_t هو الخطأ العشوائي. وبالتالي يكون التقدير النهائي للإنموذج الهجين بجمع مقدرات المركبتين الخطية وغير الخطية، وكما يلي:

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_{(ARDL\ Model)} + \hat{N}_{(GRU\ ON\ Residual\ ARDL)} \quad (10)$$

الاختبارات:

اختبار التوزيع الطبيعي، Normal Distribution Test: الاختبار الشائع في معرفة التوزيع هو (Jarque-Bera) ويمكن كتابة الفرضيات الخاصة به بالشكل التالي:

H_0 : الفرضية الصفرية: المتغير يتبع توزيع طبيعي.

H_1 : الفرضية البديلة: المتغير لا يتبع توزيع طبيعي.

في حال كانت القيمة الاحتمالية أكبر من 0.05 هذا يعني قبول الفرضية الصفرية، أي أن المتغير يتبع التوزيع الطبيعي. (Roshanpour et al., 2025)

اختبارات جذر الوحدة، Unit Root Tests، للتحقق من استقرار السلسلة الزمنية:

تعتبر اختبارات جذر الوحدة من أهم الاختبارات التي تطبق على السلسلة الزمنية قبل عملية التقدير، حيث أوضح الباحث (Herranz, 2017) أهمية التحقق من استقرار السلسلة الزمنية قبل بناء النماذج الاقتصادية، وأن هنالك أنواع عديدة من الاختبارات، وقد أوضح كل نوع مع سبب اختياره، وفي هذا البحث سيتم الاعتماد على اختبارين الأول: (Augmented Dickey-Fuller ADF) للتحقق من وجود جذر الوحدة في السلاسل الزمنية من عدمه، كونه من أفضل الاختبارات استعمالاً من ناحية السهولة. (Afriyie et al., 2020) ويعتمد هذا الاختبار على ثلاث عناصر رئيسية لغرض تنفيذه، وهي (حجم العينة n، ومستوى المعنوية α ، وصيغة الإنموذج المستخدم). أما الثاني: (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test KPSS) يُعد أداة مهمة في تحليل السلاسل الزمنية لاعتماده فرضية الاستقرار كفرضية صفرية، مما يجعله مكملاً لاختبار ADF. ويسهم الجمع بين الاختبارين في تعزيز دقة الحكم على خصائص البيانات قبل بناء النماذج التنبؤية.

اختبار عدم تجانس تباين البواقي: يعتبر عدم تجانس التباين مشكلة منهجية في نماذج الانحدار، إذ يؤدي اختلاف تباين البواقي بين المشاهدات إلى تقديرات غير فعالة للمعاملات، مما يقلل من دقة اختبار الفرضيات ويؤثر بشكل سلبي على الاستنتاجات الإحصائية. وهو ما يجعل

النماذج الخطية التقليدية غير قادرة على تفسير سلوكها بدقة، خصوصاً عند وجود تقلبات حادة أو صدمات مفاجئة. (Zubair & Boyi, 2025). سيتم اجراء الاختبار بالاعتماد على الفرضيات التالية (Salman & Anseif, 2025):

Ho: Homogeneous variation of the time series (no effect of ARCH)

H1: Heterogeneity of time series variation (there is an effect of ARCH).

معايير اختيار الأنموذج الأفضل

معايير AIC, BIC: هنالك اختبارات كثيرة لاختيار الإنموذج الأنسب من بين جميع النماذج المقدره، ومن أهمها اختبارين اساسين يستخدمان بشكل واسع في الدراسات العلمية وهما اختبار اكايكي AIC (1973) Akaike واختبار BIC شوارتز (1978) Schwarz وتكون المفاضلة باختيار الإنموذج الذي يتضمن أقل قيمة لهذين الاختبارين (Agiakloglou & Tsimpanos, 2023) ويمكن كتابة الصيغة الرياضية لهما بالشكل التالي:

$$AIC(p) = -2 \log(\hat{L}) + 2P \quad (11)$$

$$SBC(p) = -2 \log(\hat{L}) + p \log(n) \quad (12)$$

حيث أن: \hat{L} القيمة القصوى للدالة، P عدد المعاملات، N حجم العينة.

معامل التحديد (R^2 Coefficient of Determination): هو مؤشر إحصائي لقياس نسبة التباين أو التشتت في المتغير التابع الذي يمكن تفسيره بواسطة المتغيرات التوضيحية في الإنموذج، وكلما اقترب من 1 كلما كان الإنموذج يفسر البيانات بشكل أفضل على أن يتم الأخذ بنظر الاعتبار النتائج الوهمية التي قد تتضمن الانحدار الزائف عند اقتراب المعامل من 1. تنحصر قيمة هذا الاختبار بين (0,1). (Chicco et al., 2021).

الجذر التربيعي لمتوسط مجموع مربعات الأخطاء (Root Mean Squared Error) RMSE

هو عبارة عن الجذر التربيعي لمتوسط مربعات البواق (الفروق بين القيم الفعلية والتقديرية) ويستعمل لقياس حجم الخطأ التنبؤي، وأنه يقيس الانحراف المعياري للبواق، ويعبر عنها بنفس وحدة قياس البيانات الاصلية، ولا يعطي وزن أكبر للبواق الكبيرة كما هو الحال في معيار (MSE). يكون الإنموذج الذي يحتوي القيمة الأقل لهذا المؤشر هو الأفضل. (Hodson, 2022).

متوسط الخطأ المطلق (Mean Absolute Error) MAE: هو عبارة عن متوسط القيم المطلقة للبواق (الفروق بين القيم الفعلية والمتوقعة) ويقيس الحجم المتوسط للبواق دون تضخيمها. يكون الإنموذج الذي يحتوي القيمة الأقل لهذا المؤشر هو الأفضل. (Hodson, 2022).

متوسط الخطأ النسبي المطلق (Mean Absolute Percentage Error) MAPE

هو عبارة عن نسبة مئوية تمثل متوسط الفروق المطلقة بين القيم الفعلية والمقدرة نسبةً إلى القيم الفعلية. كلما انخفضت قيمة MAPE اقترب النموذج من الدقة المثالية، ويُعد مناسباً في المقارنات بين النماذج المختلفة لأنه معيار نسبي يسهل تفسيره اقتصادياً. (Hodson, 2022).

معايير ملائمة الإنموذج: بعد أن تتم عملية اختيار أفضل إنموذج لتقدير المعاملات، يتم بعد اجراء فحص أو اختبار نهائي للإنموذج للتأكد من معالجة جميع المشاكل التي كانت سابقاً ومنها:

- 1- البواق تتبع التوزيع الطبيعي.
- 2- عدم وجود ارتباط ذاتي للبواق، ويتم ذلك عن طريق اختبار (Ljung-Box Q) بالاعتماد على دالتي الارتباط الذاتي ACF والارتباط الذاتي الجزئي PACF. ويمكن كتابة فرضية الاختبار بالشكل التالي: (Salman & Anseif, 2025)

H₀: The remainders are distributed randomly

H₁: The residuals are not randomly distributed

الفرضية الصفرية: لا يوجد ارتباط ذاتي

فرضية العدم: يوجد ارتباط ذاتي

3- اختفاء ARCH Effect للتأكد من معالجة المشكلة.

4- اختبار ثبات معاملات الانحدار عبر الزمن (CUSUM، CUSUMSQ) يستخدم الاختبار بواقى الإنموذج لغرض إعطاء النتيجة، وتكمن فرضيته في أن معالم النموذج مستقرة مع الزمن، سواء معاملات الانحدار أو التباين. نتيجة الاختبار تستند الى الرسم المعتمد، في حال خرج المسار عن الحدود الحرجة فهذا يدل على عدم استقرارية الإنموذج، أما في حال بقي المسار داخل الحدود الحرجة، فهذا يدل على ثبات أو استقرارية الإنموذج. (Brown et al., 1975)

المحور الثاني: الجانب التطبيقي

الجانب الوصفي للمتغيرات: تحليل سلوك متغيرات الدراسة (ايداعات الدينار، مدفوعات الدولار) بصورة أولية من خلال عرض أهم الجوانب الوصفية للبيانات، باستعمال برنامج python وكما يلي:

جدول (1) وصف بيانات التدريب لمتغيرات البحث

Variable	Level		Log	
	deposits/dinar	payment/dollar	deposits/dinar	payment/dollar
Count	104	104	104	104
Mean	4,510,577,711,538	3,680,634,615	29.0709	21.9627
Median	4,569,290,000,000	3,684,000,000	29.1503	22.0273
Std	1,491,200,133,745	1,193,250,412	0.3916	0.3918
Min	1,198,360,000,000	492,000,000	27.812	20.014
Max	7,948,554,000,000	7,975,000,000	29.704	22.7996
Range	6,750,194,000,000	7,483,000,000	1.892	2.7856
Missing (%)	0	0	0	0
Has Negative Values?	No	No	No	No

جدول رقم (1) يوضح اهم المؤشرات الإحصائية التي تصف بيانات التدريب الخاصة بمتغيرات البحث (ايداعات الدينار، ومدفوعات الدولار).

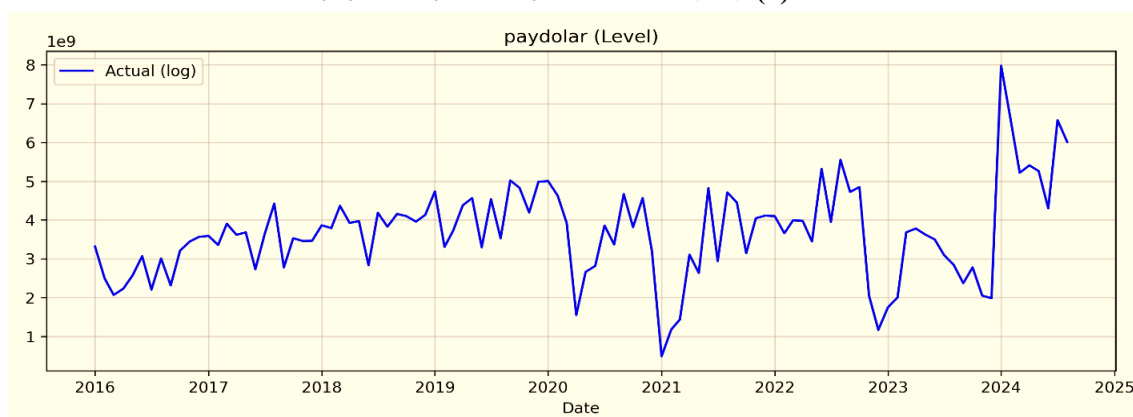
جدول رقم (2) يبين وصف بيانات الاختبار الخاصة بمتغيرات البحث

Variable	Level		Log	
	deposits/dinar	payment/dollar	deposits/dinar	payment/dollar
Count	10	10	10	10
Mean	7,354,589,800,000	7,123,300,000	29.6226	22.6787
Median	7,388,031,000,000	7,204,000,000	29.6302	22.6979
Std	666,866,954,337	930,428,103	0.0907	0.1337
Min	6,295,168,000,000	5,703,000,000	29.4708	22.4643
Max	8,594,071,000,000	8,583,000,000	29.7821	22.873
Range	2,298,903,000,000	2,880,000,000	0.3113	0.4088
Missing (%)	0	0	0	0
Has Negative Values?	No	No	No	No

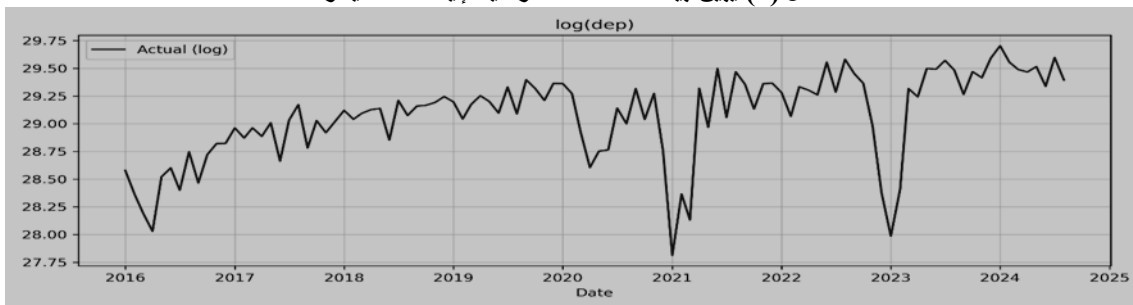
جدول رقم (2) يوضح اهم المؤشرات الإحصائية التي تصف بيانات الاختبار الخاصة بمتغيرات البحث (ايداعات الدينار، ومدفوعات الدولار).

رسم بيانات السلاسل الزمنية على المستوى وبعد اخذ اللوغاريتم

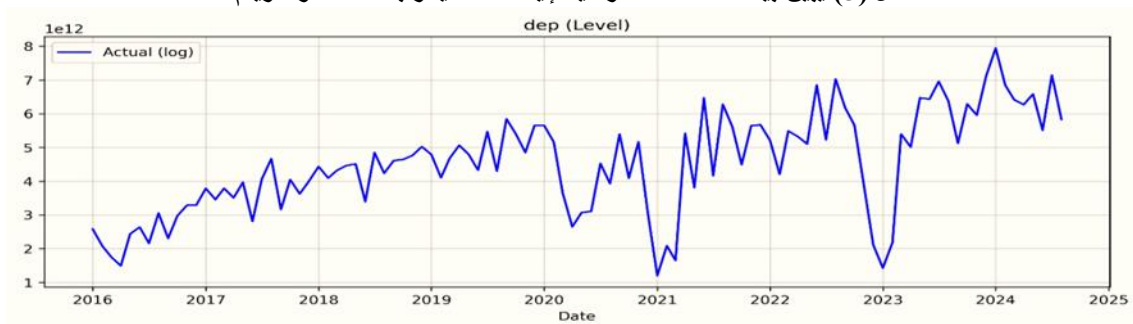
الشكل (1) يبين بيانات السلسلة الزمنية لمدفوعات الدولار



الشكل (2) يبين بيانات السلسلة الزمنية لإيداعات الدينار



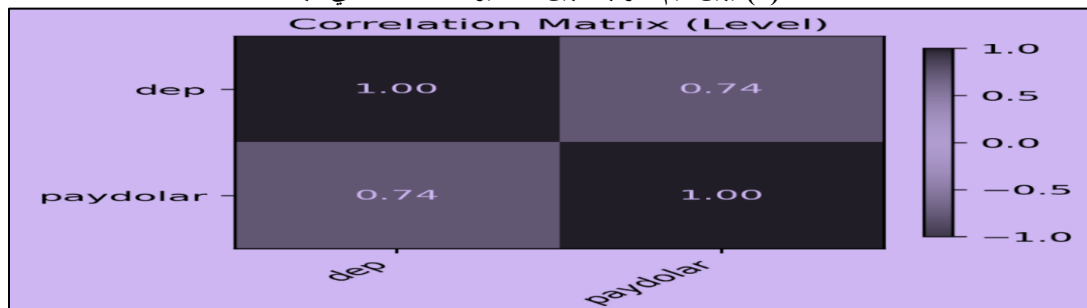
الشكل (3) يبين بيانات السلسلة الزمنية لإيداعات الدينار بعد اخذ اللوغاريتم



الشكل (4) يبين بيانات السلسلة الزمنية لمدفوعات الدولار بعد اخذ اللوغاريتم



الشكل (5) يبين قيم الارتباط بين المتغيرات المعتمدة في البحث



الجانب القياسي لتصميم الإنموذج: اختبار استقرارية السلاسل الزمنية

جدول (3) يبين اختبار استقرارية السلاسل الزمنية المعتمدة في البحث

Variable	Test	ADF p-value	ADF Conclusion	KPSS p-value	KPSS Conclusion
x	Level	0.6809	Non-stationary	0.01	Non-stationary
x	First Diff	0.0230	Stationary	0.1	Stationary
y	Level	0.0000	Stationary	0.1	Stationary
y	First Diff	0.0429	Stationary	0.1	Stationary
Log(x)	Level	0.0004	Stationary	0.01	Non-stationary
Log(x)	First Diff	0.0017	Stationary	0.1	Stationary
Log(y)	Level	0.0000	Stationary	0.1	Stationary
Log(y)	First Diff	0.0002	Stationary	0.1	Stationary

جدول رقم (3) يبين نتائج اختباري (ADF, KPSS) ويتبين أن ايداعات المصارف بالدينار (x) تستقر بعد أخذ الفرق الأول، في حين أن مدفوعات الدولار (y) مستقرة عند المستوى.

تقدير إنموذج ARDL: تم تقدير إنموذج ARDL استناداً إلى معيار BIC لتحديد أفضل رتبة للإنموذج، وتبين أن ARDL(3,2) تضمن اقل قيمة لمعيار BIC وعليه تم اعتماده في تقدير الإنموذج. مما يعني أن الإنموذج بحاجة إلى ثلاث قيم متأخرة للمتغير التابع، وقيمتين سابقتين للمتغير التوضيحي، لكي يستطيع أن يفسر التباين بشكل أكثر شمولي ويعطي نتائج جيدة.

جدول (4) يبين قيم معاملات إنموذج ARDL لمتغيرات البحث

Variable	Coef	StdErr	t	p-value
Constant ($\hat{\beta}_0$)	-2.41	1.92	-1.25	0.2140
Log(y) Lag1 ($\hat{\beta}_{11}$)	0.53	0.10	5.44	0.0000
Log(y) Lag2 ($\hat{\beta}_{12}$)	-0.01	0.10	-0.12	0.9012
Log(y) Lag3 ($\hat{\beta}_{13}$)	0.21	0.07	3.07	0.0028
Log(x) Lag0 ($\hat{\beta}_{20}$)	1.09	0.09	12.69	0.0000
Log(x) Lag1 ($\hat{\beta}_{21}$)	-0.56	0.13	-4.14	0.0001
Log(x) Lag2 ($\hat{\beta}_{22}$)	-0.25	0.12	-2.13	0.0358

جدول رقم (4) يبين قيم معاملات إنموذج ARDL استناداً إلى معيار (BIC) فقد أظهرت النتائج أن أفضل إنموذج يتضمن المتغير التابع (مدفوعات الدولار y) بمقدار ثلاث قيم سابقة، والمتغير التوضيحي (مقبوضات الدينار x) بمقدار ثلاث قيم أيضاً، القيمة الحالية وقيمتين سابقتين، ومن خلال القيم الاحتمالية للمعاملات يتبين أنها معنوية، أي أنها ذات تأثير معنوي في الإنموذج، ويمكن كتابة المعادلة وفق الصيغة التالية:

$$y_t = B_0 + \beta_{11} y_{t-1} + \beta_{12} y_{t-2} + \beta_{13} y_{t-3} + \beta_{20} x_t + \beta_{21} x_{t-1} + \beta_{22} x_{t-2} + \varepsilon_t \quad (13)$$

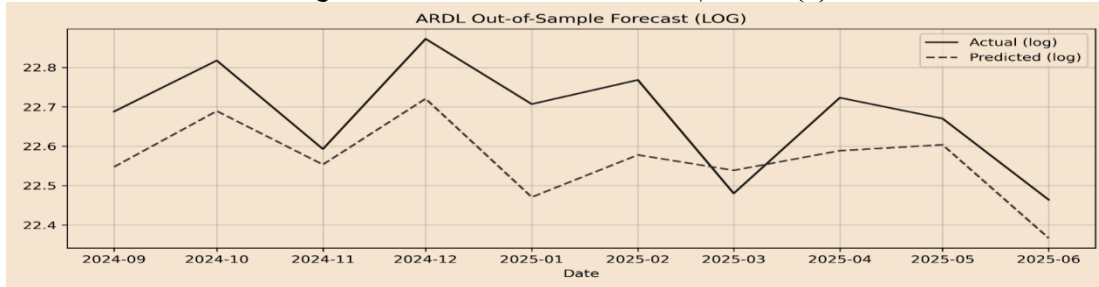
$$\hat{y}_t = -2.41 + 0.53 y_{t-1} - 0.01 y_{t-2} + 0.21 y_{t-3} + 1.09 x_t - 0.56 x_{t-1} - 0.25 x_{t-2} \quad (14)$$

جدول (5) يبين معيار ملائمة إنموذج ARDL

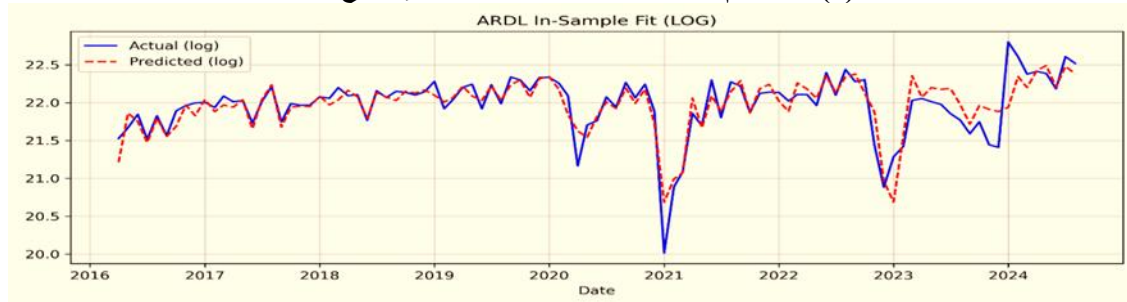
Metric	in sample				out of sample		
	R2	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
Value	0.755	0.193	0.126	0.129	0.137	0.124	0.115

جدول رقم (5) يظهر نتائج أداء إنموذج ARDL، حيث استطاع الإنموذج أن يفسر 75.5% من التباين داخل العينة، مع بواقي منخفضة نسبياً داخل وخارج العينة، ودقة تنبؤية مقبولة (MAPE \approx 12% داخل العينة و \approx 11.6% خارجها)، مما يشير إلى قدرة جيدة على التعميم.

الشكل (6) يبين القيم المقدره والحقيقية لعينة التدريب لإنموذج ARDL



شكل (7) يبين القيم المقدره والحقيقية لعينة الاختبار لإنموذج ARDL



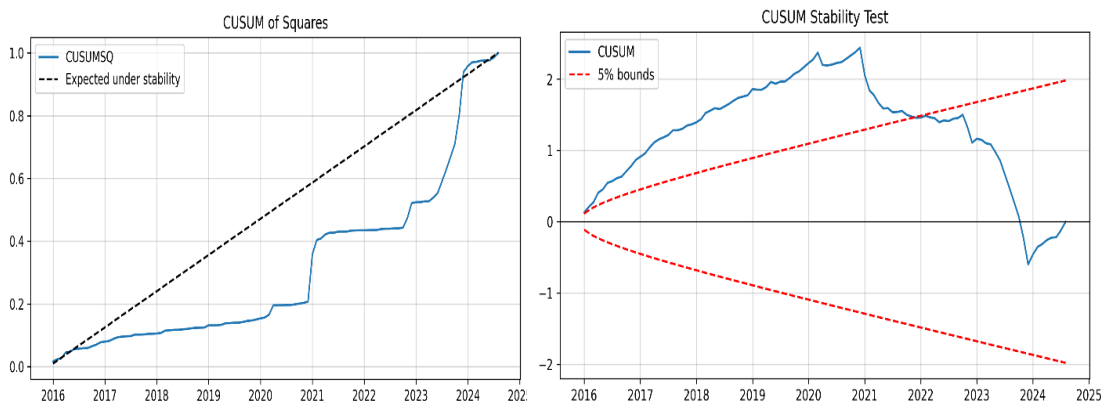
اختبارات البواقي وتشخيص إنموذج ARDL

جدول (6) يبين معايير اختبار بواقي إنموذج ARDL بعد التقدير

Ljung-Box (lag=4)	Jarque-Bera	ARCH lag=4	Durbin-Watson	CUSUM	CUSUM within95	CUSUMSQ
0.8978	0.0000	0.0772	2.0085	2.44	FALSE	0.37

جدول رقم (6) يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي في البواقي، بالإضافة إلى أن قيمة اختبار ديربن واتسون التي تؤكد عدم وجود هذه المشكلة، فضلاً عن عدم وجود مشكلة عدم تجانس التباين الذي أكدته اختبار (ARCH) حيث كانت قيمته أكبر من 0.05، وأن اختبار التوزيع الطبيعي يشير إلى أن البواقي لا تتوزع توزيعاً طبيعياً، لأن قيمته كانت أقل من 0.05 (Roshanpour et al., 2025). استناداً إلى اختبائي CUSUM و CUSUMSQ، تُظهر نتائج إنموذج ARDL عدم استقرار واضح في كل المعاملات وتباين البواقي. فقد بلغت قيمة CUSUM نحو 2.44 مع نتيجة FALSE في اختبار الحدود عند مستوى 5%، وهو ما يشير إلى أن معاملات النموذج لا تبقى ثابتة عبر الزمن وتعرض لانحرافات واضحة نتيجة تغيرات هيكلية في العلاقة بين المتغيرات. كما بلغت قيمة CUSUMSQ حوالي 0.37، وهو انحراف كبير عن خط الاستقرار، مما يدل على وجود تغيرات فجائية في التباين (variance shifts) وعدم تجانس واضح في البواقي. بالتالي، يمكن القول إن إنموذج ARDL يعاني من عدم استقرار، وهو ما يتطلب استعمال نماذج أخرى مثل وحدة التكرار البوابية (GRU) التي لا تفترض ثبات هيكلية عبر الزمن.

شكل (8) يبين اختبارات استقرارية معاملات إنموذج ARDL



إنموذج تصحيح الخطأ ECM

جدول (7) تقدير إنموذج تصحيح الخطأ

ECT	Alpha (Speed of Adjustment)	Std.Err	t-stat	P-value	Significant (5%)?
$\alpha = -(1 - \sum \phi_i)$	-0.27	0.10	-2.57	0.01	Yes

جدول (7) يتضمن معامل تصحيح الخطأ، ويشير إلى أن الإنموذج يعيد التوازن تدريجياً بعد أي انحراف عن العلاقة طويلة الأجل، حيث يساوي -0.27، وهذا يعني أن حوالي 27% من الانحراف يتم تصحيحه في كل فترة زمنية. وبما أن قيمة الاحتمالية للمعامل أقل من 0.05، فإن هذا المعامل ذو دلالة إحصائية مما يدعم وجود علاقة توازن طويل الأجل بين المتغيرات.

تقدير البيانات باستعمال وحدة التكرار البوابية GRU

1- مبرر استعمال GRU هو وجود أنماط غير خطية متغيرة، تم اعتماد هذا النوع من الشبكات بوصفه أداة تعلم عميقة قادرة على التقاط الأنماط المعقدة التي قد لا يستطيع إنموذج ARDL تمثيلها بشكل كافٍ.

2- تم هيكلية مدخلات GRU لضمان التناسق مع إنموذج ARDL، وتم بناء مدخلات GRU بالاعتماد على تأخيرات من المتغير التابع والمتغير المستقل. وتم استبعاد القيمة الحالية للمتغير التابع، لتجنب تسريب المعلومات (Data Leakage).

3- تم اختيار نافذة الزمن (Window=2): بعد عدة تجارب، وذلك لكون البيانات شهرية قصيرة الدورة، وللحفاظ على أكبر عدد ممكن من الملاحظات دون فقدان أجزاء مهمة من السلسلة.

4- تم تنفيذ نموذج GRU بطبقتين (Two Layers) (16, 64) وحدة عصبية (Neurons) على التوالي، مع استخدام مُحسّن (Adam (learning rate = 0.0007، ودالة خسارة MSE، وحجم دفعة (Batch size = 16)، وعدد الدورات (Epochs = 400).

5- معالجة البيانات: تم استعمال (StandardScaler) لتطبيع المدخلات، مع إعادة التحجيم (Inverse Transform) عند التنبؤ لضمان مقارنة القيم مع السلسلة اللوغاريتمية الأصلية.

6- تم ضبط معايير الإنموذج (Hyperparameters) عبر تنفيذ حلقات بحث منهجية (systematic loops) شملت جميع التوافيق الممكنة التي تم تجربتها على بيانات البحث والتي تم ذكرها الفقرة رقم (4) (عدد الطبقات، الوحدات العصبية، نافذة التسلسل، معدل التعلم، وعدد الدورات) واختيرت التوليفة التي حققت أدنى قيمة للمعايير المستخدمة في البحث (خارج العينة) بعد تشغيل برنامج بايثون لأكثر من ساعة لاختبار جميع البدائل.

7- تقييم الأداء: اعتمد التقييم على مقاييس داخل وخارج العينة: R^2 ، RMSE، MAE، وخارج العينة: MAE، MAPE، والأخير محسوب على القيم الحقيقية لسهولة التفسير الاقتصادي.

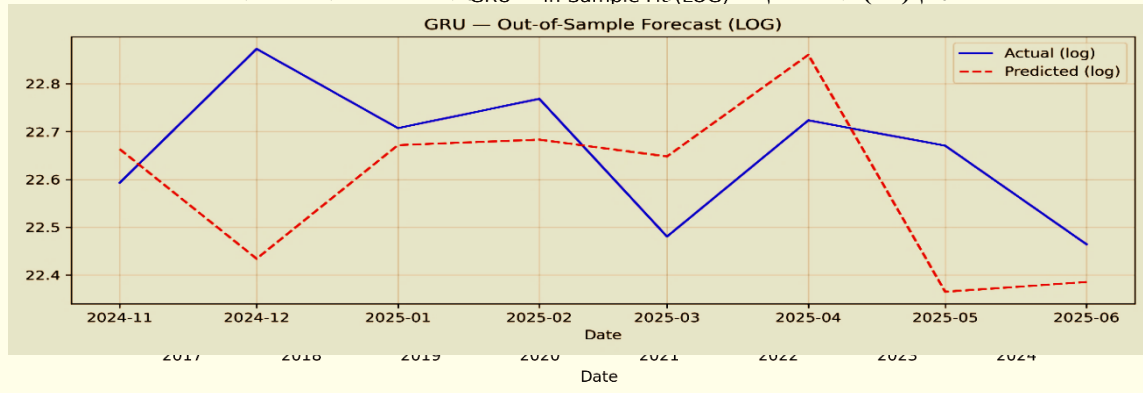
جدول (8) يبين معايير ملائمة إنموذج GRU

Metric	in sample				out of sample		
	R^2	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
Value	0.936	0.099	0.07	0.071	0.21	0.165	0.152

جدول رقم (8) يُظهر معايير ملائمة نموذج GRU: يظهر أداء ممتاز داخل العينة حيث استطاع ان يفسر ما يقارب 94% من التباين، وجميع مؤشرات داخل العينة تشير إلى ملائمة النموذج في عملية التقدير، لكن تدهور أدائه في عينة الاختبار، وذلك لعدة أسباب أهمها هو قلة البيانات المستخدمة في البحث.

الشكل (9) يبين القيم الحقيقية والمقدرة لعينة التدريب باستعمال الشبكة العصبية GRU

شكل رقم (10) يبين القيم الحقيقية والمقدرة لعينة الاختبار باستعمال الشبكة العصبية GRU



تقدير الإنموذج الهجين ARDL-GRU: تم تقدير الإنموذج الهجين وفق المعطيات التالية:

1- التسلسل الهرمي للنمذجة: تُعتمد بواقي إنموذج ARDL كمدخلات للشبكة العصبية GRU ليتم تصحيح او التقاط الديناميكيات غير الخطية التي لم يستطع الإنموذج الخطي التقاطها.

2- معايير التقييم: تم اعتماد المقاييس ذاتها في النماذج السابقة، وهي كل من (RMSE, MAE, MAPE) داخل العينة وخارجها، على قيم اللوغاريتم، ماعدا معيار MAPE على المستوى الأصلي للبيانات، مما يضمن مقارنة عادلة مع النماذج السابقة.

3- الاستقرار والقابلية على التعميم: تم اعتماد الرتب والمعدلات للشبكة العصبية المفردة، في تدريب الشبكة العصبية GRU ضمن النموذج الهجين، حيث تم اجراء عدة تكرارات ولقيم

مختلفة، لحين تحديد الرتب المثلى التي تقلل من قيم معايير التقييم والملائمة خصوصاً خارج العينة، الا ان التحدي الأساس بقي موجود وهو عدم توفر بيانات كافية لمتغيرات البحث، مما جعل أداء الشبكة العصبية يواجه تحديات في التعميم.

جدول (9) يبين معايير ملائمة الإنموذج الهجين ARDL-GRU

Metric	in sample				out of sample		
	R ²	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
Value	0.989	0.040	0.02	0.027	0.09	0.079	0.076

جدول رقم (9) يُظهر أداء الإنموذج الهجين، حيث يجمع بين المزايا التفسيرية والبنائية لنموذج ARDL، وقدرة GRU على التقاط الأنماط غير الخطية والمعتمدة على الذاكرة في بواقي النموذج.

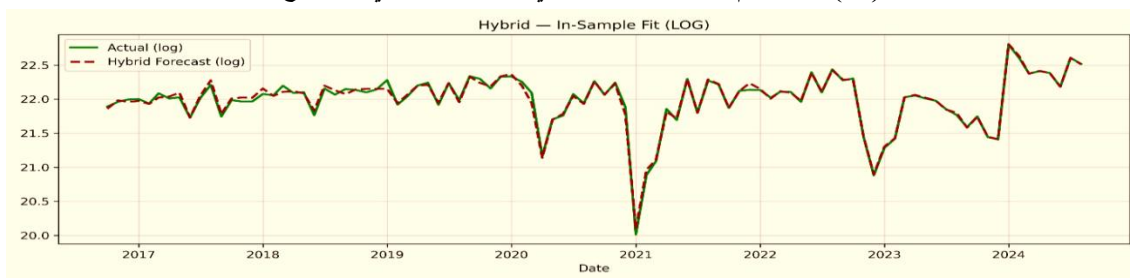
مقارنة نتائج التقدير للنماذج المعتمدة في البحث

جدول (10) يبين مقارنة أداء النماذج المستخدمة في البحث

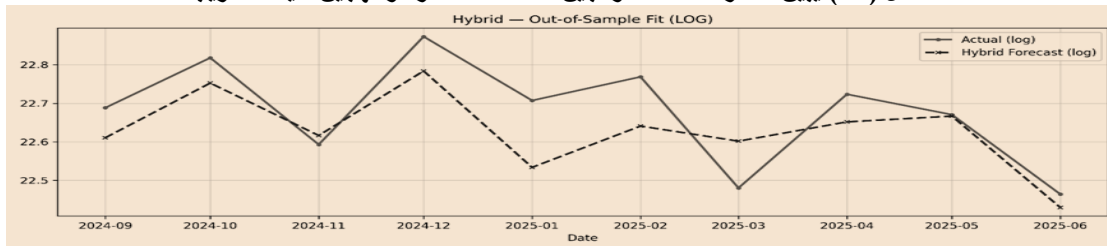
Models	in sample				out of sample						
	R ²	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE				
ARDL					0.755	0.19	0.13	0.129	0.14	0.12	0.115
GRU					0.936	0.099	0.07	0.071	0.21	0.165	0.152
ARDL+GRU					0.989	0.04	0.02	0.027	0.09	0.079	0.076

جدول رقم (10) يُظهر مقارنة أداء النماذج الثلاث (ARDL-GRU، GRU، ARDL)، ويبين أن الإنموذج الهجين يتفوق منهجياً فهو يجمع بين التفسيرية العالية والتماسك الاقتصادي ل ARDL وقدرة GRU على استيعاب الديناميكيات غير الخطية، ما ينتج عنه أعلى ملائمة داخل العينة وأقل بواقي تنبؤ خارج العينة، خصوصاً في MAPE على المستوى الأصلي، مُحققاً توازناً نادراً بين الكفاءة التنبؤية والمتانة النظرية، ويقلل بوضوح من مخاطر المبالغة في التخصيص أو الإخفاق في التعميم مقارنةً بالنموذجين الفرديين.

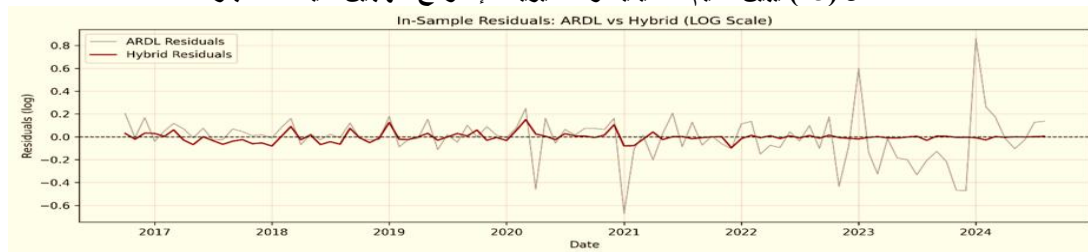
الشكل (11) يبين القيم الحقيقية والمقدرة في عينة التدريب في الإنموذج الهجين



الشكل (12) يبين مقدار الخطأ للنموذجين ARDL المفرد والهجين لعينة التدريب

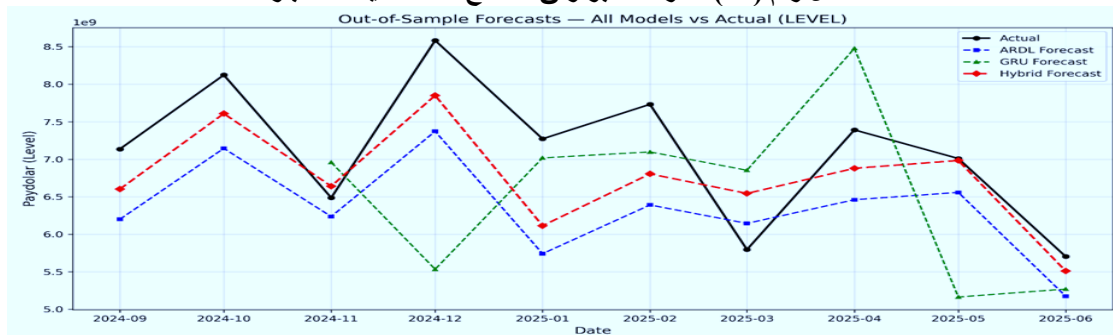


الشكل (13) يبين القيم الحقيقية والتقديرية للإنموذج الهجين لعينة الاختبار



الشكل رقم (13) يُظهر مقارنة بين القيم الفعلية والتنبؤات الهجينة لعينة الاختبار. رغم وجود توافق بسيط بينه وبين إنموذج ARDL، إلا أن التحسن بصرياً كان طفيفاً أو غير ملموس، بسبب صغر حجم عينة الاختبار (أقل من 12 نقطة)، الذي لا يسمح بتقييم دقيق لأداء النماذج المعقدة أو لتحديد فروق ذات معنى في حين عددياً وكما وضحنا سابقاً النتائج تشير الى تحسن كبير في التنبؤ خارج عينة التدريب.

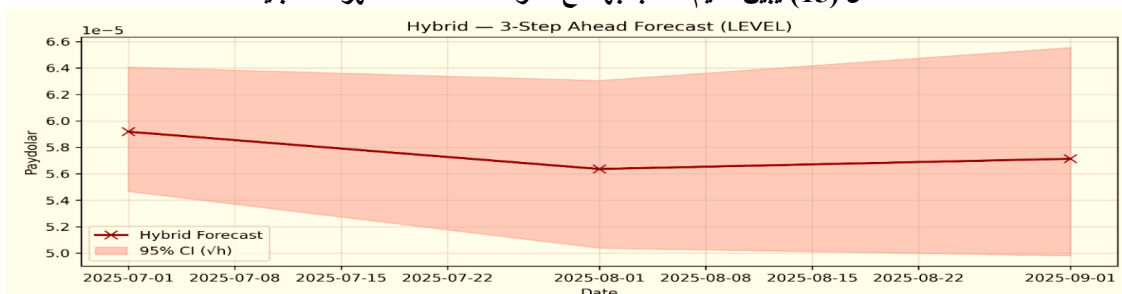
الشكل رقم (14) مقارنة التنبؤ وفق النماذج الثلاث لعينة الاختبار



يبين الشكل رقم (14) أن الإنموذج الهجين يتفوق في دقة التنبؤ خارج العينة مقارنة بالنماذج ARDL وGRU، حيث يحافظ على تقارب كبير مع القيم الفعلية حتى في الفترات ذات التقلبات الشديدة، بينما يعاني إنموذج GRU من تذبذبات مفرطة غير واقعية، وإنموذج ARDL يعاني من قلة المرونة في مواجهة الاتجاهات الصاعدة الحادة.

التنبؤ خارج عينة الاختبار: تم اعتماد أفضل إنموذج في البحث وهو الهجين، للتنبؤ بقيم ثلاث أشهر مستقبلية مع حدود الثقة كما مبين في الرسم ادناه.

الشكل (15) يبين القيم المتنبأ بها مع حدود الثقة لثلاث أشهر مستقبلية



يُظهر الشكل رقم (15) مسار التنبؤ الهجين للمستقبل على المستوى الأصلي ولثلاثة أشهر خارج العينة (أيلول/تشرين الأول/تشرين الثاني - 2025)، حيث يجمع النموذج بين القوة التفسيرية والمرونة الديناميكية لشبكة الذاكرة العصبية في تنقية البواقي. يظهر التنبؤ مساراً غير ثابت، مما يدل على قدرة النموذج على توليد توقعات ديناميكية واقعية.

الاستنتاجات والتوصيات

اولاً: الاستنتاجات

- 1- أظهرت نتائج اختبارات الاستقرار أن متغيري البحث (ايداعات الدينار، ومدفوعات الدولار) الأول يستقر بعد اخذ الفرق الأول، والثاني مستقر عند المستوى. تم تحويل المتغيرين إلى لوغاريتم طبيعي نظراً لارتفاع قيمهما بشكل كبير، إذ تصل ايداعات الدينار إلى مستوى ترليون، ومدفوعات الدولار إلى مليارات، وذلك بهدف تقليل التشتت، وجعل السلاسل أكثر ملاءمة للتقدير القياسي.
- 2- بيّنت مصفوفة الارتباط وجود ارتباط طردي بين متغيري البحث بلغ نحو (74%)، مما يشير إلى وجود علاقة متزامنة وواضحة لحركة المتغيرين عبر الزمن، وإن هذا الارتباط الذي تتحرك فيه

الإيداعات صعوداً مع ارتفاع الطلب على الدولار وتستجيب فيه المصارف لتلبية احتياجات الاستيراد والزبائن والمحافظة على مراكزها المالية، الأمر الذي يوضح انسجام حركة المتغيرين ضمن سياسة نقدية مُحكمة تُحوّل الإيداعات إلى آلية فعّالة لضبط السيولة وإدارة التدفقات النقدية في اقتصاد شديد الاعتماد على الدولار ويتأثر بالصدمات النفطية.

3- تبين من التحليل القياسي أن نموذج ARDL، رغم قدرته على تمثيل البنية الخطية طويلة الأجل، يعجز عن التقاط الديناميكيات غير الخطية والتغيرات الهيكلية التي تتسم بها السلاسل النقدية، في حين يُظهر نموذج GRU قوة عالية في استيعاب الأنماط غير المنتظمة قصيرة الأجل لكنه يعاني من الإفراط في التخصيص وضعف التعميم خارج العينة. وقد جاء الإنموذج الهجين ARDL-GRU ليجمع بين مزايا النموذجين، حيث استطاع تمثيل العلاقات الاقتصادية الخطية وغير الخطية بكفاءة عالية، محققاً أفضل أداء تنبؤي داخل العينة وخارجها.

4- أظهرت نتائج التكامل المشترك وجود علاقة طويلة الأجل بين الإيداعات بالدينار ومدفوعات الدولار، مدعومة بمعامل تصحيح خطأ يشير إلى عودة تدريجية نحو التوازن بمعدل 27% شهرياً، وهو يعكس استجابة هيكلية للنظام النقدي العراقي للصدمات. ويؤكد الأداء المتفوق للنموذج الهجين أن نافذة بيع العملة تخضع لمزيج معقد من العلاقات الهيكلية قصيرة الأجل، الأمر الذي يجعل النماذج الهجينة الخيار الأمثل لتحليل سلوكها وتفسير تفاعلها مع السيولة المصرفية، إضافة إلى قدرتها على تقديم تنبؤات دقيقة تتسق مع آلية عمل السياسة النقدية في إدارة الدينار والدولار داخل السوق.

5- تؤكد معطيات النتائج أعلاه قدرة البنك المركزي العراقي على إدارة النقد المحلي والأجنبي بكفاءة عالية والحفاظ على استقرار السوق عبر منظومة متماسكة من تنظيم السيولة والتحكم في الطلب على العملة الأجنبية.

ثانياً: التوصيات

1- فيما يخص البيانات نوصي بتطبيق التحولات اللوغاريتمية والفرق الأول عند معالجة السلاسل النقدية ذات القيم الكبيرة، لما لذلك من دور إحصائي في تعزيز الاستقرارية وتقليل التباين، ضمن بيئة مالية تتسم بالتقلبات، مع ضرورة زيادة حجم العينة والاحذ بنظر الاعتبار متغيرات اقتصادية أخرى لمعرفة العوامل الاقتصادية الأخرى المؤثرة على عملية بيع الدولار من قبل البنك المركزي.

2- تقليل منهجية الربط التشغيلي بين الإيداعات بالدينار ومدفوعات الدولار، على سبيل المثال تطوير عملة رقمية للبنك المركزي العراقي (CBDC) لتسهيل التسويات الفورية بين المصارف والتجار، مما يقلل الحاجة للدولار في المعاملات اليومية ويزيد تداول وإيداعات الدينار الإلكتروني، أو توجيه الإيداعات لتسوية أسعار السلع الأساسية المستوردة بالعملة المحلية، أو بسلة عملات أخرى وحسب عملة الدولة التي يتم التعامل معها.

3- اعتماد النماذج الهجينة التي تدمج بين المكونات الخطية وغير الخطية، مثل ARDL-GRU، وغيرهما من النماذج الإحصائية المتقدمة، نظراً لقدرتها المتفوقة على تمثيل العلاقات البنيوية والديناميكيات المعقدة في السلاسل النقدية، وقدرتها الاقتصادية للمساعدة على تفسير سلوك الطلب على الدولار في ظل تقلبات مستمرة في مستويات السيولة، مع إمكانية استعمال نماذج من الخطية المتمثلة بالنماذج الإحصائية الكلاسيكية، وغير الخطية المتمثلة بنماذج الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية الحديثة.

4- استعمال نماذج ECM لمتابعة مسار التوازن طويل الأجل بين الإيداعات بالدينار ومدفوعات الدولار، حيث يوفر هذا النهج إطاراً إحصائياً لقياس سرعة التصحيح تجاه التوازن، وإطاراً اقتصادياً لفهم كيفية استجابة النظام النقدي للصدمات والتغيرات الهيكلية.

5- دعم وتعزيز سياسات البنك المركزي في إدارة النقد، نظرًا لدليلها الإحصائي على كفاءة ضبط السيولة للدينار والدولار، ودليلها الاقتصادي على قدرتها في الحفاظ على استقرار السوق عبر آليات تشغيلية محكمة تربط بين إيداعات الدينار ومدفوعات الدولار.

المصادر Reference

- 1.Abd, T. Y., & Almohana, F. A. M. (2024). Building A hybrid Time Series Model Using ARDL With LSTM and GRU Models. *Journal of Economics and Administrative Sciences*, 30(144), 501–516. <https://doi.org/10.33095/wh488343>
- 2.Abed, R. A., & Mohammed, N. H. (2025). Measuring and Analyzing the Relationship Between Financial Inclusion and Bank Deposits in Iraq. *World Economics and Finance Bulletin*, 42, 15–39.
- 3.Afriyie, J. K., Twumasi-Ankrah, S., Gyamfi, K. B., Arthur, D., & Pels, W. A. (2020). Evaluating the performance of unit root tests in single time series processes. *Mathematics and Statistics*, 8(6), 656–664.
- 4.Agiakloglou, C., & Tsimpanos, A. (2023). Evaluating the performance of AIC and BIC for selecting spatial econometric models. *Journal of Spatial Econometrics*, 4(1), 2.
- 5.Airlangga, G. (2025). Comparative Evaluation of CNN, LSTM, and GRU Architectures for Tsunami Prediction Using Seismic Data. *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer Dan Manajemen)*, 6(1), 312–319.
- 6.Al-Birmani, S. M. A., & Hassan, M. salim Y. (2024). Measuring the Relationship Between The Indicators of The Optimal Level of Foreign Reserves and The Window for Selling Foreign Currency in Iraq for the period (2004-2021). *Journal of Economics and Administrative Sciences*, 30(142), 338–357.
- 7.AL Sharaa, A. S., & Rahi, B. J. (2020). The role of bank deposits in supporting the Iraqi economy (Applied study in the Iraqi banking sector. *Al-Qadisiyah Journal for Administrative and Economic Sciences*, 22(1), 1–12.
- 8.Ali, N. S. M., & Mohammed, F. A. (2022). The Use of Some Artificial Intelligence Methods in Hybridizing Time Series Models with Practical Application. *Baghdad*.
- 9.Ali, S. H. A. (2025). Analysis of Foreign Exchange Mechanisms and Policies in Iraq: Focus on Central Bank Transactions and Market Dynamics for the Period (2004-2023). *Academic Journal of International University of Erbil*, 2(03), 319–331.
- 10.Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *The Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 37(2), 149–163.
- 11.Chancharat, S., & Suwannapak, S. (2024). The dynamic relationship between ASEAN+ 6 exchange rates and stock markets: application of the ARDL model. *Journal of Asian Business and Economic Studies*, 31(5), 365–377.
- 12.Chicco, D., Matthijs J. Warrens, & Giuseppe Jurman. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623.
- 13.Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. *ArXiv Preprint ArXiv:1412.3555*.
- 14.Dey, R., & Salem, F. M. (2017). Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks. *International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, 1597–1600.
- 15.Essang, S. O., Ante, J. E., Fadugba, S. E., Auta, J. T., Ezeorah, J. N., Francis, R. E., & Otobi, A. O. (2025). Optimizing neural networks with linearly combined activation functions: A novel approach to enhance gradient flow and learning dynamics. *International*

- Journal of Mathematical Sciences and Optimization: Theory and Applications, 11(2), 29–44. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3038564>
- 16.Ezugwu, C. O., Opata, C. E., Dimeze, A. I., Ogbuka, C. U., & Nwosu, C. M. (2025). DEVELOPMENT OF A HYBRID ARIMA-ANN MODEL FOR ENHANCED ELECTRIC LOAD FORECASTING ACCURACY. International Conference/Exhibitions of the Department of Mechatronic Engineering, University of Nigeria, Nsukka, 1–8.
- 17.Greenwald, E., Schulhofer-Wohl, S., & Younger, J. (2023). Deposit convexity, monetary policy and financial stability. In the Federal Reserve Bank of Dallas. FRB of Dallas Working Paper.
- 18.Hassan, A. A., & Shoman, A. H. (2014). Using Autoregressive Distributed Lag (ARDL) Approach in the influence of the planted Area and the prices in rice production in Iraq. Baghdad.
- 19.Herranz, E. (2017). Unit root tests. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 9(3), e1396.
- 20.Hodson, T. O. (2022). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. Geoscientific Model Development Discussions, 2022, 1–10.
- 21.Khudair, K. G., & Al-Shara, A. S. (2023). The impact of financial inclusion in bank deposits: A study in the Iraqi banking sector for the period (2010-2021). Russian Law Journal, 11(6S), 554–563.
- 22.Majeed, A. L. M. F. (2019). THE ROLE OF THE CURRENCY SALE WINDOW IN STABILIZING THE EXCHANGE RATE OF THE IRAQI DINAR. International Journal of Research in Social Sciences and Humanities, 9.
- 23.Mienye, I. D., Swart, T. G., & Obaido, G. (2024). Recurrent neural networks: A comprehensive review of architectures, variants, and applications. Information, 15(9), 517.
- 24.Pan, Y. (2024). Different types of neural networks and applications: Evidence from feedforward, convolutional and recurrent neural networks. Highlights in Science, Engineering and Technology, 85, 247–255.
- 25.Pesaran, M. H., & Shin, Y. (1995). An autoregressive distributed lag modelling approach to cointegration analysis. Department of Applied Economics, University of Cambridge, 9514, 371–413.
- 26.Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. Journal of Applied Econometrics, 16(3), 289–326.
- 27.Rocha, F. (2006). Are error correction models the best alternative to assess capital mobility in developing countries. Economia Aplicada, 10(2), 267–285.
- 28.Roshanpour, R., Parsanejad, M., Asgari, S., & Mahmoodi, F. H. (2025). Evaluating and forecasting conventional gasoline price fluctuations using Garch models with two distributions and machine learning methods. Transactions on Quantitative Finance and Beyond, 2(1), 30–42.
- 29.Salman, A. A., & Anseif, A. A. L. (2025). Modeling and forecasting volatility in the Iraq stock exchange: A survey study using ARCH and GARCH models. International Journal of Statistics and Applied Mathematics, 10(2), 35–45.
- 30.Tabaqchali, A. (2024). A fistful of Dinars: demystifying Iraq's dollar auction. Middle East Centre, 1–36.
- 31.ten Cate, A., & Franses, P. H. (2008). Error-correction modelling in discrete and continuous time. Economics Letters, 101(2), 140–141.
- 32.Zubair, M. A., & Boyi, B. A. (2025). MODELLING THE VOLATILITY OF COTTON AND RUBBER STOCK RETURNS IN NIGERIA USING GARCH TYPE MODELS. FUDMA JOURNAL OF SCIENCES, 9(5), 67–79.