



UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES**  
**PROGRAMA DE DOCTORADO “ECONOMÍA Y EMPRESA”**

**MODELOS GLOBALES PARA LA PREDICCIÓN DE CRISIS**  
**FINANCIERAS INTERNACIONALES**

Doctorando: María Belén Salas Compás

**Tesis doctoral**

Tutor: Dr. Manuel Ángel Fernández Gámez


Directores: Dr. Manuel Ángel Fernández Gámez y Dr. Francisco Emilio  
López Valverde

ABRIL DE 2021



UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA

AUTOR: María Belén Salas Compás

 <https://orcid.org/0000-0003-3341-5766>

EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/legalcode>

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de Málaga (RIUMA): [riuma.uma.es](http://riuma.uma.es)





UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA



Escuela de Doctorado

## DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD DE LA TESIS PRESENTADA PARA OBTENER EL TÍTULO DE DOCTOR

D./Dña MARÍA BELÉN SALAS COMPÁS

Estudiante del programa de doctorado ECONOMÍA Y EMPRESA de la Universidad de Málaga, autor/a de la tesis, presentada para la obtención del título de doctor por la Universidad de Málaga, titulada: MODELOS GLOBALES PARA LA PREDICCIÓN DE CRISIS FINANCIERAS INTERNACIONALES

Realizada bajo la tutorización de MANUEL ÁNGEL FERNÁNDEZ GÁMEZ y dirección de MANUEL ÁNGEL FERNÁNDEZ GÁMEZ Y FRANCISCO EMILIO LÓPEZ VALVERDE (si tuviera varios directores deberá hacer constar el nombre de todos)

DECLARO QUE:

La tesis presentada es una obra original que no infringe los derechos de propiedad intelectual ni los derechos de propiedad industrial u otros, conforme al ordenamiento jurídico vigente (Real Decreto Legislativo 1/1996, de 12 de abril, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Propiedad Intelectual, regularizando, aclarando y armonizando las disposiciones legales vigentes sobre la materia), modificado por la Ley 2/2019, de 1 de marzo.

Igualmente asumo, ante a la Universidad de Málaga y ante cualquier otra instancia, la responsabilidad que pudiera derivarse en caso de plagio de contenidos en la tesis presentada, conforme al ordenamiento jurídico vigente.

En Málaga, a 20 de ABRIL de 2021



EFQM AENOR





UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

Málaga 20 de abril de 2021

**MANUEL ÁNGEL FERNÁNDEZ GÁMEZ**, Profesor Titular de Economía Financiera y Contabilidad de la Universidad de Málaga, en calidad de tutor de la doctoranda Dña. María Belén Salas Compás,

INFORMA:

Que los documentos que presenta la doctoranda cumplen con los requisitos exigidos en el programa de doctorado, por lo que se le autoriza a defender la tesis doctoral.

Fdo.: Manuel Ángel Fernández Gámez

UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA



D. Manuel Ángel Fernández Gámez,

**Certifica:**

Que bajo mi tutoría y dirección, Doña María Belén Salas Compás, Licenciada en Ciencias Económicas y Empresariales, ha realizado el trabajo de investigación correspondiente a su tesis doctoral titulada:

**“MODELOS GLOBALES PARA LA PREDICCIÓN DE CRISIS  
FINANCIERAS INTERNACIONALES”**

Revisado el mismo, estimo que puede ser presentado al Tribunal que ha de juzgarlo.

Y para que conste a efectos de lo establecido en la Normativa vigente autorizo la presentación de esta Tesis en la Universidad de Málaga.

Málaga, a 20 de abril de 2021

Fdo: Manuel Ángel Fernández Gámez

D. Francisco Emilio López Valverde,

**Certifica:**

Que bajo mi dirección, Doña María Belén Salas Compás, Licenciada en Ciencias Económicas y Empresariales, ha realizado el trabajo de investigación correspondiente a su tesis doctoral titulada:

**“MODELOS GLOBALES PARA LA PREDICCIÓN DE CRISIS  
FINANCIERAS INTERNACIONALES”**

---

Revisado el mismo, estimo que puede ser presentado al Tribunal que ha de juzgarlo.

Y para que conste a efectos de lo establecido en la Normativa vigente autorizo la presentación de esta Tesis en la Universidad de Málaga.

Málaga, a 20 de abril de 2021

Fdo: Francisco Emilio López Valverde

## AGRADECIMIENTOS

Esta tesis doctoral ha sido un nuevo reto para finalizar mi formación académica en la Universidad de Málaga, necesaria para mi actual carrera docente en la misma. Cuando finalicé mi licenciatura en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, mis proyectos profesionales se orientaron a la empresa privada, siendo promotora de varias empresas y asociaciones profesionales durante 25 años. A parte de realizar tareas directivas y funciones de economista, la mayor parte de mi tiempo ha sido la docencia en cursos especializados de mi propia empresa como centro homologado de formación de la Junta de Andalucía dirigidos a licenciados universitarios. De ahí, mi continúa conexión con la formación, la investigación y la Universidad.

Este camino no hubiera sido posible sin el apoyo de las personas que me rodean. Por ello, primero me gustaría agradecer a mi tutor de tesis, Dr. D. Manuel Ángel Fernández Gámez, por su dedicación y disponibilidad en todo momento, a mis directores de tesis, Dr. D. Manuel Ángel Fernández Gámez y Dr. D. Francisco Emilio López Valverde, por sus esfuerzos y comprensión. Ha sido esencial poder contar con sus conocimientos y orientaciones, su paciencia y continua motivación.

En segundo lugar, mi agradecimiento al Dr. D. David Alaminos Aguilera, con quien he investigado conjuntamente durante estos 4 años. Agradecer también a mis compañeros del Departamento de Finanzas y Contabilidad de la Universidad de Málaga, por el apoyo recibido.

Por último, pero no menos importante, estoy agradecida con mi familia y amigos por acompañarme en todos los momentos difíciles durante mis últimos cuatro años de preparación de mi tesis. Especialmente, dedicárselo a mis padres, quienes siempre han creído en mí y en mis expectativas. Gracias a mi padre, que ya no está, pero seguro que estaría muy orgulloso de mí, y a mi madre por sus continuos ánimos. Y finalmente a mi pareja y hermanos, quienes durante estos cuatro años estuvieron a mi lado apoyándome.

## ÍNDICE ANALÍTICO

|                         |    |
|-------------------------|----|
| RESUMEN                 | 10 |
| INTRODUCCIÓN            | 13 |
| RESULTADOS              | 23 |
| DISCUSIÓN DE RESULTADOS | 40 |
| CONCLUSIONES            | 45 |
| BIBLIOGRAFÍA            | 49 |
| PUBLICACIONES           | 58 |



## ÍNDICE DE FIGURAS Y TABLAS

|  |    |
|--|----|
| Figura 1. Evolución del crecimiento del PIB per cápita mundial   | 16 |
| Figura 2. Número de Sudden Stops   | 17 |
| Figura 3. Reservas de divisas (US\$ Precios actuales)  | 18 |
| Tabla 1: Variables independientes predicción SS  | 25 |
| Tabla 2: Resultados de la evaluación de la precisión para SS1  | 27 |
| Tabla 3: Resultados de la evaluación de la precisión para SS2  | 28 |
| Tabla 4: Resultados de la evaluación de la precisión para SS3  | 29 |
| Tabla 5: Variables independientes predicción reservas  | 31 |
| Tabla 6: Resultado modelos de predicción de reservas (muestra de entrenamiento y de validación y testeo) | 34 |
| Tabla 7: Variables independientes predicción crecimiento PIB   | 36 |
| Tabla 8: Resultado modelos de predicción crecimiento PIB   | 38 |
| Figura 4: Valores RMSE predicción crecimiento PIB  | 39 |

## RESUMEN

---

Las crisis en las finanzas internacionales han sido motivo de estudio en la literatura económica durante las últimas décadas debido a su coste fiscal y a su efecto en la actividad económica. Las crisis bancarias y cambiarias que se han producido desde 1975 han ido precedidas de considerables pérdidas de producción en los países, necesitando entre un año y medio y tres años para que el crecimiento de la producción vuelva a su nivel de tendencia.

La ocurrencia repetida de crisis financieras sistémicas, cada vez más numerosas y nefastas, y el proceso de integración de los países emergentes con los desarrollados a través del fenómeno de globalización, ha provocado el aumento de interés sobre el motivo, la capacidad de gestión, y, especialmente, la necesidad de prevención de estas crisis financieras. Ello ha originado que numerosos investigadores desarrollen modelos para evaluar y predecir los movimientos de capitales, la liquidez y la capacidad de pago de los países a través de las reservas internacionales y de la evolución del Producto Interior Bruto (PIB). La mayor parte de estos modelos se han creado con muestras formadas por países emergentes, ya que suelen ser países más vulnerables, y que han sufrido una mayor frecuencia de crisis desde el punto de vista estadístico. Además, la actual atención a los modelos de predicción se ha visto acrecentada por la última crisis financiera mundial, que demostró que hasta los países desarrollados, es decir, los que teóricamente se encuentran en una situación y estabilidad económica mejor, requieren del seguimiento constante de su situación financiera.

Aunque en la literatura previa existen modelos de predicción de crisis financieras con capacidad explicativa relevante, aún muestran limitaciones en cuanto a sus niveles de precisión. Además, la mayoría de dichos modelos utilizan principalmente técnicas estadísticas y apenas aplican métodos computacionales.

Con objeto de suplir esta carencia en la literatura empírica, en esta tesis doctoral se exponen tres investigaciones sobre predicciones de crisis financieras. La primera, “A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees” (Salas, Alaminos, Fernández y López-Valverde, 2020), construye un modelo de predicción de

parada repentina de flujos de capitales internacionales a nivel global, considerando tanto a economías emergentes como desarrolladas. Esta investigación consigue mejorar la precisión de predicción respecto a los modelos obtenidos en la literatura previa y propone nuevas variables significativas explicativas para que los agentes políticos puedan predecir dicha parada repentina de flujos de capitales. La segunda investigación realizada se denomina “Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïves Bayes” (Salas, Alaminos, Fernández-Gámez y Callejón, 2020), y es un estudio que pretende contribuir a la robustez de los modelos de predicción de reservas de divisas. En dicha investigación se ha aplicado el clasificador Bayesian Model Averaging-Naive Bayes (BMA-NB), una técnica distinta e innovadora no empleada en investigaciones previas en este ámbito, y que arroja unos resultados de precisión excelentes, además de suministrar un conjunto de variables con especial relevancia para mantener unas reservas de divisas adecuadas. La tercera investigación, “Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting” (Alaminos, Salas y Fernández-Gámez, 2021), desarrolla una comparación de técnicas en computación cuántica y en aprendizaje profundo para la previsión del crecimiento del PIB y, como resultado, se han conseguido nuevos modelos con capacidad para estimar con precisión los escenarios futuros a nivel mundial. El modelo de los árboles de decisión neuronales de aprendizaje profundo es el que ha logrado unos resultados de predicción óptimos. Este estudio proporciona nuevas variables explicativas que permiten a los responsables de la elaboración de la política económica contar con previsiones fiables y exactas sobre el crecimiento del PIB.

## INTRODUCCIÓN

---

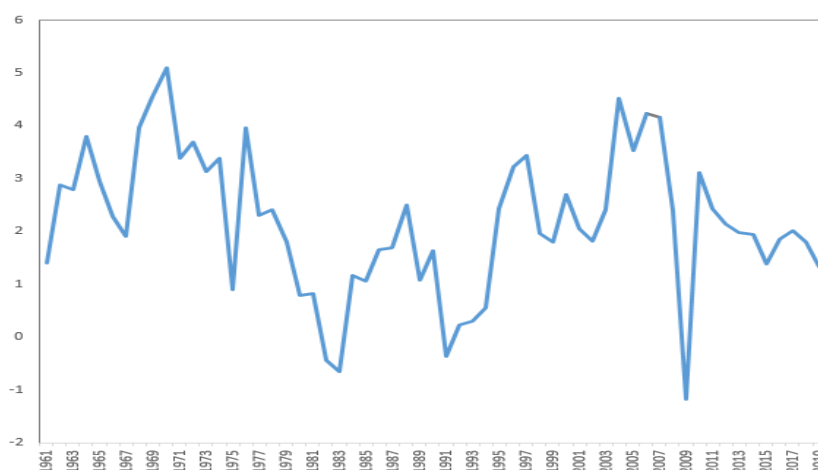
El estudio de los fenómenos de crisis en las finanzas internacionales ha sido objeto de interés en la literatura económica durante las últimas dos décadas. Una crisis financiera es una alteración de carácter más o menos imprevisto que produce una pérdida de valor considerable en las instituciones financieras y a su vez provoca un desequilibrio importante entre la oferta realizada por las instituciones o intermediarios financieros y la demanda de recursos financieros realizada por los sujetos económicos (Torres, 2012). Las crisis financieras se inician en el sector financiero, pero lo habitual es que terminen afectando al conjunto de la economía reduciendo la riqueza de los países. Según Vallejo (2010), Torres (2012) y Eichengreen y Gupta (2017) las crisis financieras pueden originarse por:

1. Crisis cambiarias: se producen cuando un movimiento especulativo contra una moneda se traduce en una devaluación (o fuerte depreciación), lo que obliga a las autoridades monetarias a defender la moneda mediante la utilización de un gran volumen de reservas centrales o un fuerte aumento de los tipos de interés.
2. Crisis bancarias: situación en la que las quiebras o los retiros masivos (reales o potenciales) de depósitos de las entidades financieras inducen a éstas a suspender la convertibilidad interna de sus pasivos u obligan a las autoridades a intervenir, otorgando asistencia en gran escala y de esa forma impedir las quiebras y/o los retiros de depósitos.
3. Crisis de deuda externa: situación en la que un país no puede atender el pago de la deuda contraída con el exterior, ya sea soberana o privada, repercutiendo a la capacidad de pago y liquidez de los países. El estudio del tamaño y la peligrosidad de este tipo de crisis financiera se centra en la relación que exista entre la deuda pública con la que cuente un país en particular y el volumen de producto interior bruto (PIB) en el que se mueva anualmente.
4. Paradas repentinas de flujos internacionales de capital, conocido en la literatura como Sudden Stops (SS): Una parada repentina se produce cuando los flujos de capital se agotan de forma abrupta, provocando un desequilibrio inesperado entre oferta y demanda del mercado financiero. Un país con este problema podría perder el acceso a los mercados internacionales de crédito. Como consecuencia, estas paradas repentinas provocan una depreciación del tipo de cambio, una disminución de las reservas, una caída en el precio de las acciones, y una disminución del PIB.

Las crisis financieras son costosas. En algunos casos han representado el 40% del PIB. Además de estos costes, las crisis bancarias y cambiarias pueden conducir a una asignación ineficiente y a una infrautilización de los recursos y, en consecuencia, a pérdidas de producción real (Alcalde, Calvo y Paúl, 2018). El Fondo Monetario Internacional ha calculado que el 80% de las crisis bancarias y el 60% de las crisis cambiarias que se han producido desde 1975 han ido acompañadas de importantes pérdidas de producción, necesitando unos tres años para que el crecimiento de la producción vuelva a su nivel de tendencia en el caso de las crisis bancarias, y alrededor de un año y medio en el caso de las crisis cambiarias. Las pérdidas acumuladas en el crecimiento de la producción fueron de más de 10 puntos porcentuales del PIB en el caso de las crisis bancarias, y de unos cinco puntos en el caso de las crisis cambiarias (Requeijo, 2006; Paúl y Uxó, 2009; Alcalde, Calvo y Paúl, 2018). Igualmente, las crisis financieras provocadas por SS tienen también un gran impacto negativo en el crecimiento de la producción, incluso por encima del que se produce con las crisis cambiarias. Una crisis cambiaria suele reducir la producción entre un 4-5%, mientras que una SS reduce la producción un 6-8% el año de la crisis (Hutchison y Noy, 2006).

La crisis financiera de 2008 fue el impacto más grave que ha sufrido la economía mundial en más de 70 años. Tras esta crisis financiera mundial, 91 economías, que representan dos tercios del PIB mundial en términos de paridad de poder adquisitivo, experimentaron un descenso en la producción en 2009. La producción mundial per cápita, que suele expandirse en torno al 2,2% anual, se contrajo un 1,8% en 2009, la mayor contracción que había experimentado la economía mundial desde la Segunda Guerra Mundial. Durante la crisis, los mercados de todo el mundo, tanto economías emergentes como desarrolladas, sufrieron enormes perturbaciones en los mercados de activos y de crédito, erosiones masivas de la riqueza y un número sin precedentes de quiebras (Claessens, Kose, Laeven y Valencia, 2013; IMF, 2019). Las pérdidas de producción han sido persistentes a lo largo de los años posteriores a la crisis financiera, tanto en los países avanzados como en los mercados emergentes. La figura 1 muestra la evolución del PIB a nivel mundial desde 1961 hasta 2019, observándose una acusada disminución de la producción tras la crisis del 2008.

Figura 1: Evolución del crecimiento del PIB per cápita mundial (%)



Fuente: Banco Mundial y elaboración propia

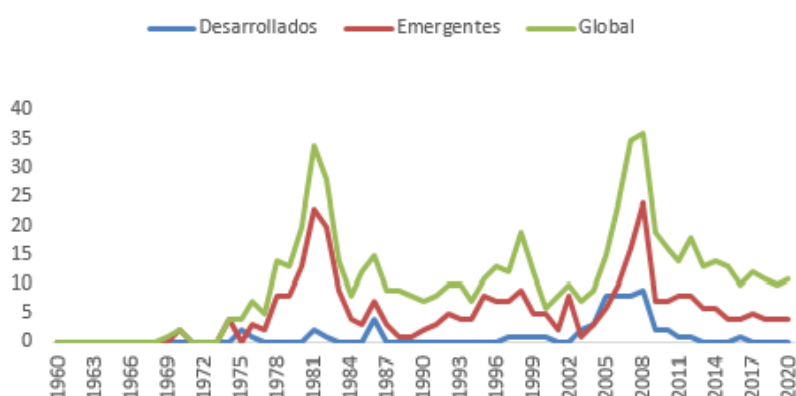
La reiterada aparición de crisis financieras sistémicas, las cuales son cada vez más frecuentes y perjudiciales, y la integración de las economías emergentes con las desarrolladas a través del proceso de globalización, ha aumentado el debate sobre los orígenes, la gestión, y, sobre todo, la prevención de las crisis financieras. En consecuencia, esto ha llevado a muchos investigadores a analizar los movimientos de capitales entre países, la liquidez y la capacidad de pago de los países a través de las reservas internacionales y la evolución del PIB.

Por un lado, el fenómeno SS tiene considerables efectos perjudiciales en la economía global, y por ello, han recibido especial atención en la literatura. Calvo (1998, 2014), Reinhart y Calvo (2.000), Edwards (2004) y Hutchison y Noy (2006) demuestran que una disminución de SS origina grandes desplomes en la producción y empleo, y disminuciones del crecimiento del PIB en los países. Las reversiones repentinas de los flujos netos de capital, con independencia de su origen, suelen ir asociadas a depreciaciones del tipo de cambio real y a ajustes de la cuenta corriente, que pueden ser muy perjudiciales y provocar una desaceleración del crecimiento o incluso una recesión. Estas paradas repentinas de flujos de capitales no afectan exclusivamente a las economías emergentes, los cuales se han percibido como más vulnerables, sino también a las economías avanzadas. Los flujos de capital en economías desarrolladas se han vuelto más volátiles, y parecen ser más propensas ahora a repentinas paradas en flujos de capital



internacionales, por lo que todos los países pueden desear considerar cómo protegerse contra los efectos nocivos de estas paradas repentinas (Cavallo, Powell, Pedemonge y Tavella, 2015). La figura 2 muestra el número de SS en términos absolutos para los países desarrollados, las economías emergentes y a nivel mundial para el período 1960-2016. Mientras que las economías emergentes experimentaron más de 30 crisis solo en 2009, los países desarrollados no han sido inmunes al fenómeno, habiendo experimentado más de 10 crisis en la última década.

Figura 2: Número de Sudden Stops



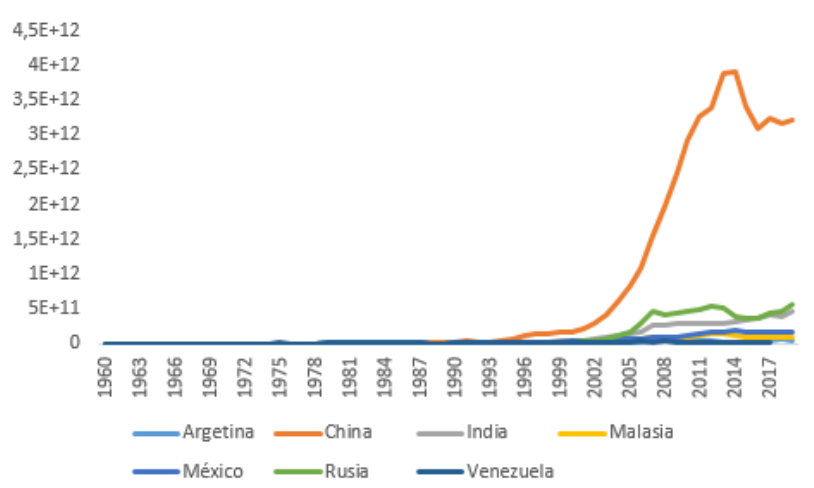
Nota: Sudden Stops medidos en términos absolutos (contracción del flujo de capital por encima del 5% del PIB).

Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, las crisis financieras también pueden originarse cuando, por diversos motivos, se produce una escasez de liquidez inesperada en los países que provoca una carencia de medios de pago, bloquea la financiación y ocasiona la alteración entre oferta y demanda (Torres, 2012). Las reservas de divisas juegan un papel importante para cualquier país, ya que son una de las herramientas de las que disponen sus bancos centrales para dar cobertura de liquidez y hacer frente a futuras contingencias y cambios bruscos en los flujos de capital (De Gregorio, 2011; Frankel y Saravelos, 2012; Lanteri, 2013). En este contexto, De Gregorio (2011) señaló que, en situaciones de cambios bruscos en los flujos de capital, la tendencia sería la de confirmar que tener un alto nivel de reservas, incluso cuando no se utilicen, constituye un importante elemento de disuasión contra la especulación. Por esta razón, las reservas internacionales desempeñan dos funciones simultáneas, por un lado, tratar de afectar el tipo de cambio, para evitar una

sobrevaluación de la moneda, y, por otro lado, proporcionar un seguro de liquidez antes posibles imprevistos futuros. Desde principios de la década de 2000, la acumulación de reservas de divisas en los países emergentes ha sido uno de los temas recientes más controvertidos en el ámbito de la macroeconomía internacional (Bhattacharya, Mann y Nkusu, 2019). Las economías de mercado emergentes acumularon reservas a un ritmo anual de 250.000 millones de dólares (o el 3,5% de su PIB anual combinado). Esta cifra es casi cinco veces superior al nivel observado a principios de la década de 1990. En relación con el PIB, esta acumulación ha sido especialmente rápida en China, Corea, India, Malasia, Rusia y Taiwán. En América Latina y Europa Central, la acumulación de reservas ha sido moderada, aumentando como porcentaje del PIB sólo en Argentina, la República Checa, México y Venezuela en los últimos cinco años. Muchas economías exportadoras de petróleo de Oriente Medio también han experimentado una enorme expansión de sus reservas (Mohanty y Turner, 2006). La figura 3 muestra la evolución de las reservas de divisas desde 1960 a 2017 de los países del mundo donde más han aumentado las mismas desde principios de la década de 2000 (Argentina, China, India, Malasia, México, Rusia y Venezuela), destacando el aumento en China.

Figura 3: Reservas de divisas (US\$ Precios actuales)



Fuente: Banco Mundial y elaboración propia

Por último, el análisis macroeconómico de los países es fundamental para conocer el grado de desarrollo económico y sus tendencias. El estudio y progreso de la evolución del crecimiento del PIB es uno de los principales objetivos del análisis económico porque

facilita una evaluación oportuna de las condiciones económicas futuras y puede utilizarse con fines de política monetaria, fiscal y económica (Kapetanios, Marcellino y Papailias, 2016). Una de las consecuencias principales de las crisis financieras es que originan bajadas importantes en el PIB, por lo que ha habido numerosas investigaciones que se han centrado en la evaluación del crecimiento del mismo. La mayor parte de la literatura existente sobre el crecimiento del PIB se ha centrado en las economías desarrolladas, principalmente en Estados Unidos y Europa.

El gran esfuerzo de investigación señalado ha generado una inmensa gama de modelos de predicción de crisis financieras, apoyados a su vez, en metodologías muy variadas (Feenstra y Taylor, 2012; Candelon, Dumitrescu y Hurlin, 2014; Savona y Vezzoli, 2015; Ristolainen, 2018). Esto ha originado un nuevo espacio de investigación, y la necesidad de crear nuevos modelos para predecir estos fenómenos, no sólo en los países emergentes o en economías desarrolladas, sino a nivel global de países (Dawood, Horsewood y Strobel, 2017; Ristolainen, 2018). Además, la inestabilidad financiera experimentada en la última década por un gran número de economías ha llevado a importantes organizaciones como la Unión Europea y el Fondo Monetario Internacional a promover el desarrollo de este tipo de instrumentos de control empíricos para la prevención de futuras crisis financieras (Billio, Casarin, Costola y Pasqualini, 2016; Carriero, Galvão, y Kapetanios, 2019).

En la literatura reciente destacan algunos modelos de predicción de SS (Sula, 2010; Janus y Riera-Crichton, 2013; Suh, 2017), de predicción de reservas internacionales (Jung y Pyun, 2018; Espinosa, 2016; Gupta, Hammoudeh, Kim y Simo-Kengne, 2014), y de predicción del crecimiento del PIB (Carriero, Galvão y Kapetanios, 2019; Carriero, Clark y Marcellino, 2019; Claveria, Monte y Torra, 2019; Kapetanios, Marcellino y Papailias, 2016; Marcellino, Porqueddu y Venditti, 2016; Clark y Ravazzolo, 2015; Ferrara, Marcellino y Mogliani, 2015; Schorfheide y Song, 2015). No obstante, aunque la capacidad explicativa de estos modelos es significativa, aún presentan limitaciones relacionadas con sus niveles de precisión.

El objetivo general de esta tesis es construir modelos globales de predicción de SS, de reservas internacionales y de crecimiento del PIB teniendo en cuenta la falta de literatura empírica antes expuesta. Los resultados obtenidos permitirán constatar la superioridad de estos modelos frente a los utilizados en la bibliografía previa. Con la investigación realizada esperamos aportar tres contribuciones a la literatura:

1) Nuevas variables explicativas para predecir repentinas paradas de flujos de capitales, reservas internacionales y crecimiento del PIB. Esto tiene considerables implicaciones para las futuras decisiones de los agentes políticos, las cuales permitirán:

a) evitar el evento de repentina parada de flujos de capitales y a su vez los potenciales costes asociados.

b) mantener las reservas de divisas adecuadas como instrumento de protección frente a la crisis de balanza de pagos y facilitar un seguro de liquidez y prevenir una sobrevaluación de la moneda en su país.

c) proporcionar herramientas que ayuden a lograr la estabilidad macroeconómica y monetaria a nivel mundial, y crear nuevas oportunidades metodológicas para la previsión del crecimiento del PIB.

2) Mejora en la precisión de las predicciones con respecto a trabajos anteriores debido a las metodologías innovadoras aplicadas en las tres investigaciones, las cuales son técnicas de inteligencia artificial de árboles de decisión, modelo bayesiano, métodos de computación cuántica y procedimientos de aprendizaje profundo.

3) Alcance de la predicción a nivel de todos los países y no restringida a países emergentes y desarrollados.

Para cumplir con el objetivo de investigación propuesto, se han realizado tres estudios que han dado lugar a sus correspondientes publicaciones. La primera, “A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees” (Salas, Alaminos, Fernández y López-Valverde, 2020), se centra en la construcción de un modelo de predicción de repentina parada de flujos de capitales internacionales a nivel global, incluyendo tanto a países emergentes como a desarrollados. A tal efecto se ha aplicado técnicas de inteligencia artificial de árboles de decisión, un mecanismo transparente para

la toma de decisiones y una metodología innovadora no utilizada en investigaciones previas en esta materia. De esta manera, nuestro nuevo modelo incorpora uno de los requisitos que recomienda la Unión Europea para lograr una inteligencia artificial confiable, es decir, que las tecnologías sean robustas, seguras y transparentes (The European Commission's, high-level expert group on artificial intelligence, 2018). El período muestral seleccionado es desde 1960 hasta 2016 para cada una de las tres definiciones de SS especificadas posteriormente en el capítulo de resultados. Con los datos de flujos de capitales anuales se ha identificado ruptura de capitales para 103 países (73 países emergentes y 30 países desarrollados), y ha permitido construir 9 modelos de predicción de repentina parada de flujos de capitales internacionales. Concretamente, el objetivo ha sido mejorar la precisión de predicción respecto a las obtenidas anteriormente con metodología diferente y ampliando el tamaño de la muestra a todos los países del mundo. Esta investigación ha demostrado que los resultados obtenidos superan significativamente a los ya alcanzados por la literatura previa hasta el momento, consiguiendo un rango de precisión entre 86,98% y 93,59%. También ha detectado nuevas variables relevantes a tener en cuenta en los modelos de predicción de SS, lo que ha permitido una alta estabilidad de los modelos construidos con un horizonte de pronóstico a uno, dos y tres años.

La segunda publicación se titula “Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïves Bayes” (Salas, Alaminos, Fernández-Gámez y Callejón, 2020), y presenta los resultados de un estudio para contribuir a la robustez de los modelos de predicción de reservas de divisas. En dicha investigación se ha desarrollado un nuevo modelo global de predicción de reservas de divisas a partir de una muestra de 102 países, incluyendo tanto emergentes como desarrollados, y aplicando el clasificador Bayesian Model Averaging-Naive Bayes (BMA-NB), una metodología diferente e innovadora no aplicada en investigaciones anteriores en este campo, y que muestra excelentes resultados de precisión. Esta metodología calcula un promedio ponderado sobre múltiples predictores. Es un clasificador simple pero efectivo y tiene la ventaja de que realiza unas predicciones que tienden a tener una varianza menor en promedio en comparación con cualquier modelo individual. El período muestral seleccionado es desde 1980 hasta 2018 para una muestra de 102 países (71 países emergentes y 31 países desarrollados), lo que ha permitido construir 3 modelos de

predicción de reservas internacionales. Esta investigación ha permitido mejorar la precisión de la predicción respecto a la obtenida en anteriores estudios, con una técnica distinta y aumentando el tamaño muestral a nivel global. Los resultados obtenidos en este estudio superan significativamente los ya alcanzados por la literatura anterior hasta el momento, alcanzado un intervalo de precisión entre el 93,28% y el 95,89%. Asimismo, se han identificado nuevas variables significativas a considerar en los modelos de predicción de reservas de divisas, por lo que ha hecho que estos modelos tengan una gran estabilidad.

La tercera publicación, “Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting” (Alaminos, Salas y Fernández-Gámez, 2021), realiza una comparación de las metodologías para la previsión del crecimiento del PIB y, en consecuencia, se han generado nuevos modelos sobre el crecimiento del PIB con la capacidad de estimar con precisión los escenarios futuros a nivel mundial. Se ha utilizado una muestra de 70 países (47 países emergentes y 23 países desarrollados) durante el período de 1980 a 2018. A la muestra objeto de estudio se han aplicado diferentes métodos para conseguir un modelo de alta precisión, como Support Vector Regression Quantum Bat Algorithm (SVRQBA), Quantum Boltzmann Machines (QBM) y Quantum Neural Networks (QNN) en computación cuántica, y Deep Recurrent Convolution Neural Network (DRCNN), Deep Belief Network (DBN), Deep Neural Decision Trees (DNDT) y Deep Learning Lineal Support Vector Machines (DSVR), en aprendizaje profundo. El modelo con DNDT es el que ha obtenido excelentes resultados de predicción gracias al procesamiento a gran escala con aprendizaje basado en minilotes, y que pueden conectarse a cualquier modelo de redes neuronales de mayor tamaño. El objetivo de esta investigación ha sido mejorar la precisión predictiva de los estudios anteriores con diferentes metodologías y aumentar el tamaño de la muestra a todos los países del mundo. Los resultados obtenidos en esta investigación son significativamente superiores a los obtenidos en la literatura existente, con un rango de precisión del 93,02-98,95% para la predicción del crecimiento del PIB. También se han detectado nuevas variables significativas a considerar en los modelos.

## RESULTADOS

---

El primer trabajo de investigación, “A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees” (Salas, Alaminos, Fernández y López-Valverde, 2020), nace para cubrir un gap en la literatura financiera ante la ausencia de estudios que elaboran modelos de predicción de SS en todos los países. Además, nuestro modelo va a contribuir a la robustez de los modelos de predicción de SS existentes, habiéndose construido con una muestra de 103 países, y aplicando técnicas de inteligencia artificial de árboles de decisión. El período de la muestra seleccionado es desde 1960 hasta 2016 para cada una de las tres definiciones de SS especificadas.

La variable dependiente utilizada en el presente estudio es binaria (toma el valor 1 para fenómenos de SS y 0 en caso contrario), y hace referencia a las tres definiciones propuestas por Suh (2017) sobre la ratio de flujos de capital con respecto al PIB: SS1 (umbral absoluto y relativo), SS2 (umbral absoluto), SS3 (umbral relativo). Estas definiciones se corresponden con las situaciones expresadas en (1), (2) y (3), respectivamente.

$$S_{j,t}^1 \equiv \begin{cases} 1, si \Delta CF_{j,t} < -5\%; \Delta CF_{j,t} < Media \Delta CF_j - \sigma_{\Delta CF_j} \\ 0, caso contrario, \end{cases} \quad (1)$$

$$S_{j,t}^2 \equiv \begin{cases} 1, si \Delta CF_{j,t} < -5\% \\ 0, caso contrario, \end{cases} \quad (2)$$

$$S_{j,t}^3 \equiv \begin{cases} 1, si \Delta CF_{j,t} < Media \Delta CF_j - \sigma_{\Delta CF_j} \\ 0, caso contrario, \end{cases} \quad (3)$$

Donde  $\Delta CF_{j,t}$  denota el ratio flujos de capital y PIB,  $\Delta CF_j$  indica la media histórica y  $\sigma_{\Delta CF_j}$  la desviación estándar.

Para contrastar la validez de dicho modelo se han considerado un total de 36 variables independientes como posibles predictores de SS (Tabla 1). Estas variables han sido utilizadas de forma habitual a lo largo de literatura previa (Suh, 2017; Catao y Milesi-Ferretti, 2014; Agosin y Huaita, 2012; Forbes y Warnock, 2012;), y clasificados según sus atributos (macroeconómicos, financieros, externos, globales y transfronterizos).



Tabla 1: Variables independientes en la predicción de SS

| Atributo        | Variables   | Código  | Signo esperado |
|-----------------|---|---------|----------------|
| Macroeconómico  | Crecimiento del PIB Real (% anual)                            | RGDP    | -              |
|                 | Tipo de Interés Real Nacional (%)                             | DRINT   | +              |
|                 | Deuda Administración Pública (% of GDP)                       | GDEBT   | +              |
|                 | Inflación (% anual)   | INFLA   | +              |
| Financiero      | Crecimiento de M2 (% anual)                                   | M2      | +              |
|                 | Profundidad del Sistema Financiero (0=bajo, 8=alto)           | FDEPTH  | -              |
|                 | Rendimiento del Índice Bursátil (% anual)                     | STOCK   | -              |
|                 | Crédito Interno sobre el PIB (% PIB)                          | CREDIT  | +              |
| Externo         | Cuenta Corriente sobre el PIB (% PIB)                         | CA      | -              |
|                 | Relación Deuda externa y Exportaciones (% PIB)                | EXDEBT  | +              |
|                 | Ajuste de la Relación de Intercambio (moneda local constante) | TOT     | -              |
|                 | Tipo de Cambio Real (2010=100)                                | RER     | +              |
| Global          | Ratio M2-Reservas Internacionales                             | FRES    | +              |
|                 | Crecimiento PIB países G7 (% anual)                           | WGDP    | -              |
|                 | Tipo Interés Extranjero (% anual)                             | FINT    | +              |
|                 | Índice de Volatilidad VIX                                     | VIX     | +              |
| Transfronterizo | M2-Crecimiento Mundial (% anual)                              | WM2     | -              |
|                 | Régimen Tipo Cambio (1-flotante, 2-fijo, 3-intermedio)        | EXREG   | -              |
|                 | Apertura (Importaciones +Exportaciones/PIB)                   | OPEN    | +              |
|                 | PIB (per capita)  | GDPCAP  | -              |
|                 | Control del Capital (Índice Chinn-Ito)                        | CAPCON  | -              |
|                 | Proximidad Geográfica (variable dummy)                        | GEOPROX | +              |

Respecto a la metodología empleada, en la presente investigación se ha utilizado los árboles de decisión, una forma gráfica y analítica de clasificar los datos utilizados mediante diferentes caminos posibles. Cada uno de los nodos del árbol representa los diferentes atributos de los datos, las ramificaciones del árbol representan los caminos posibles a seguir para predecir la clase de un nuevo ejemplo, y los nodos terminales u hojas establecen la clase a la que pertenece el ejemplo de prueba si se sigue por la ramificación en cuestión.

La aplicación de la metodología anterior a los datos de la muestra ha permitido obtener resultados acerca de la precisión de los modelos construidos y de las variables independientes de mayor sensibilidad. Las tablas 2, 3 y 4 muestran el nivel de precisión, el error cuadrático medio (RMSE), los criterios de selección de modelos, el valor de la curva ROC y las variables con mayor sensibilidad de cada uno de los modelos desarrollados. En todos los casos, el nivel de precisión siempre supera el 86,98% y tanto los niveles de RMSE como de valores en la curva ROC son adecuados. El modelo que presenta mayor precisión es el de países desarrollados en SS1, con un 93,59%, seguido del modelo de países emergentes en SS1, con un 92,85%. En conjunto, estos resultados proporcionan un nivel de precisión muy superior al de investigaciones previas. Así, en el trabajo de Suh (2017) se revela una precisión entorno al 70% y en el de Janus y Riera-Crichton (2013) sólo es cercana al 68%.

## Resultados

---

Tabla 2: Resultados de la evaluación de la precisión para SS1

| Muestra       | Clasificación (%) |            | RMSE          |            | Selección Modelo |        | Curva ROC | Variables de mayor sensibilidad                         |
|---------------|-------------------|------------|---------------|------------|------------------|--------|-----------|---|
|               | Entrenamiento     | Validación | Entrenamiento | Validación | AIC              | BIC    |           |   |
| Emergentes    | 94,37             | 92,85      | 0,26          | 0,31       | 87,45            | 95,37  | 0,93      | INFLA, CREDIT, TOT, WM2, WGDP, FINT, VIX, EXREG         |
| Desarrollados | 95,26             | 93,59      | 0,24          | 0,27       | 82,14            | 91,06  | 0,95      | DRINT, INFLA, M2, STOCK, TOT, VIX, WM2, EXREG           |
| Global        | 91,27             | 89,29      | 0,31          | 0,36       | 182,38           | 216,16 | 0,91      | RGDP, GDEBT, M2, FDEPTH, CREDIT, TOT, WGDP, FINT, EXREG |

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; AIC: Criterio de Información de Akaike; BIC: Criterio de Información Bayesiano.

## Resultados

Tabla 3: Resultados de la evaluación de la precisión para SS2

| Muestra       | Clasificación (%) |            | RMSE          |            | Selección Modelo |        | Curva ROC | Variables de mayor sensibilidad                              |
|---------------|-------------------|------------|---------------|------------|------------------|--------|-----------|--|
|               | Entrenamiento     | Validación | Entrenamiento | Validación | AIC              | BIC    |           |  |
| Emergentes    | 91,23             | 89,14      | 0,32          | 0,35       | 98,73            | 112,01 | 0,93      | M2, STOCK, CA, EXDEBT, FRES, WGDP, VIX, EXREG                |
| Desarrollados | 93,48             | 90,85      | 0,28          | 0,33       | 92,18            | 107,92 | 0,90      | RGDP, DRINT, GDEBT, M2, STOCK, CREDIT, CA, VIX               |
| Global        | 88,78             | 86,99      | 0,34          | 0,39       | 204,21           | 235,32 | 0,88      | DRINT, GDEBT, M2, STOCK, CREDIT, CA, EXDEBT, FRES, WGDP, VIX |

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; AIC: Criterio de Información de Akaike; BIC: Criterio de Información Bayesiano.

## Resultados

---

Tabla 4: Resultados de la evaluación de la precisión para SS3

| Muestra       | Clasificación (%) |            | RMSE          |            | Selección Modelo |        | Curva ROC | Variables de mayor sensibilidad                      |
|---------------|-------------------|------------|---------------|------------|------------------|--------|-----------|--|
|               | Entrenamiento     | Validación | Entrenamiento | Validación | AIC              | BIC    |           |  |
| Emergentes    | 89,42             | 88,21      | 0,36          | 0,41       | 102,51           | 109,38 | 0,91      | RGDP, INFLA, M2, STOCK, CA, EXDEBT, FRES, EXREG      |
| Desarrollados | 90,20             | 89,35      | 0,32          | 0,38       | 97,48            | 108,44 | 0,93      | RGDP, DRINT, GDEBT, M2, STOCK, CREDIT, VIX           |
| Global        | 89,86             | 87,47      | 0,42          | 0,47       | 212,39           | 231,73 | 0,89      | RGDP, GDEBT, INFLA, FDEPTH, CREDIT, EXDEBT, VIX, WM2 |

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; AIC: Criterio de Información de Akaike; BIC: Criterio de Información Bayesiano.

El segundo trabajo de investigación, “Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïves Bayes” (Salas, Alaminos, Fernández-Gámez y Callejón, 2020), ha realizado predicciones de las reservas internacionales a nivel global, por lo que no se limita a los países emergentes como la mayoría de los estudios en la literatura existente. La crisis mundial y sus consecuencias en Europa han demostrado que el riesgo de la cuenta de capital puede golpear también a las economías avanzadas, poniendo en duda la aceptación típica de que necesitan pocas reservas. Estos países desarrollados pueden tener efectos muy perturbadores en los resultados macroeconómicos, como se vio durante la crisis financiera mundial (IMF, 2011; Bhattacharya, Mann y Nkusu, 2019).

El período de la muestra seleccionado es desde 1980 hasta 2018 para una muestra de 102 países (71 emergentes y 31 desarrollados), lo cual ha hecho posible construir 3 modelos de predicción de divisas. Para la clasificación de los países y para obtener la información de las variables dependientes e independientes, se han utilizado datos del FMI y del Banco Mundial. La variable dependiente utilizada en el presente estudio son las reservas de divisas, que incluyen los derechos especiales de giro, las reservas de los miembros del FMI y la acumulación de divisas bajo el control de las autoridades monetarias. Se excluyen las reservas de oro.

Con objeto de contrastar la validez de dicho modelo se han considerado un total de 26 variables independientes como posibles predictores de reservas de divisas (Tabla 5). Estas variables han sido utilizadas de forma habitual a lo largo de literatura previa (Sula, 2011; IMF, 2011; Mwase, 2012; Gupta, Hammoudeh, Kim y Simo-Kengne, 2014; Jung y Pyun, 2018; Laeven y Valencia, 2018; Gruss y Kebhaj, 2019).

Tabla 5: Variables independientes predicción reservas

| <b>Código</b> | <b>Descripción</b>  | <b>Fuente</b>            |
|---------------|---|--------------------------|
| NEER          | Tipo Cambio Nominal Efectivo (%)                          | Gupta et al. (2014)      |
| INT           | Tipo de Interés (%)                                       | Gupta et al. (2014)      |
| ISPREAD       | Diferencial Tipo Interés (%)                              | Gupta et al. (2014)      |
| INTDIFF       | Diferencial Tipo Interés a corto plazo en EEUU (%)        | Sula (2011)              |
| M1            | Oferta Monetaria (2015=100)                               | Sula (2011)              |
| IP            | Producción Industrial (% PIB)                             | Gupta et al. (2014)      |
| X             | Exportaciones (% PIB)                                     | Gupta et al. (2014)      |
| X-M           | Exportaciones Netas (% PIB)                               | Gupta et al. (2014)      |
| OP            | Índice Precio Petróleo                                    | Gruss y Kebhaj (2019)    |
| CP            | Índice Precio Cobre                                       | Gruss y Kebhaj (2019)    |
| CPUI          | Incertidumbre Política Económica (Precio Actual PIB)      | Gupta et al. (2014)      |
| UPUI          | Incertidumbre Política Económica EEUU (Precio Actual PIB) | Gupta et al. (2014)      |
| KCFSI         | Índice Financiero Fed Kansas City                         | Gupta et al. (2014)      |
| POP           | Población   | Jung y Pyun (2018)       |
| GDPCAP        | PIB Per Capita  | Jung y Pyun (2018)       |
| TGDP          | Comercio/PIB (%)  | Jung y Pyun (2018)       |
| TOT           | Relación de intercambio (LCU Constante)                   | Jung y Pyun (2018)       |
| M2/GDP        | M2/PIB (%)  | IMF (2011)               |
| EXDEBT        | Deuda Externa sobre PIB (%)                               | IMF (2011)               |
| LaggegREGDP   | Reservas Rezagadas/PIB(\$ actuales EEUU)                  | Jung y Pyun (2018)       |
| CFGDP         | Flujo Capitales/PIB                                       | IMF (2011)               |
| Soft PEG      | Paridad cambiaria suave (Variable Dummy) <sup>1</sup>     | Mwase (2012)             |
| PEG           | Paridad cambiaria (Variable Dummy) <sup>2</sup>           | Mwase (2012)             |
| CUCRISIS      | Crisis Monetaria (Variable Dummy) <sup>3</sup>            | Laeven y Valencia (2018) |
| BANKCRISIS    | Crisis Bancaria (Variable Dummy) <sup>3</sup>             | Laeven y Valencia (2018) |
| DEBTCRISIS    | Crisis de Deuda (Variable Dummy) <sup>3</sup>             | Laeven y Valencia (2018) |

<sup>1</sup> Paridad cambiaria suave describe el tipo de régimen cambiario aplicado a una moneda para mantener su valor estable frente a una moneda de reserva o una cesta de monedas. Se denota con 1 cuando el país aplica este régimen de tipo de cambio para el año considerado, o en caso contrario.

<sup>2</sup> Paridad cambiaria describe el tipo de régimen cambiario en el que el valor de una moneda se fija frente al valor de la moneda de otro país. Se indica con 1 cuando el país aplica este régimen cambiario para el año en cuestión, o en caso contrario.

<sup>3</sup> Las variables dummies de crisis monetaria, bancaria y de deuda se definen como 1 para los años de crisis y 0 en caso contrario, según los datos de la base de Laeven y Valencia (2018).

Con respecto a la metodología, esta investigación utiliza como método el promedio bayesiano Naïve Bayes (BMA-NB), siendo una técnica innovadora no utilizada en estudios previos en esta materia. Espinosa (2016) propuso como tema de investigación futura profundizar en la estimación de los pronósticos mediante modelos bayesianos, que podrían ser una alternativa válida para la predicción de las reservas internacionales. El BMA-NB es un método de clasificación multiclase, basado en el Teorema de Bayes, con importantes ventajas por su sencillez de implementación y por la obtención de buenos resultados a partir de datos parciales. Es una técnica para la predicción basado en la probabilidad Bayesiana, el cual es muy simple, pero poderoso en cuanto que es resultado directo de los datos y su tratamiento con simple estadística bayesiana de la probabilidad condicionada (Netti y Radhika, 2017).

Los modelos de predicción obtenidos en el presente estudio se han desarrollado utilizando 500 conjuntos de datos aleatorios, a los que se aplicó la validación cruzada 10 veces, dividiendo aleatoriamente y excluyéndose mutuamente el conjunto disponible de muestras entre el 70% para la muestra de entrenamiento, 10% para el conjunto de datos de validación, y el 20% para la muestra de testeo (Tsamardinos, Greasidou y Borboudakis, 2018). El primer conjunto de datos se utiliza para el entrenamiento del modelo, es decir, para la estimación de los parámetros. El segundo conjunto se utiliza para evaluar BMA-NB durante el entrenamiento, y para detectar un sobre entrenamiento del mismo. Si el error de la validación crece durante un determinado número de veces de entrenamiento, éste se detiene. Por último, el tercer conjunto de datos (de prueba) se utiliza para evaluar la precisión de la predicción del modelo durante la etapa de evaluación. De forma complementaria, la etapa de clasificación y previsión examina la solidez del modelo y su capacidad para predecir las reservas de divisas en todo el mundo. Las tasas de precisión alcanzadas superan el 93,28%. Según la tabla 6, el modelo con mayor precisión es el de los países desarrollados, con un 95,89%, seguido del modelo de los países emergentes, con un 94,74%. En conjunto, estos resultados proporcionan un nivel de precisión muy superior al de los estudios anteriores. Así, en el estudio de Gupta, Hammoudeh, Kim y Simo-Kengne (2014) se revela una precisión en torno al 68%, en el caso de Espinosa (2016) se acerca al 72%, y en el estudio de Jung y Pyun (2018) se acerca al 79%. Utilizando los datos reservados para la prueba de los modelos (muestra de testeo), también se presenta los resultados de precisión y capacidad de error. El rango de precisión



## Resultados

---

para los tres modelos es de 91,87-93,56%, siendo en el modelo de países desarrollados donde el porcentaje de precisión es mayor (93,56%).

## Resultados

Tabla 6: Resultado modelos de predicción de reservas (muestra de entrenamiento, validación y testeo)

| Muestra       | Clasificación (%) |            |        | RMSE          |            |        | Selección Modelo |        | Curva ROC | Variables significativas  |
|---------------|-------------------|------------|--------|---------------|------------|--------|------------------|--------|-----------|---|
|               | Entrenamiento     | Validación | Testeo | Entrenamiento | Validación | Testeo | AIC              | BIC    |           |   |
| Emergentes    | 96,42             | 94,74      | 92,68  | 0,17          | 0,20       | 0,28   | 84,26            | 91,23  | 0,95      | LAREGDP, M2/GDP, INTDIFF, CFGDP, X, TGDP, CUCRISIS              |
| Desarrollados | 97,11             | 95,89      | 93,56  | 0,15          | 0,19       | 0,26   | 78,18            | 88,64  | 0,96      | LAREGDP, GDPCAP, EXDEBTGDP, INSPREAD, IP                        |
| Global        | 94,31             | 93,28      | 91,87  | 0,19          | 0,22       | 0,31   | 171,73           | 203,05 | 0,94      | LAREGDP, M2/GDP, INTDIFF, EXDEBTGDP, TGDP, CFGDP, UPUI, SoftPEG |

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio; AIC: Criterio de Información de Akaike; BIC: Criterio de Información Bayesiano.

El tercer trabajo de investigación está publicado con el título “Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting” (Alaminos, Salas y Fernández-Gámez, 2021). Con el fin de cubrir los huecos en la literatura existente, este estudio tiene como objetivo mejorar la precisión de la previsión respecto a la obtenida en estudios anteriores con metodologías innovadoras, así como ampliar el tamaño de la muestra a nivel global, por lo que no se limita a los países desarrollados. El período seleccionado ha sido desde 1980 a 2018 para una muestra de 70 países (47 emergentes y 23 desarrollados), la cual ha hecho posible construir 3 modelos de predicción de crecimiento del PIB. El conjunto de datos de muestra se ha dividido en tres grupos mutuamente excluyentes, uno para el entrenamiento (70% de los datos), otro para la validación (10% de los datos) y el tercer grupo para las pruebas (20% de los datos).

Por su parte, la tabla 7 muestra las variables independientes utilizadas para predecir el crecimiento del PIB. Utilizamos 24 variables independientes como posibles predictores. Se trata de variables estándar utilizadas en la literatura existente y están clasificadas según atributos macroeconómicos y financieros.

Tabla 7: Variables independientes para la predicción del crecimiento del PIB

| Código                           | Descripción   | Fuente                                    |
|----------------------------------|---|---|
| <b>Variables Financieras</b>     |   |   |
| IRL                              | Tipo Interés a largo plazo de la deuda pública        | Camba-Mendez et al. (2001)                |
| IRS                              | Tipo Interés a corto plazo de la deuda pública        | Kapetanios, Marcellino y Papailias (2016) |
| RIR                              | Tipo Interés Real (%)                                 | Camba-Mendez et al. (2001)                |
| RER                              | Índice del Tipo de Cambio Efectivo Real (2010=100)    | Carriero, Galvao y Kapetanios (2019)      |
| M2                               | M2 (% PIB)  | Koop (2013)                               |
| M2G                              | Crecimiento M2 (anual %)                              | Koop (2013)                               |
| M1                               | Oferta Monetaria (2015=100)                           | Kapetanios, Marcellino y Papailias (2016) |
| VIX                              | Índice de Volatilidad CBOE                            | Kuzin, Marcellino y Schumacher (2013)     |
| SPI                              | Índice S&P 500  | Carriero, Galvao y Kapetanios (2019)      |
| <b>Variables Macroeconómicas</b> |   |   |
| IP                               | Producción Industrial (% PIB)                         | Barsoum y Stankiewicz (2015)              |
| X                                | Exportaciones Bienes y Servicios (% PIB)              | Claveria, Monte y Torra (2019)            |
| M                                | Importaciones Bienes y Servicios (% PIB)              | Claveria, Monte y Torra (2019)            |
| T                                | Comercio (% PIB)                                      | Claveria, Monte y Torra (2019)            |
| GFCF                             | Formación Bruta Capital Fijo (% PIB)                  | Ferrara, Marcellino y Mogilani (2015)     |
| GCE                              | Gasto Consumo Final Administraciones Públicas (% PIB) | Ferrara, Marcellino y Mogilani (2015)     |
| LF                               | Fuerza Laboral  | Carriero, Clark y Marcellino (2019)       |
| EPR                              | Relación Empleo y Población, 15+, Total (%)           | Carriero, Clark y Marcellino (2019)       |
| UE                               | Desempleo (%Total Fuerza Laboral)                     | Carriero, Galvao y Kapetanios (2019)      |
| CE                               | Compensación Empleados (% del gasto)                  | Carriero, Clark y Marcellino (2019)       |
| EP                               | Empleados con nómina no agrícola                      | Koop (2013)                               |
| ICP                              | Inflación precios al Consumo (% anual)                | Ferrara, Marcellino y Mogilani (2015)     |
| CPI                              | Índice Precios Consumo (2010 = 100)                   | Ferrara, Marcellino y Mogilani (2015)     |
| OP                               | Precio Petróleo                                       | Carriero, Galvao y Kapetanios (2019)      |
| GP                               | Precio Oro  | Carriero, Galvao y Kapetanios (2019)      |

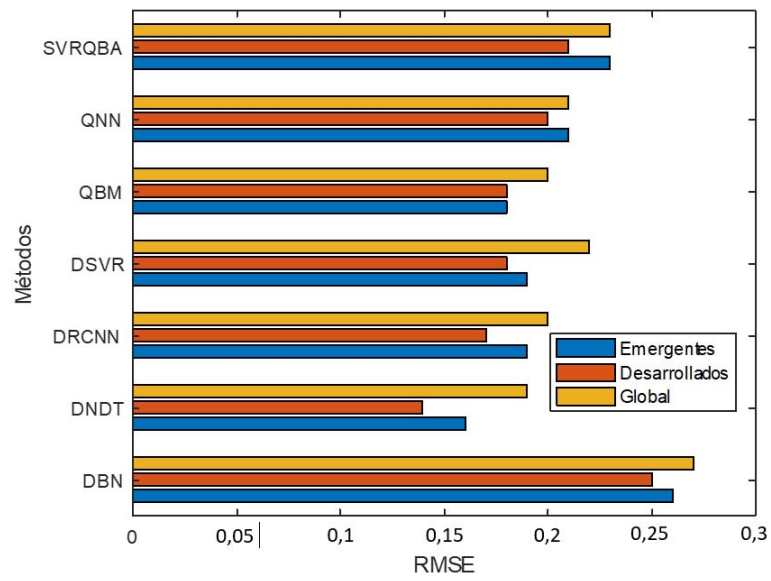
En este estudio hemos utilizado diferentes métodos en la construcción de los modelos de previsión del crecimiento del PIB. El uso de diferentes métodos tiene como objetivo conseguir un modelo de alta precisión, que se contrasta no sólo a través de una técnica de clasificación sino aplicando todas aquellas que han mostrado éxito en la literatura anterior. En concreto, se aplican siete métodos, SVRQBA, QBM y QNN en la computación cuántica, y DRCNN, DBN, DNDT y DSVR en el aprendizaje profundo.

La aplicación de la metodología anterior a los datos de la muestra ha permitido obtener resultados acerca de la precisión de los modelos construidos y de las variables independientes de mayor sensibilidad. Si observamos la tabla 8, en los países emergentes, desarrollados y globales, los valores más altos de precisión para cada modelo se dan en el método DNDT, seguido del DRCNN, con un rango de 98,29%-96,02%. La figura 4 compara el error cuadrático medio (RMSE) obtenido en la previsión del crecimiento del PIB de cada metodología en las muestras descritas. Para los valores de los países emergentes, el valor de RMSE más bajo corresponde al método DNDT, seguido del método QBM. Sin embargo, en el caso de los países desarrollados y de la muestra global, el valor de RMSE más bajo también se encuentra en primer lugar en el método DNDT, pero en segundo lugar en el método DRCNN. En todos los casos, la precisión es superior al 93,02% para la previsión del crecimiento del PIB. Los resultados obtenidos en esta investigación son significativamente más altos que los obtenidos en la literatura existente (en el trabajo de Clark, 2011, se revela una precisión entorno al 69%, en el de Claveria, Monte y Torra, 2019 sólo es cercana al 79% y en la investigación de Carriero, Galvão y Kapetanios, 2019 se acerca al 80%).

Tabla 8: Resultado modelos de predicción del crecimiento del PIB

| Método                      | Clasificación (%) |            |        | Variables de mayor sensibilidad     |
|-----------------------------|-------------------|------------|--------|-------------------------------------|
|                             | Entrenamiento     | Validación | Testeo |                                     |
| <b>Países Emergentes</b>    |                   |            |        |                                     |
| SVRQBA                      | 95,26             | 94,05      | 93,12  | RER, M2G, VIX, SPI, X, GFCF         |
| QNN                         | 96,52             | 96,31      | 95,53  | RER, M2G, VIX, SPI, T, CPI          |
| QBM                         | 97,14             | 96,89      | 95,15  | RIR, RER, M2, VIX, SPI, T, CPI      |
| DBN                         | 93,51             | 93,02      | 92,57  | RIR, M2, SPI, IP, X, T, GCE         |
| DRCNN                       | 97,27             | 96,83      | 96,32  | IRL, RER, M2, VIX, SPI, X, CPI      |
| DNDT                        | 97,92             | 97,68      | 96,83  | IRL, RER, M2G, VIX, SPI, T, CPI     |
| DSVR                        | 96,83             | 96,65      | 96,02  | RER, M2G, VIX, SPI, T, GFCF, CPI    |
| <b>Países Desarrollados</b> |                   |            |        |                                     |
| SVRQBA                      | 96,78             | 96,42      | 95,74  | IRS, RIR, M2, VIX, IP, GFCF, LF     |
| QNN                         | 97,66             | 97,23      | 96,38  | IRS, RIR, M2, IP, T, GFCF, UE       |
| QBM                         | 98,35             | 98,12      | 97,61  | RIR, M2G, T, GFCF, GCE, OP          |
| DBN                         | 95,08             | 94,46      | 93,67  | IRS, M2G, VIX, IP, T, GCE, UE       |
| DRCNN                       | 98,62             | 98,37      | 97,75  | RIR, M2, IP, T, GFCF, CPI, OP       |
| DNDT                        | 99,21             | 98,95      | 98,29  | RIR, M2G, IP, T, GFCF, GCE, CPI, OP |
| DSVR                        | 98,39             | 98,16      | 97,48  | RIR, M2G, IP, T, GFCF, CPI, OP      |
| <b>Global</b>               |                   |            |        |                                     |
| SVRQBA                      | 95,98             | 95,64      | 95,15  | IRS, RER, M2, VIX, X, GFCF, OP      |
| QNN                         | 97,13             | 96,87      | 96,20  | IRL, RER, M2, VIX, SPI, GCE         |
| QBM                         | 98,14             | 97,73      | 97,11  | RIR, RER, M2G, SPI, T, GFCF, CPI    |
| DBN                         | 94,23             | 93,64      | 93,22  | RIR, RER, M2, SPI, T, GFCF, CPI     |
| DRCNN                       | 98,04             | 97,71      | 97,18  | IRL, RIR, M2G, VIX, T, GFCF, CPI    |
| DNDT                        | 98,27             | 98,03      | 97,63  | IRL, RER, M2G, SPI, T, GCE, CPI, OP |
| DSVR                        | 97,49             | 97,20      | 96,57  | IRL, RER, M2G, VIX, T, GFCF, OP     |

Figura 4: Valores RMSE en la predicción del crecimiento del PIB



Fuente: Elaboración propia

## DISCUSIÓN DE RESULTADOS

---



Los resultados del primer trabajo de investigación “A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees” (Salas, Alaminos, Fernández y López-Valverde, 2020) muestran que, en el caso de los países emergentes, la variable significativa que aparece en los tres escenarios de SS es EXREG (subgrupo de variables entre países). Además, las variables INFLA, WDGP, STOCK, CA, EXDEBT, FRES y VIX se repiten dos veces. En comparación con otras investigaciones anteriores, las variables CA, EXDEBT, TOT, RER y FRES también son significativas en el estudio de Suh (2017). Del mismo modo, CA y CREDIT fueron significativas en el estudio de Janus y Riera-Crichton (2013), y CA y RER en el estudio de Sula (2010). Esto demuestra que nuestra investigación ha validado nuevas variables significativas en los subgrupos macroeconómico, financiero, global y entre países (EXREG, INFLA, WDGP, STOCK y VIX) y, por tanto, identifica un nuevo conjunto de variables significativas que difieren de las investigaciones anteriores.

Los resultados de los tres modelos para los países en desarrollo muestran que DRINT, M2, STOCK, VIX, RGDP, GDEBT y CREDIT son las variables con mayor sensibilidad para predecir SS. Por lo tanto, los países desarrollados deben estar atentos al comportamiento de estas variables, ya que los tipos de interés reales elevados, la deuda pública en relación con el PIB, el crecimiento de M2, el nivel de crédito interno y el índice de volatilidad están relacionados con una mayor probabilidad de que se produzca un evento de SS. Asimismo, un mayor crecimiento del PIB y la evolución del índice bursátil están relacionados negativamente con la posibilidad de SS. Dado que no existen investigaciones anteriores sobre la previsión específicamente para los países desarrollados, los resultados de esta investigación representan una contribución innovadora a la literatura sobre SS.

Igualmente, y respecto a los resultados de los modelos globales, se deduce que las variables con mayor sensibilidad para predecir SS en los tres escenarios considerados son GDEBT, M2, CREDIT, FDEPTH, RGDP, EXDEBT y VIX. No existen estudios previos sobre la predicción de SS a nivel global que puedan compararse con nuestros resultados. Sin embargo, nuestra investigación aporta nuevas variables significativas a tener en cuenta para predecir SS en cualquier país. Estas variables son GDEBT, M2, CREDIT, FDEPTH, RGDP, EXDEBT y VIX, destacando M2 y VIX, ya que aparecen con mayor frecuencia en los nueve modelos considerados.

De la segunda investigación realizada, “Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïves Bayes” (Salas, Alaminos, Fernández-Gámez y Callejón, 2020), los resultados indican que, para los países emergentes, las variables significativas para predecir las reservas internacionales son LAREGDP, M2/PIB, INTDIFF, CFGDP, X, TGDP y CUCRISIS. En comparación con estudios anteriores, las variables NEER, M1, X-M, OP y UPUI fueron significativas en el trabajo de Gupta, Hammoudeh, Kim y Simo-Kengne (2014). El estudio de Jung y Pyun (2018) concluyó que tanto las variables económicas tradicionales (ratios de deuda a corto plazo sobre el PIB o apertura comercial) como las financieras (M2/PIB y CFGDP) tienen efectos significativos sobre la acumulación de reservas. Todo lo anterior confirma que nuestra investigación ha validado nuevas variables significativas (LAREGDP, INTDIFF, X, TGDP y CUCRISIS), detectando un nuevo conjunto de variables relevantes y diferentes a lo mostrado en estudios anteriores. Las reservas rezagadas tienen una relación positiva con el nivel de reservas porque son una cantidad de reservas requeridas en el banco de la reserva federal, basadas en el valor de todos los depósitos pendientes en las cuentas de depósitos a la vista del banco desde dos semanas antes. El INTDIF representa el coste de oportunidad de las reservas, y un mayor diferencial de tipos de interés está asociado a un mayor coste de oportunidad de las reservas, teniendo una relación negativa con las mismas. Una interpretación de este resultado es que existe una relación en forma de U invertida entre el tamaño de las reservas y su coste de oportunidad. La influencia del coste de oportunidad de las reservas aumenta a medida que las naciones acumulan reservas. Una vez que el nivel de reservas supera un umbral, el coste de oportunidad pierde su efecto como determinante importante (Sula, 2011). Por su parte, X y TGDP tienen una relación positiva con las reservas internacionales porque se espera que los mayores grados de apertura aumenten la demanda de reservas. CUCRISIS es una variable dummy que indica una crisis monetaria. Durante las crisis, las naciones pueden intentar defender su moneda vendiendo grandes cantidades de reservas, por lo que la relación es negativa.

Por su parte, los resultados para los países desarrollados muestran que LAREGDP, GDPCAP, EXDEBTGDP, INSPREAD y IP son las variables más significativas para predecir las reservas de divisas. Por lo tanto, los países desarrollados deberían estar atentos al comportamiento de estas variables, ya que, por ejemplo, un valor elevado en EXDEBTGDP mostraría un efecto negativo sobre las reservas internacionales. Sin embargo, un valor alto en GDPCAP e IP tendría un efecto positivo. Dado que no existen

estudios previos que desarrollen predicciones expresamente para los países desarrollados, los resultados de esta investigación también representan una contribución novedosa a la literatura de las reservas de divisas.

Finalmente, tras observar los resultados de los modelos globales, se deduce que las variables más significativas para predecir las reservas de divisas son LAREGDP, M2/GDP, INTDIFF, EXDEBTGDP, UPUI y softPEG. Tampoco existen estudios previos sobre la predicción de las reservas internacionales a nivel global para poder comparar con nuestros resultados. Sin embargo, podemos entender que nuestra investigación aporta nuevas variables significativas para realizar predicciones en cualquier país. Estas variables son: LAREGDP, INTDIFF, X, TGDP, CUCRISIS, EXDEBTGDP, INSPREAD, IP, UPUI y SoftPEG. M2/PIB se asocia positivamente con las reservas, ya que se han utilizado para captar los riesgos derivados de los posibles desajustes monetarios y las fugas derivadas de los depósitos bancarios hacia las tenencias de divisas, por lo que la fuga de capitales puede ejercer presión sobre las tenencias de reservas de los bancos centrales (Mwase, 2012). Asimismo, existe una correlación positiva entre las reservas y el INSPREAD, ya que los elevados requisitos de reservas de liquidez actúan como un impuesto financiero implícito al mantener elevados los tipos de interés (Bhattacharya y Nkusu, 2019). Por su parte, SoftPEG describe el tipo de régimen cambiario que se aplica a una moneda para mantener su valor estable frente a una moneda de reserva o una cesta de monedas. Las monedas con una fijación blanda están a medio camino entre las que tienen un tipo de cambio fijo o duro y las que tienen un tipo de cambio flotante. Es probable que la demanda de reservas sea mayor para los regímenes cambiarios intermedios, ya que se ha demostrado que estos regímenes son más propensos a las crisis monetarias y pueden mantener reservas principalmente por motivos de precaución (Sula, 2011).

Con respecto al tercer trabajo de investigación, “Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting” (Alaminos, Salas y Fernández-Gámez, 2021), los mejores resultados obtenidos para predecir el crecimiento del PIB han sido con el método de DNDT y muestran que, para los países desarrollados, RIR, M2G, IP, T, FBCF, GCE, IPC y OP son las variables más significativas. En comparación con los estudios anteriores, las variables RIR, IP, IPC fueron significativas en el trabajo de

Carriero, Clark y Marcellino (2019). El estudio de Marcellino, Porqueddu y Venditti (2016) concluyó que RIR, RER, IP tienen efectos significativos en la previsión del crecimiento del PIB. Por su parte, Martinsen, Ravazzolo y Wulsberg (2014) encontraron que UE, IP y SPI son cruciales para la producción de pronósticos precisos del PIB noruego. Todo lo anterior confirma que nuestra investigación ha validado nuevas variables significativas (M2G, T, FBCF, GCE y OP), detectando un nuevo conjunto de variables relevantes. El M2G está relacionado positivamente con el crecimiento del PIB, y un aumento del M2G debería reducir los tipos de interés en la economía, lo que llevaría a un mayor consumo y a la concesión de préstamos. Por lo tanto, a corto plazo, esto debería correlacionarse con un aumento del PIB total. También existe una correlación entre el crecimiento del PIB y T (los países con mayores tasas de crecimiento del PIB también tienden a tener mayores tasas de crecimiento del comercio). Al mismo tiempo, la FBCF tiene una relación positiva con el crecimiento económico tanto a corto como a largo plazo.

Por su parte, los resultados para las economías emergentes muestran que IRL, RER, M2G, VIX, SPI, T e IPC son las variables más significativas para predecir el crecimiento del PIB. Por tanto, los países emergentes deberían estar atentos al comportamiento de estas variables. Dado que no existen estudios previos que desarrollen previsiones expresamente para los países emergentes, los resultados de esta investigación también suponen una aportación novedosa a la literatura sobre el crecimiento del PIB.

Finalmente, tras observar los resultados de los modelos globales, se deduce que las variables más significativas para predecir el crecimiento del PIB son IRL, RER, M2G, SPI, T, GCE, IPC y OP. Aunque no existen estudios previos sobre la previsión del crecimiento del PIB a nivel global, podemos entender que nuestra investigación aporta nuevas variables significativas para realizar previsiones en cualquier país.

## CONCLUSIONES

---

La investigación realizada en la presente tesis doctoral ha tenido como objetivo mejorar la predicción de los modelos de SS, de reservas de divisas y de crecimiento del PIB, ampliando la muestra a nivel global de países y utilizando metodologías computacionales innovadoras no aplicadas hasta el momento en la literatura previa. Este objetivo ha sido cubierto con tres trabajos de investigación publicados en revistas científicas de las áreas de ciencias, inteligencia artificial en la economía, econometría y finanzas (Salas, Alaminos, Fernández y López-Valverde, 2020; Salas, Alaminos, Fernández-Gámez y Callejón, 2020; Alaminos, Salas y Fernández-Gámez, 2021). Los resultados obtenidos de la investigación realizada han posibilitado las conclusiones que aparecen a continuación.

En primer lugar, se ha conseguido desarrollar modelos con alta precisión que han podido ampliar las predicciones de los eventos de SS más allá de los países emergentes, hasta el nivel mundial. Los resultados han identificado diferentes variables significativas para las economías emergentes y las economías desarrolladas, así como a nivel global. Esto supone una contribución esencial al campo de las finanzas internacionales. Las conclusiones son relevantes para los agentes responsables de la política económica en cualquier país del mundo, ya que nuestro estudio sugiere nuevas variables significativas explicativas para que los agentes políticos puedan predecir los fenómenos de SS. Esta investigación también ha proporcionado un nuevo modelo de predicción de la SS desarrollado mediante Árboles de decisión, contribuyendo así al conocimiento existente en el campo de la Inteligencia Artificial. Este nuevo modelo puede servir de referencia para fijar la política macroeconómica y mejorar la toma de decisiones.

En segundo lugar, y respecto al estudio de las reservas de divisas, nuestros resultados muestran que el clasificador BMA-NB mejora la precisión de los modelos de predicción de reservas internacionales, además de mostrar un conjunto de variables con especial sensibilidad para la resolución del problema. Nuestro estudio sugiere nuevos predictores financieros y económicos, los cuales pueden orientar a los agentes políticos a mantener las reservas de divisas adecuadas como instrumento de protección frente a la crisis de la balanza de pagos, y también como un seguro de liquidez para evitar una sobrevaloración de la moneda en su país.

Por último, las evidencias obtenidas en nuestra investigación también nos han ayudado a analizar y comparar, desde una perspectiva de previsión macroeconómica, modelos alternativos de predicción del PIB. El uso de diferentes métodos ha conseguido determinar un modelo de alta precisión, que se contrasta no sólo a través de una técnica de clasificación, sino aplicando todas aquellas que han arrojado éxito en la literatura previa. El modelo DNDT es el que ha obtenido los mayores niveles de precisión. Igualmente, a diferencia de investigaciones anteriores, este estudio ha ampliado las previsiones de crecimiento del PIB más allá de los países desarrollados hasta el nivel mundial. Nuestro estudio sugiere nuevas variables explicativas significativas que proporcionan a los responsables políticos previsiones fiables, precisas y potenciales del crecimiento del PIB.

En definitiva, la investigación realizada proporciona una gran oportunidad para contribuir al campo de las finanzas, pues los resultados obtenidos tienen implicaciones importantes para las futuras decisiones de los agentes políticos. De una parte, los resultados del primer estudio permitirán evitar el evento de SS y a su vez los potenciales costes asociados, posibilitando a los encargados de formular las políticas públicas que puedan enviar señales de advertencia a los mercados financieros y evitar crisis financieras derivadas del fenómeno SS. De otra parte, el modelo generado en el segundo estudio tiene un gran impacto potencial en la adecuación de la política macroeconómica frente a los riesgos derivados de la crisis de balanza de pago, proporcionando herramientas que ayuden a conseguir la estabilidad financiera a nivel global. Nuestro modelo ha demostrado que conocer los factores que explican el comportamiento de las reservas internacionales es de gran interés para predecir el funcionamiento futuro de la economía, contribuyendo de esta forma a mantener las reservas de divisas adecuadas y evitar los posibles costes asociados. Por último, el tercer modelo desarrollado proporciona instrumentos que favorecen la estabilidad macroeconómica y monetaria a nivel global, creando nuevas oportunidades metodológicas para la previsión del crecimiento del PIB. Estas conclusiones son relevantes para inversores, entidades financieras, responsables políticos, y para los profesionales de la política económica de cualquier país del mundo,

los cuales están interesados en conocer los indicadores que proporcionen previsiones eficaces, exactas y potencialmente fiables del crecimiento del PIB.

Futuras líneas de investigación en este campo podrían desarrollar modelos de predicción teniendo en cuenta factores políticos que evalúen la posible influencia de la gestión y la eficacia de la política económica en la predicción de SS, reservas internacionales y crecimiento del PIB. Además, y aunque nuestro estudio sobre predicción del crecimiento del PIB ha detectado que las técnicas de Deep Learning mejoran los métodos de Quantum Computing, la alta precisión también alcanzada por éstos muestra una tendencia interesante para su desarrollo.



## BIBLIOGRAFÍA

---

Agosin, M. y Huatita, F. (2012). Overreaction in capital flows to emerging markets: Booms and sudden stops. *Journal of International Money and Finance*, 31, 1140–1155. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2011.12.015>.

Alaminos, D., Salas, M.B. y Fernández-Gámez, M.A. (2021). Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10110-z>.

Alcalde, E., Calvo, A. y Paúl, J. (2018). La evolución del mercado global de divisas y su situación tras la crisis financiera. *BICE*, 3103, 19-32.

Bhattacharya, R., Mann, K. y Nkusu, M. (2019). Estimating the demand for reserve assets across diverse groups of countries. *Review of International Economics*, 27 (1), 1-32. [https://doi: 10.1111/roie.12399](https://doi:10.1111/roie.12399).

Billio, M., Casarin, R., Costola, M. y Pasqualini, A. (2016). An entropy-based early warning indicator for systemic risk. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 45, 42-59. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2016.05.008>.

Calvo, G. (1998). Capital Flows and Capital-Market crisis: the simple economics of Sudden Stops. *Journal of Applied Economics*, 1 (1), 35-54. <https://doi.org/10.1080/15140326.1998.12040516>.

Calvo, G. (2014). Sudden Stop and Sudden Flood of Foreign Direct Investment: Inverse Bank Run, Output and Welfare Distribution. *The Scandinavian Journal of Economics*, 116 (1), 5-19. <https://doi.org/10.1111/sjoe.12041>.

Candelon, B., Dumitrescu, E.I. y Hurlin, C. (2014). Currency crisis early warning systems: Why they should be Dynamic. *International Journal of Forecasting*, 30, 1016–1029. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.03.015>.

Carriero, A., Galvão, A.B. y Kapetanios, G. (2019). A comprehensive evaluation of macroeconomic forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 35, 1226–1239. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.02.007>.

Carriero, A., Clark, T.E. y Marcellino, M. (2019). Large Bayesian vector autoregressions with stochastic volatility and non-conjugate priors. *Journal of Econometrics*, 212, 137–154. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2019.04.024>.

Catão, L. y Milesi-Ferreti, G. (2014). External liabilities and crises. *Journal of International Economics*, 94 (1), 18-32. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2014.05.003>.

Cavallo, E., Powell, A., Pedemonge, M. y Tavella, P. (2015). A new taxonomy of Sudden Stops: Which Sudden Stops should countries be most concerned about? *Journal of International Money and Finance*, 51, 47-70. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2014.10.001>.

Claessens, M.S., Kose, M.A., Laeven, M.L. y Valencia, M.F. (2013). Understanding Financial Crisis: Causes, Consequences, and Policy Responses. Centre for Applied Macroeconomic Analysis (CAMA) WP 05/2013, Australian National University.

Claveria, O., Monte, E. y Torra, S. (2019). Evolutionary Computation for Macroeconomic Forecasting. *Computational Economics*, 53 (21), 833-849. <https://doi.org/10.1007/s10614-017-9767-4>.

Clark, T.E. (2011). Real-Time Density Forecasts from Bayesian Vector Autoregressions with Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29 (3), 327-341. <https://doi.org/10.1198/jbes.2010.09248>.

Clark, T.E. y Ravazzolo, F. (2015). Macroeconomic Forecasting Performance under alternative specifications of time-varying volatility. *Journal of Applied Econometrics*, 30, 551–575. <https://doi.org/10.1002/jae.2379>.

Dawood, M., Horsewood, N. y Strobel, F. (2017). Predicting Sovereign Debt Crises: An Early Warning System Approach. *Journal of Financial Stability*, 28, 16-28. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2016.11.008>.

De Gregorio, J. (2011). Acumulación de Reservas Internacionales en economías emergentes. *Cuadernos de Economía*, 30, 77-89. On-line version ISSN 2248-4337.

Edwards, S. (2004). Financial openness, sudden stops and current-account reversals. *American Economic Review*, 94 (2), 59-64. <https://doi.org/10.1257/0002828041302217>.

Eichengreen, B. y Gupta, P. (2017). Cuando los flujos de capital se detienen. *Economía Chilena*, 20 (2).

Espinosa, O.A. (2016). Evaluación de pronósticos de las reservas internacionales netas en Colombia. *Ensayos de Economía*, 48, 115-140. <https://doi.org/10.15446/ede.v26n48.60019>.

Feenstra, R.C. y Taylor, A.M. (2012). *International Macroeconomics*. Second Edition. Worth Publishers, New York, NY, USA.

Ferrara, L., Marcellino, M. y Mogliani, M. (2015). Macroeconomic Forecasting during the Great Recessions: The return of non-linearity? *International Journal of Forecasting*, 31, 664-679. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.11.005>.

Forbes, K. y Warnock, F (2012). Capital flow waves: Surges stops, flight and retrenchment. *Journal of International Economics*, 88 (2), 235-251. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2012.03.006>.

Frankel, J.A. y Saravelos, G. (2012). Are leading indicators of financial crises useful for assessing country vulnerability? Evidence from the 2008-09 Global crisis. *Journal of International Economics*, 87 (2), 216-231. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2011.12.009>.

Gruss, B. y Kebhaj, S. (2019). Commodity Terms of Trade: A New Database. IMF Working Paper, WP/19/21, January, Washington, DC.

Gupta, R., Hammoudeh, S., Kim, W.J. y Simo-Kengnea, B.D. (2014). Forecasting China's foreign exchange reserves using dynamic model averaging: The roles of macroeconomic fundamentals, financial stress and economic uncertainty. *North American Journal of Economics and Finance*, 28, 170–189. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2014.02.003>.

Hutchison, M.M. y Noy, I. (2006). Sudden stops and the Mexican wave: Currency crises, capital flow reversals and output loss in emerging markets. *Journal of Development Economics*, 79 (1), 225-248. <https://doi.org/10.1016/j.jdeveco.2004.12.002>.

International Monetary Fund (IMF). (2011). Assessing reserves adequacy, IMF Policy Paper, Washington, DC.

International Monetary Fund (IMF). (2019). The Global Economic Recovery 10 Years after the 2008 Financial Crisis. WP/19/83, Washington, DC.

Janus, T. y Riera-Crichton, D. (2013). International gross capital flows: New uses of balance of payments data and application to financial crises. *Journal of Policy Modeling*, 35, 16–28. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2012.09.003>.

Jung, K.M. y Pyun, J.H. (2018). Out-of-sample analysis of international reserves for emerging economics with a dynamic panel model. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3108516> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3108516>.

Kapetanios, G., Marcellino, M. y Papailias, F. (2016). Forecasting inflation and GDP growth using heuristic optimisation of information criteria and variable reduction methods. *Computational Statistics & Data Analysis*, 100, 369-382. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.02.017>.

Laeven, L. y Valencia, F. (2018). Systemic Banking Crises Revisited. IMF Working Paper, No. 18/206, Washington, DC.

Lanteri, L.N. (2013). Vulnerabilidad externa y reservas internacionales. Evidencia para Argentina. *Análisis económico*, 28 (69), pp. 38-54.

Marcellino, M., Porqueddu, M. y Venditti, F. (2016). Short-Term GDP Forecasting with a Mixed-Frequency Dynamic Factor Model with Stochastic Volatility. *Journal of Business & Economic Statistics*, 34 (1), 118-127. <https://doi.org/10.1080/07350015.2015.1006773>.

Martinsen, K., Ravazzolo, F. y Wulsberg, F. (2014), Forecasting macroeconomic variables using disaggregate survey data. *International Journal of Forecasting*, 30, 65–77. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.02.003>.

Mohanty, M.S. y Turner, P. (2006). Foreign exchange reserve accumulation in emerging markets: what are the domestic implications? *BIS Quarterly Review*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1632410>.

Mwase, N. (2012). How much should I hold? Reserve Adequacy in Emerging Markets and Small Islands. IMF Working Paper No WP/12/205. Washington, DC.

Netti, K. y Radhika, Y.A. (2017). Model for accurate prediction in GeoRSS data using naive bayes classifier. *Journal of Scientific and Industrial Research*, 76 (8), 473-476. ISSN on line: 0975-1084.

Paúl, J. y Uxó, J. (2009). La reforma en la regulación y supervisión financiera en Estados Unidos. *Boletín Económico de ICE*, 2976.

Reinhart, C. y Calvo, G. (2000). When Capital Inflows Come to a Sudden Stop: Consequences and Policy Options. Munich Personal RePEc Archive, 6982.

Requeijo, J. *Anatomía de las Crisis Financieras*. McGraw-Hill, Madrid, 2006.

Ristolainen, K. (2018). Predicting Banking Crises with Artificial Neural Networks: The Role of Nonlinearity and Heterogeneity. *The Scandinavian Journal of Economics*, 120 (1), 31-62. <https://doi.org/10.1111/sjoe.12216>.

Salas, M.B., Alaminos, D., Fernández, M.A. y López-Valverde, F. (2020). A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees. *PLOS ONE*, 15 (2): e0228387. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228387>.

Salas, B., Alaminos, D., Fernández-Gámez, M.A. y Callejón, A (2020). Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïve Bayes. *The Singapore Economic Review*. <https://doi.org/10.1142/S021759082048001X>.

Savona, R. y Vezzoli, M. (2015). Fitting and Forecasting Sovereign Defaults using Multiple Risk Signals. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 77, 1 0305–9049. <https://doi.org/10.1111/obes.12052>.

Schorfheide, F. y Song, D. (2015). Real-Time Forecasting with a Mixed-Frequency VAR. *Journal of Business and Economic Statistics*, 33 (3), 366-380. <https://doi.org/10.1080/07350015.2014.954707>.

Suh, S. (2017). Sudden Stops of Capital Flows to Emerging Markets. A new prediction approach. *International Review of Economics and Finance*, 48, 289-308. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2016.12.013>.

Sula, O. (2010). Surges and Sudden Stops of Capital Flows to Emerging Markets. *Open Economies Review*, 21, 589–605.

The European Commission's, high-level expert group on artificial intelligence (2018). Ethics guidelines for trustworthy AI. Working document for stakeholders' consultation.

Torres, J. (2012). Crisis financiera. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). Instituto de Investigaciones Sociales.



Tsamardinos, I., Greasidou, E. y Borboudakis, G. (2018). Bootstrapping the out-of-sample predictions for efficient and accurate cross-validation. *Machine Learning*, 107, 12, pp. 1895–1922. <https://doi.org/10.1007/s10994-018-5714-4>.

Vallejo, L.E. (2010). La crisis financiera: génesis y repercusiones. *Apuntes del CENES*. ISSN 0120-3053. Vol. XXIX, 49, 9-30.

## **PUBLICACIONES**

---

Las tres publicaciones que han integrado la presente tesis doctoral en modalidad de compendio son reproducidas a continuación.

Salas, M.B., Alaminos, D., Fernández, M.A. y López-Valverde, F. (2020) A global prediction model for sudden stops of capital flows using decision trees. *PLoS ONE* 15 (2): e0228387. [https://doi.org/ 10.1371/journal.pone.0228387](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228387).

Salas, B., Alaminos, D., Fernández-Gámez, M.A. y Callejón, A. (2020). Forecasting Foreign Exchange Reserves using Bayesian Model Averaging-Naïve Bayes. *The Singapore Economic Review*. <https://doi.org/10.1142/S021759082048001X>.

Alaminos, D., Salas, M.B. y Fernández-Gámez, M.A. (2021). Quantum Computing and Deep Learning Methods for GDP Growth Forecasting. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10110-z>

