Persistencia, duración y dinámica de transición entre regímenes de estabilidad y estrés cambiario en el mercado paralelo del dólar en Bolivia (2024–2026): evidencia de un modelo Markov-Switching autorregresivo

Walter Manuel Marañon Quiñones

La Paz, Bolivia · contacto@wmaranon.com

Agosto de 2026

Resumen

Desde febrero de 2023 la economía boliviana opera bajo un sistema de facto de tipos de cambio múltiples: un tipo oficial fijado en Bs 6,96 por dólar desde 2011 y un mercado paralelo que, ante el racionamiento de divisas, migró hacia la negociación de la stablecoin USDT. Este trabajo caracteriza la persistencia, la duración y la dinámica de transición entre fases de estabilidad y estrés cambiario en dicho mercado mediante un modelo autorregresivo con cambio de régimen de Markov MS-AR(10) de dos estados con varianza dependiente del régimen, estimado por máxima verosimilitud sobre 462 retornos diarios del tipo de cambio USDT/BOB entre julio de 2024 y junio de 2026. Los resultados identifican dos regímenes que difieren fundamentalmente en volatilidad y no en tendencia: un régimen especulativo con varianza 68 veces superior y duración media de 4,77 días hábiles, y un régimen de calma con duración media de 11,25 días hábiles y una probabilidad estacionaria de 70,2%. La dinámica resultante es cíclica antes que de deterioro monotónico: los episodios de presión cambiaria son intensos pero transitorios y son seguidos por procesos de normalización, un patrón consistente con una demanda de dólares digitales motivada por cobertura temporal frente a shocks de confianza más que por una expectativa de depreciación sostenida. La evaluación predictiva fuera de muestra, sobre una partición temporal 70/30, muestra que el modelo supera con amplitud a especificaciones naive, AR(10) de varianza constante y GARCH(1,1) en log-score predictivo (−1,37 frente a −1,88 del mejor competidor) y que su Valor en Riesgo a un día no es rechazado por las pruebas de cobertura de Kupiec ni de independencia de Christoffersen. La probabilidad de estrés anticipada un día discrimina bien los días de estrés del periodo de prueba (AUC-ROC de 0,86) y, con el umbral calibrado en entrenamiento, detecta 21 de los 23, aunque con una precisión de 37,5%, lo que delimita el alcance del modelo: identificación probabilística, alerta temprana y cuantificación del riesgo antes que predicción exacta del momento de quiebre.

Palabras clave: mercado cambiario paralelo, cambio de régimen de Markov, stablecoins, Bolivia, Valor en Riesgo, evaluación fuera de muestra.

Códigos JEL: F31, E58, C22, G17, O54.

Abstract

Since February 2023 the Bolivian economy has operated under a de facto multiple exchange rate system: an official rate pegged at BOB 6.96 per US dollar since 2011, and a parallel market that, facing foreign currency rationing, migrated towards trading the USDT stablecoin. This paper characterises the persistence, duration and transition dynamics between calm and stress phases in that market using a two-state Markov-switching autoregressive model, MS-AR(10), with regime-dependent variance, estimated by maximum likelihood on 462 daily returns of the USDT/BOB exchange rate between July 2024 and June 2026. The results identify two regimes that differ fundamentally in volatility rather than in trend: a speculative regime with 68 times higher variance and a mean duration of 4.77 trading days, and a calm regime with a mean duration of 11.25 trading days and a stationary probability of 70.2%. The resulting dynamics are cyclical rather than monotonically deteriorating: episodes of exchange rate pressure are intense but transitory and are followed by normalisation, a pattern consistent with a demand for digital dollars driven by temporary hedging against confidence shocks rather than by expectations of sustained depreciation. Out-of-sample evaluation on a 70/30 temporal split shows that the model substantially outperforms naive, constant-variance AR(10) and GARCH(1,1) specifications in predictive log-score (−1.37 versus −1.88 for the best competitor), and that its one-day Value at Risk is rejected neither by Kupiec coverage nor by Christoffersen independence tests. The one-day-ahead probability of stress discriminates well between stress and calm days in the test period (ROC-AUC of 0.86) and, with the threshold calibrated on the training set, flags 21 of the 23 stress days, albeit with a precision of 37.5%, which delimits the model's scope: probabilistic identification, early warning and risk quantification rather than exact prediction of the timing of regime breaks.

Keywords: parallel exchange market, Markov regime switching, stablecoins, Bolivia, Value at Risk, out-of-sample evaluation.

JEL Codes: F31, E58, C22, G17, O54.

1. Introducción

La política cambiaria boliviana ha permanecido esencialmente inalterada durante más de una década. En noviembre de 2011 el Banco Central de Bolivia fijó el tipo de cambio de venta en Bs 6,96 por dólar estadounidense, justificando la medida como una contribución a la contención de la inflación importada en una economía donde cerca del 80% de las importaciones corresponde a bienes de capital e insumos productivos (Banco Central de Bolivia, 2011). Esa cotización, mantenida sin variación desde entonces, configuró de manera implícita un régimen de tipo de cambio fijo que operó durante un periodo prolongado de bonanza en los términos de intercambio.

A partir de febrero de 2023, sin embargo, el agotamiento de los ingresos por hidrocarburos, el deterioro sostenido del saldo comercial y la erosión de las reservas internacionales derivaron en una escasez generalizada de divisas y en el racionamiento de la moneda extranjera dentro del sistema financiero formal. La consecuencia fue la emergencia de un sistema de facto de tipos de cambio múltiples, en el que un mercado paralelo con cotizaciones sustancialmente superiores al tipo oficial pasó a canalizar una porción creciente de la demanda de divisas. Una particularidad de este episodio, que lo distingue de los mercados paralelos tradicionalmente documentados en la literatura, es que la negociación migró hacia la stablecoin USDT sobre plataformas de intercambio entre pares, generando un mercado digital con cotizaciones observables en frecuencia diaria y con un grado de transparencia inusual para un mercado informal (Amajaya, 2026).

Este trabajo aprovecha esa observabilidad para formular la siguiente pregunta: ¿cómo se caracterizan la persistencia, la duración y la dinámica de transición entre las fases de estabilidad y de estrés cambiario en el mercado paralelo del dólar en Bolivia? La respuesta no es evidente a priori. La literatura clásica sobre mercados paralelos en economías con regímenes administrados sugiere una acumulación progresiva de desequilibrios que conduce eventualmente al colapso de la paridad oficial (Dornbusch, 1986) (Kiguel & O'Connell, 1995). Una lectura alternativa, en cambio, interpretaría la demanda de divisas como una respuesta episódica a shocks de confianza, con retornos recurrentes a la normalidad. Ambas hipótesis implican dinámicas de transición radicalmente distintas y, por lo tanto, recomendaciones de política divergentes.

Para discriminar entre ambas se estima un modelo autorregresivo con cambio de régimen de Markov de dos estados y varianza dependiente del régimen sobre 462 retornos diarios del tipo de cambio USDT/BOB entre julio de 2024 y junio de 2026. La clase de modelos Markov-Switching resulta particularmente apropiada en este contexto porque los estados del mercado no son directamente observables y porque, bajo intervención estatal, los parámetros que gobiernan el comportamiento cambiario varían con el régimen vigente de manera no anunciada (Hamilton, 1990) (Lee & Chen, 2006).

El trabajo realiza tres aportes. Primero, provee la primera caracterización cuantitativa de la dinámica de regímenes del mercado paralelo boliviano en su fase de digitalización, documentando que la alternancia entre estados obedece a diferencias de volatilidad y no de tendencia, y que el sistema exhibe una dinámica cíclica antes que un deterioro monotónico. Segundo, extiende el análisis más allá de la inferencia dentro de muestra habitual en esta literatura, incorporando un protocolo de validación predictiva fuera de muestra con

partición temporal, comparación contra modelos de referencia y backtesting formal de las medidas de riesgo. Tercero, documenta con precisión el alcance del enfoque: la identificación probabilística del estado y la cuantificación del riesgo son sólidas, y la probabilidad de estrés anticipada un día ofrece una alerta temprana útil, aunque con una proporción de falsas alarmas que impide precisar el momento exacto de quiebre de régimen, hallazgo que orienta la agenda hacia especificaciones con colas pesadas y probabilidades de transición variables en el tiempo.

El resto del documento se organiza como sigue. La sección 2 revisa la literatura relevante. La sección 3 describe los datos. La sección 4 presenta la especificación del modelo y el protocolo de evaluación. La sección 5 reporta los resultados. La sección 6 concluye.

2. Revisión de literatura

La literatura sobre mercados cambiarios paralelos en economías en desarrollo estableció tempranamente que la brecha respecto del tipo oficial refleja tanto desequilibrios de fundamentos como expectativas sobre la sostenibilidad de la paridad, y que su dinámica responde a las restricciones cuantitativas impuestas sobre el acceso a divisas (Dornbusch, 1986) (Agénor, 1991) (Kiguel & O'Connell, 1995). Un resultado recurrente de esta literatura es que la relación entre el mercado paralelo y sus determinantes no es estable: cambia con el régimen de política vigente, lo que motiva especificaciones no lineales.

La aplicación de modelos Markov-Switching a mercados cambiarios responde precisamente a esa inestabilidad paramétrica. Bajo esquemas de flotación administrada, la intervención de la autoridad monetaria introduce cambios no observables en la relación entre el tipo de cambio y sus fundamentos, que pueden modelarse mediante parámetros dependientes del estado (Lee & Chen, 2006). La evidencia para economías emergentes confirma este diagnóstico: los modelos de cambio de régimen aplicados a mercados de Europa Central y Oriental rechazan la hipótesis de linealidad y muestran que el mecanismo de ajuste hacia el equilibrio de largo plazo depende del régimen cambiario vigente (Syllignakis & Kouretas, 2011); en mercados de Asia Oriental, las especificaciones con cambios en media y varianza representan mejor la dinámica posterior a la crisis de 1997 y mejoran la capacidad predictiva fuera de muestra (Caporale & Spagnolo, 2004); y en el tipo de cambio real, los modelos de dos regímenes superan a la caminata aleatoria y ofrecen una explicación alternativa a la persistencia de raíces unitarias (Bergman & Hansson, 2005). Un hallazgo transversal es la elevada persistencia de los estados, con probabilidades altas de permanencia que implican periodos prolongados de estabilidad o dislocación (Frömmel, MacDonald, & Menkhoff, 2005). La evidencia también advierte que una mayor flexibilidad no garantiza superioridad predictiva sistemática frente a la caminata aleatoria (Stillwagon & Sullivan, 2019).

Una segunda vertiente, más reciente, aplica esta clase de modelos a criptoactivos. La evidencia identifica de manera consistente estados de baja y alta volatilidad con elevada persistencia y comovimiento entre activos (Figà, Focardi, & Patacca, 2019), y muestra que los modelos de estados latentes superan a alternativas como los modelos VAR y las redes neuronales en desempeño estadístico y predictivo (Giudici & Hashish, 2020). En la estimación de medidas de riesgo, las especificaciones Markov-Switching GARCH exhiben un desempeño superior a los modelos de régimen único, particularmente al incorporar colas pesadas y asimetría (Caporale & Zekokh, 2019), mientras que las probabilidades de transición variables en

el tiempo mejoran significativamente la predicción de la volatilidad realizada (Ma, Liang, Ma, & Wahab, 2020). La literatura específica sobre stablecoins es aún limitada, pero muestra que sus propiedades de cobertura dependen del régimen de mercado prevaleciente y se debilitan durante episodios extremos de estrés (Wang, Ma, & Wu, 2020).

El presente trabajo se sitúa en la intersección de ambas vertientes: analiza un mercado cambiario paralelo de una economía con tipo de cambio oficial fijo cuya negociación se realiza mediante una stablecoin. Esta configuración no ha sido documentada previamente con herramientas de cambio de régimen. Adicionalmente, y a diferencia de buena parte de la literatura aplicada citada, el análisis incorpora un protocolo explícito de validación predictiva fuera de muestra y de backtesting de las medidas de riesgo, atendiendo a la exigencia de evaluar la capacidad de generalización de los modelos más allá del ajuste dentro de muestra.

3. Datos

El conjunto de datos comprende 463 observaciones diarias del tipo de cambio de venta del mercado paralelo (USDT/BOB) y del tipo de cambio oficial, registradas en días hábiles entre el 22 de julio de 2024 y el 1 de junio de 2026, de las que se obtienen 462 retornos. La serie del mercado paralelo proviene del seguimiento público de cotizaciones de operaciones entre pares; el tipo de cambio oficial permanece fijo en Bs 6,96 durante todo el periodo. El análisis se realiza sobre los retornos logarítmicos porcentuales diarios de la serie paralela.

La serie en niveles registra un promedio de Bs 11,63, aproximadamente 1,67 veces el tipo oficial, con una mediana de Bs 11,12 inferior a la media que evidencia asimetría positiva, un mínimo de Bs 9,04 y un máximo de Bs 18,23 alcanzado en mayo de 2025. Los retornos exhiben una media prácticamente nula de −0,0054% y una volatilidad diaria de 1,83%, con valores extremos de −11,16% y 12,26% que evidencian colas pesadas y episodios de variación abrupta (Tabla 1).

Tabla 1. Estadísticas descriptivas

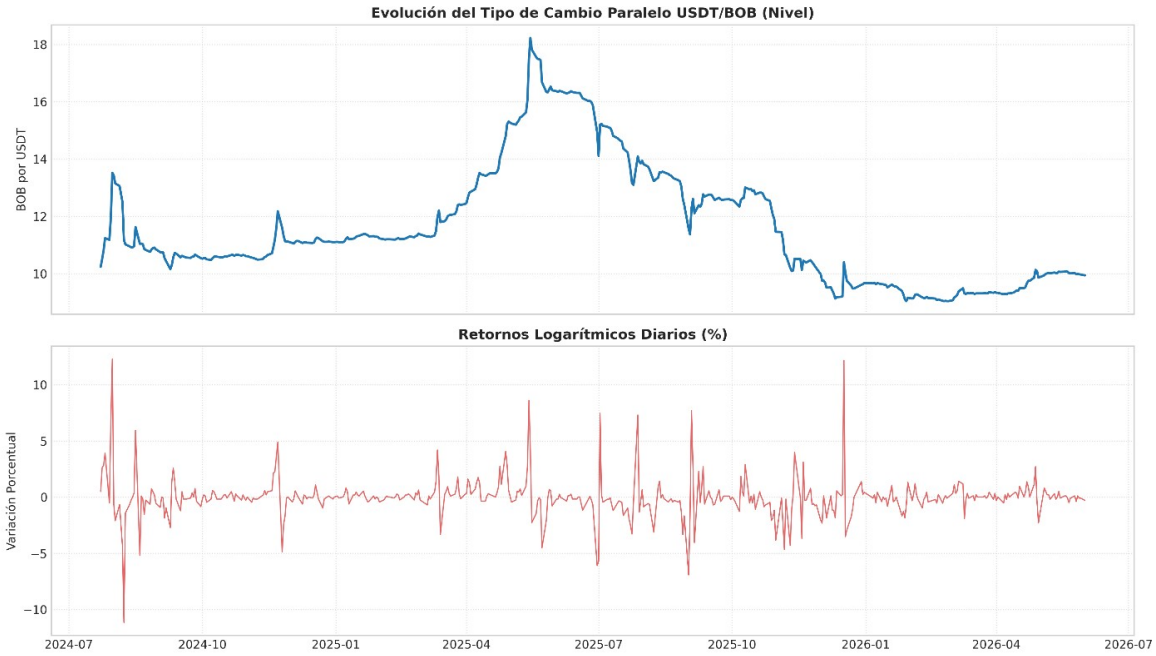
	Nivel (BOB/USDT)	Retornos (%)
Observaciones	462	462
Media	11,6295	−0,0054
Desviación estándar	2,0747	1,8301
Mínimo	9,0400	−11,1602
Percentil 25	10,0700	−0,4306
Mediana	11,1200	0,0000
Percentil 75	12,7275	0,3206
Máximo	18,2300	12,2602

Nota: las estadísticas del nivel corresponden a las 462 fechas con retorno, desde el 23 de julio de 2024. Fuente: elaboración propia.

La evolución del tipo de cambio evidencia cuatro etapas: una fase inicial de relativa estabilidad en torno a Bs 11,00 hasta comienzos de 2025; un proceso acelerado de depreciación que culmina en el máximo de

mayo de 2025; una corrección abrupta durante los meses siguientes, particularmente en agosto de 2025; y una etapa de estabilización alrededor de Bs 10,00 durante 2026. Los retornos muestran un marcado agrupamiento de volatilidad, con los movimientos más intensos concentrados en los puntos de transición entre estas fases, patrón incompatible con modelos de varianza constante (Gráfico 1).

Gráfico 1. Evolución del tipo de cambio paralelo y retornos logarítmicos



Fuente: elaboración propia.

Las pruebas de diagnóstico previas confirman este diagnóstico. La prueba ADF rechaza la presencia de raíz unitaria en los retornos, la prueba de Ljung-Box con diez rezagos detecta autocorrelación significativa, la prueba ARCH-LM detecta efectos de heterocedasticidad condicional y la prueba de Jarque-Bera rechaza la normalidad (Tabla 2). El conjunto de resultados (estacionariedad, dependencia lineal, agrupamiento de volatilidad y colas pesadas) es precisamente el que caracteriza a una serie generada por la mezcla de dos regímenes con volatilidad diferenciada.

Tabla 2. Pruebas diagnósticas previas a la estimación

Prueba	Estadístico	Valor p	Resultado
ADF (estacionariedad)	−9,7131	< 0,0001	Serie estacionaria
Ljung-Box (10 rezagos)	32,5186	0,000328	Autocorrelación presente
ARCH-LM	46,7702	< 0,0001	Efectos ARCH detectados
Jarque-Bera	4195,5103	< 0,0001	Distribución no normal

Fuente: elaboración propia.

4. Metodología

4.1 Especificación del modelo

Se estima un modelo autorregresivo con cambio de régimen de Markov en el que los retornos siguen un proceso autorregresivo de orden p cuya media y varianza dependen de un estado latente no observable que evoluciona según una cadena de Markov de primer orden con dos regímenes. La probabilidad de transición entre estados es constante y la matriz de transición resultante determina tanto la persistencia de cada régimen como la duración media esperada, obtenida como el inverso de la probabilidad de abandono del estado. La estimación se realiza por máxima verosimilitud mediante el filtro de Hamilton (Hamilton, 1990), procedimiento equivalente al algoritmo forward de los modelos de estados ocultos.

La especificación adoptada permite que la varianza cambie entre regímenes pero mantiene los coeficientes autorregresivos comunes a ambos estados. Esta restricción responde a un criterio de parsimonia: la evidencia descriptiva sugiere que la diferencia entre estados se concentra en la magnitud de la volatilidad y no en la estructura de dependencia temporal, y liberar los coeficientes autorregresivos en ambos regímenes multiplicaría el número de parámetros sin justificación empírica. La estimación emplea matriz de covarianzas robusta de cuasi-máxima verosimilitud. Para mitigar el riesgo de óptimos locales, característico de la verosimilitud multimodal de esta clase de modelos, la maximización parte del mejor de cincuenta conjuntos de valores iniciales aleatorios, cada uno refinado con cinco iteraciones del algoritmo EM. La verosimilitud asocia la varianza de cada observación al régimen vigente en esa misma fecha. La implementación de statsmodels (MarkovAutoregression, comprobada en las versiones 0.14.5 y 0.15.0), cuando la varianza cambia con el régimen y el orden autorregresivo es mayor que uno, la asocia en cambio al régimen de $p - 1$ observaciones antes, por lo que esa función se corrigió antes de la estimación.

4.2 Selección del orden autorregresivo

El orden autorregresivo se determinó mediante criterios de información sobre órdenes de 1 a 12. Ambos criterios tienden a disminuir con el orden, aunque no de manera monotónica (el BIC aumenta levemente entre los órdenes 1 y 3, y ambos repuntan en el orden 8), y alcanzan su valor más bajo en el orden 12, de modo que no presentan un mínimo interior en el rango evaluado. Ante la ausencia de un óptimo identificado, la selección se resolvió mediante un criterio de viabilidad computacional: el costo del filtro de Hamilton crece exponencialmente con el orden y la estimación del orden 13 debió interrumpirse tras dos horas sin converger. Se adoptó el orden 10 como especificación final, dado que los órdenes 11 y 12 solo pudieron estimarse con un número reducido de reinicios y por tanto con menor garantía de robustez del óptimo alcanzado. Cabe notar que la función de autocorrelación parcial sugiere una estructura de bajo orden, pero evalúa la contribución individual de cada rezago y no la capacidad explicativa conjunta del bloque autorregresivo, que es lo que recogen los criterios de información.

4.3 Protocolo de evaluación fuera de muestra

La evaluación de la capacidad de generalización emplea una partición temporal de la serie que preserva el orden cronológico. El conjunto de entrenamiento comprende desde julio de 2024 hasta el 31 de octubre de 2025 (322 observaciones, 69,7%) y el de prueba desde noviembre de 2025 hasta junio de 2026 (140 observaciones, 30,3%). El punto de corte se fijó por un criterio de estimabilidad: el conjunto de prueba debe contener observaciones de ambas clases para que las métricas de clasificación sean calculables, condición

que este corte satisface al incluir tanto el episodio de estrés de diciembre de 2025 como la fase de estabilización posterior.

El modelo se re-estima exclusivamente sobre el conjunto de entrenamiento y sus parámetros se mantienen fijos al aplicar el filtro sobre el periodo de prueba, de modo que la probabilidad de régimen asignada a cada día utiliza únicamente información disponible hasta el día anterior. En esta submuestra la búsqueda aleatoria converge a un óptimo local (log-verosimilitud de −392,27), por lo que se adopta el máximo superior (−391,46) que se alcanza partiendo de los parámetros de la muestra completa; esos valores solo fijan el punto de partida de una optimización que utiliza exclusivamente la verosimilitud del conjunto de entrenamiento. Esta distinción es esencial: las probabilidades suavizadas, habituales en la literatura aplicada, incorporan información de toda la muestra y son válidas para clasificación histórica pero no para evaluar capacidad predictiva.

Dado que los regímenes son estados latentes sin etiqueta observable, la evaluación de clasificación requiere una etiqueta proxy declarada: un día se considera de estrés si la volatilidad realizada de cinco días supera el percentil 75 de esa misma medida en el conjunto de entrenamiento, umbral que aproxima la proporción de días especulativos identificada dentro de muestra. Sobre esa base se reportan matriz de confusión, precisión, sensibilidad, F1-Score, área bajo la curva ROC y puntaje de Brier, junto con un análisis de sensibilidad respecto del umbral de etiquetado. La clasificación binaria emplea un umbral de decisión calibrado en el conjunto de entrenamiento como el que maximiza el F1-Score, sin utilizar información del periodo de prueba. El desempeño predictivo se compara además contra tres modelos de referencia (naive de media y varianza constantes, AR(10) de varianza constante y GARCH(1,1)), empleando como métrica principal el log-score predictivo medio, regla de puntuación propia que evalúa la totalidad de la densidad pronosticada (Gneiting & Raftery, 2007), complementada por la raíz del error cuadrático medio (RMSE) de la media y la pérdida QLIKE de la varianza (Patton, 2011). Finalmente, el Valor en Riesgo a un día, derivado de la densidad predictiva como mezcla de las componentes de cada régimen, se somete a las pruebas de cobertura incondicional de Kupiec (1995) y de independencia de Christoffersen (1998).

5. Resultados

5.1 Parámetros por régimen

La estimación identifica dos regímenes claramente diferenciados por su volatilidad. El régimen especulativo presenta una varianza condicional de 9,3229, aproximadamente 68 veces superior a la del régimen de calma (0,1371), con ambas estimaciones significativas al 1%. En cuanto a la tendencia central, ninguna de las medias por régimen es estadísticamente distinta de cero: la del régimen especulativo es de 0,1805% (p = 0,591) y la del régimen de calma de −0,0357% (p = 0,320), lo que confirma la ausencia de tendencia direccional sistemática tanto en los periodos de estrés como en los de estabilidad (Tabla 3).

Tabla 3. Parámetros estimados por régimen

Régimen	Parámetro	Coeficiente	Error estándar	z	Valor p
Especulativo	μ	0,1805	0,336	0,537	0,591

Especulativo	σ^2	9,3229	2,089	4,462	< 0,001
Calma	μ	−0,0357	0,036	−0,995	0,320
Calma	σ^2	0,1371	0,021	6,413	< 0,001

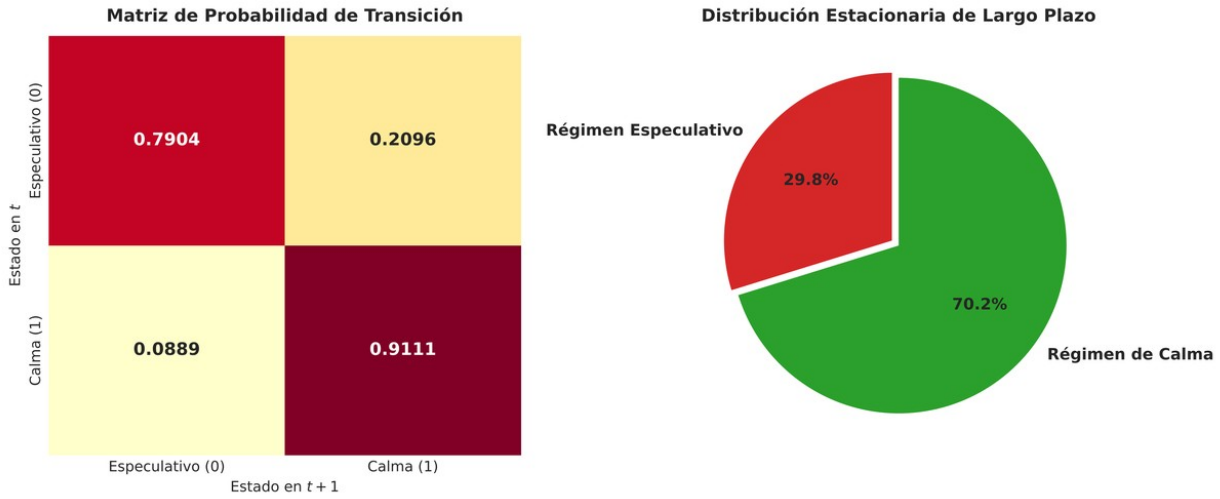
Nota: μ es la media de los retornos en cada régimen. Fuente: elaboración propia.

Este resultado tiene una implicación sustantiva: la diferenciación entre estados obedece a la intensidad del riesgo y no a expectativas de depreciación diferenciadas. La media del régimen especulativo, positiva pero no significativa, refleja que los episodios de tensión incluyen tanto alzas abruptas como correcciones igualmente rápidas, de modo que su media condicional resulta contenida. En cuanto a la estructura autorregresiva, cinco de los diez rezagos resultan significativos al 5% (L1, L3, L5, L9 y L10), siendo el primero el de mayor magnitud (0,1148); la significancia de los rezagos más alejados indica que la incorporación de información en el mercado se extiende hasta diez días hábiles, aproximadamente dos semanas.

5.2 Dinámica de transición y persistencia

La matriz de transición estimada evidencia una asimetría marcada en la persistencia de los estados. La probabilidad de permanecer en el régimen de calma alcanza 91,11%, frente a 79,04% para el régimen especulativo, lo que implica duraciones medias esperadas de 11,25 y 4,77 días hábiles respectivamente. La distribución estacionaria asigna una probabilidad de 70,2% al régimen de calma y de 29,8% al especulativo (Gráfico 2).

Gráfico 2. Matriz de transición y distribución estacionaria de largo plazo



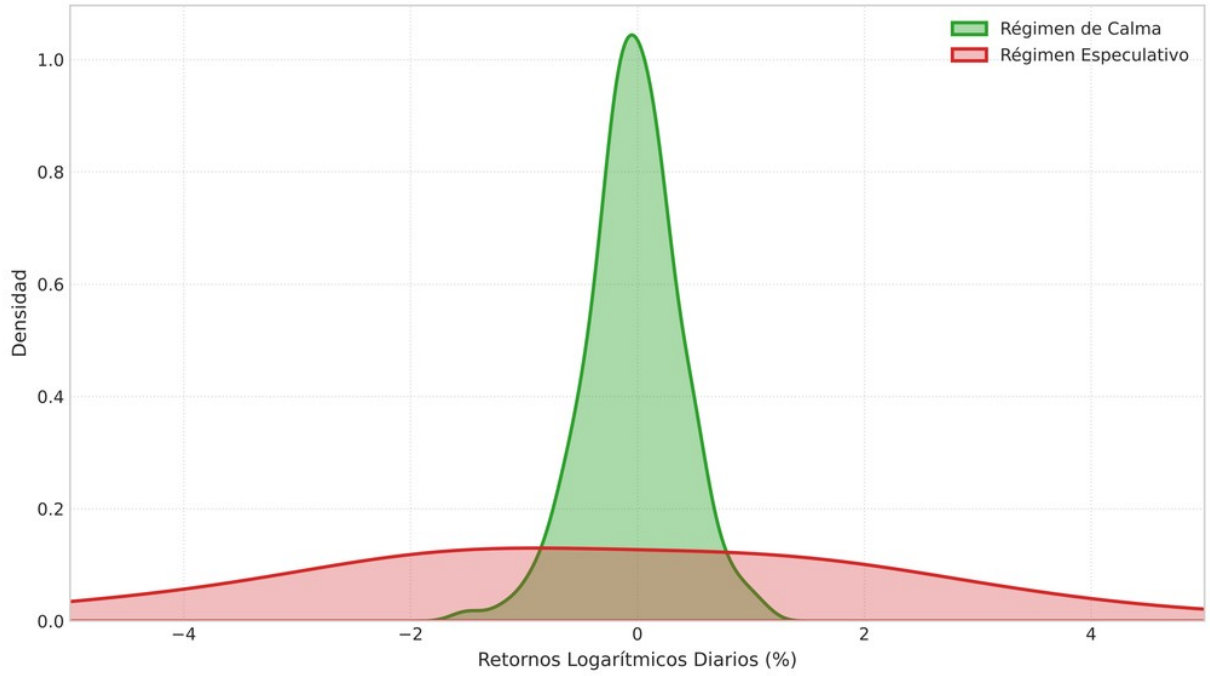
Fuente: elaboración propia.

Este es el resultado central del trabajo y contradice la lectura de deterioro monotónico. Los episodios de estrés cambiario son intensos pero transitorios, con una duración media cercana a una semana calendario, y el mercado retorna de manera recurrente a un estado de calma que domina la dinámica de largo plazo. La evidencia es consistente con una demanda de dólares digitales motivada principalmente por necesidades temporales de cobertura ante incrementos de incertidumbre, antes que por una expectativa consolidada de

depreciación permanente (Bocola & Lorenzoni, 2020) (Basso, Calvo, & Jurgilas, 2011). La elevada persistencia de ambos estados, por su parte, coincide con la evidencia internacional para mercados cambiarios sujetos a intervención estatal (Frömmel, MacDonald, & Menkhoff, 2005).

La distribución de los retornos condicionada a cada régimen confirma que la diferenciación es de dispersión y no de localización: la densidad del régimen de calma se concentra estrechamente alrededor de cero mientras que la del régimen especulativo presenta colas sustancialmente más amplias (Gráfico 3).

Gráfico 3. Densidad condicional de los retornos por régimen inferido



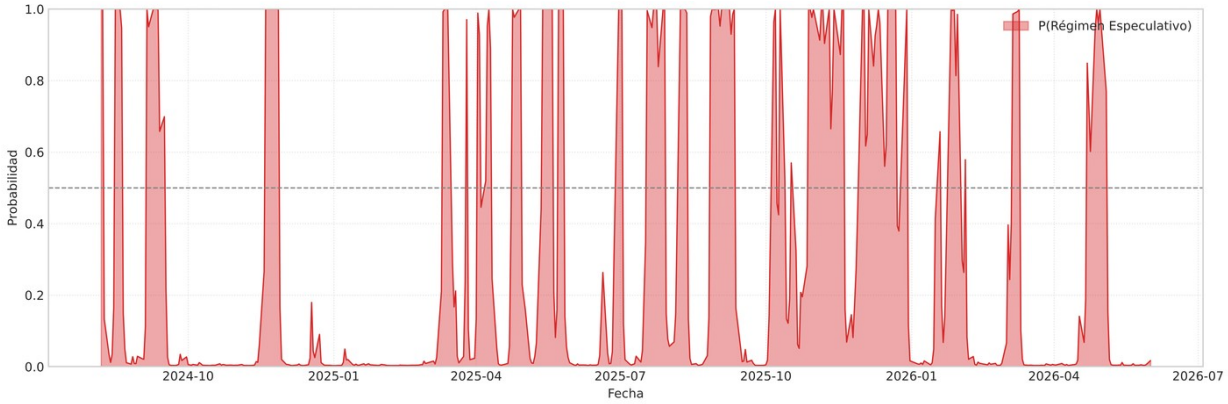
Fuente: elaboración propia.

5.3 Clasificación histórica y validación

La probabilidad suavizada del régimen especulativo no aumenta de manera continua, sino en episodios breves y recurrentes: se identifican 26 episodios con probabilidad superior a 0,5, la mayoría de pocos días. Se concentran en la fase de depreciación acelerada entre marzo y mayo de 2025, que culminó en el máximo de Bs 18,23, en la corrección de julio a septiembre de 2025 y, con mayor intensidad, entre fines de octubre y diciembre de 2025, cuando el régimen especulativo abarca el 61% de las observaciones de noviembre y el 81% de las de diciembre, mientras el tipo de cambio paralelo descendía de Bs 11,46 a Bs 9,67; fuera de esos

periodos aparecen episodios aislados en la segunda mitad de 2024 y en 2026. La correspondencia entre la clasificación del modelo y la cronología observada del mercado constituye evidencia de que la identificación de episodios de estrés se logra utilizando exclusivamente la información contenida en la dinámica de los retornos (Gráfico 4).

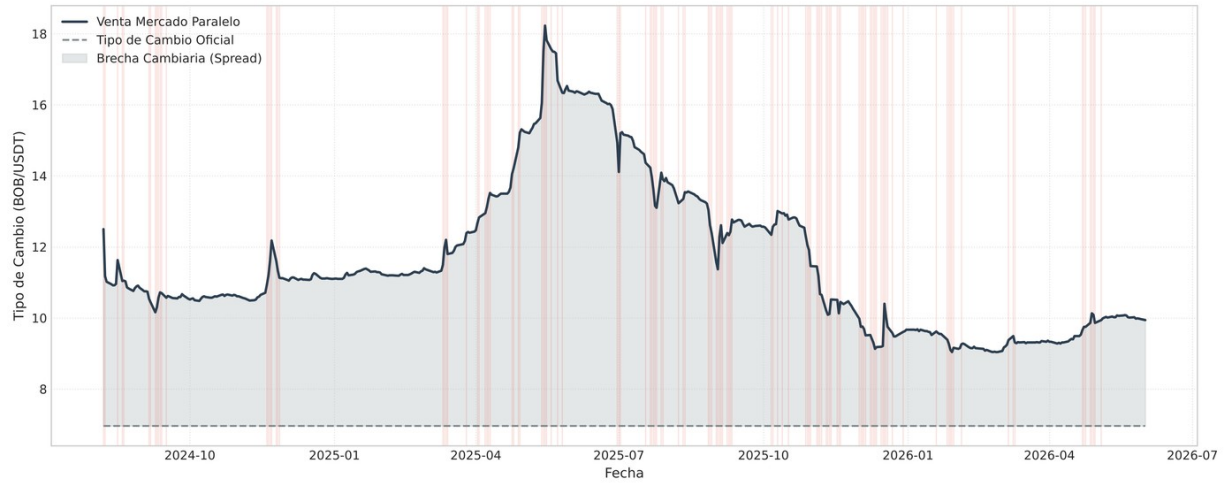
Gráfico 4. Probabilidad suavizada del régimen especulativo



Fuente: elaboración propia.

La clasificación de las 452 observaciones efectivas asigna 329 (72,8%) al régimen de calma y 123 (27,2%) al régimen especulativo. La brecha cambiaria promedio respecto del tipo oficial alcanza Bs 4,62 durante la calma y Bs 4,77 durante el estrés. La diferencia entre ambos promedios, de Bs 0,15, es reducida frente a la amplitud total de la brecha en el periodo, lo que refuerza el diagnóstico anterior: los regímenes se distinguen por la intensidad de las fluctuaciones más que por el nivel de la brecha (Gráfico 5).

Gráfico 5. Brecha cambiaria y clasificación de regímenes



Fuente: elaboración propia.

El diagnóstico posterior a la estimación valida la especificación en su dimensión de dependencia temporal: la prueba de Ljung-Box sobre los residuos no rechaza la ausencia de autocorrelación (p = 0,3207), frente al rechazo obtenido sobre los retornos originales, confirmando que diez rezagos son suficientes para capturar la dependencia lineal. La prueba ARCH-LM, en cambio, continúa rechazando la homocedasticidad

(p = 0,0018), indicando que la varianza dependiente del régimen absorbió una parte considerable pero no la totalidad de la heterocedasticidad condicional. Esta es la principal limitación estadística del modelo y motiva la extensión hacia especificaciones Markov-Switching GARCH.

5.4 Evaluación predictiva fuera de muestra

La re-estimación del modelo sobre el conjunto de entrenamiento reproduce con fidelidad los parámetros de la muestra completa: la razón de varianzas entre regímenes es de 83 veces frente a 68 en la muestra completa, las duraciones medias resultan de 11,59 y 4,59 días hábiles frente a 11,25 y 4,77, y el patrón de significancia de los rezagos autorregresivos se conserva íntegramente. Esta estabilidad ante la reducción de la muestra constituye evidencia de robustez estructural de la especificación.

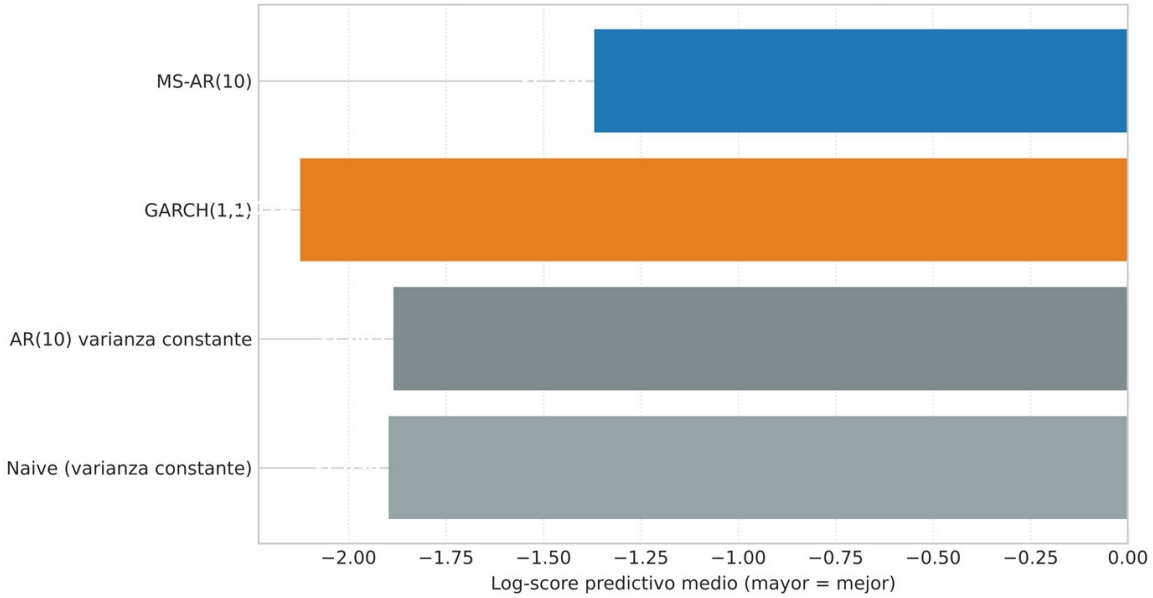
La comparación del desempeño predictivo fuera de muestra muestra que el modelo de regímenes domina a los tres modelos de referencia en la métrica principal por un margen amplio, con un log-score de −1,3699 frente a −1,8846 del mejor competidor. El GARCH(1,1) registra el peor desempeño, penalizado por la sobrerreacción de su varianza pronosticada tras el episodio de diciembre de 2025. En la RMSE de la media los cuatro modelos resultan prácticamente indistinguibles, resultado esperable en una serie con retorno medio cercano a cero, lo que confirma que el contenido informativo del modelo reside en la varianza y no en la dirección. La pérdida QLIKE lo confirma: el modelo de regímenes obtiene también el mejor registro (1,5973 frente a 1,8748 del AR(10) de varianza constante), de modo que su varianza pronosticada se ajusta mejor a la volatilidad observada, aun en un periodo de prueba dominado por la fase de calma (Tabla 4, Gráfico 6).

Tabla 4. Comparación fuera de muestra con modelos de referencia

Modelo	Log-score predictivo	RMSE (media)	QLIKE (varianza)
Naive (varianza constante)	−1,8977	1,5408	1,9552
AR(10) varianza constante	−1,8846	1,5887	1,8748
GARCH(1,1)	−2,1243	1,5423	2,4190
MS-AR(10)	−1,3699	1,5619	1,5973

Nota: log-score mayor (menos negativo) indica mejor desempeño; RMSE y QLIKE menores indican mejor desempeño. Fuente: elaboración propia.

Gráfico 6. Desempeño predictivo fuera de muestra por modelo



Fuente: elaboración propia.

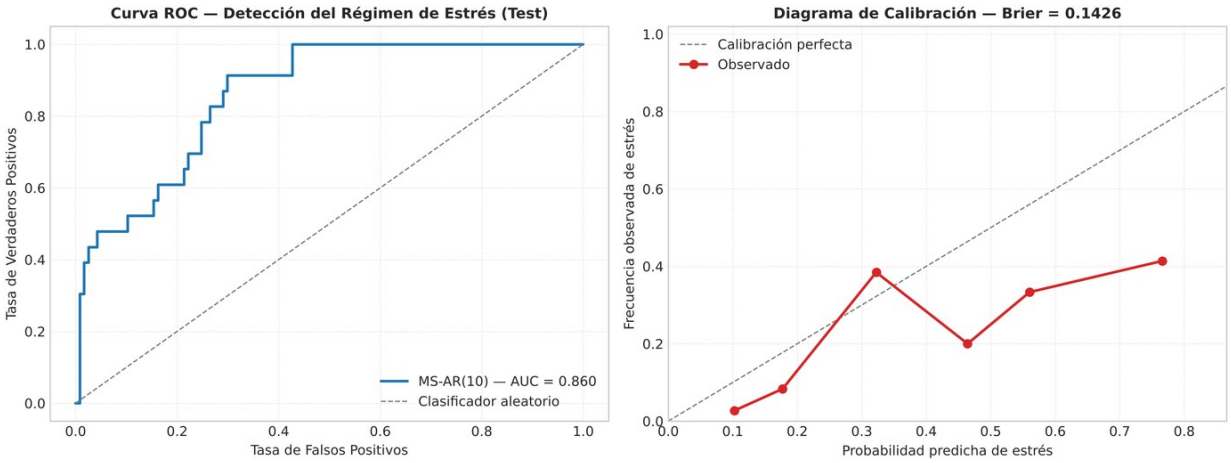
La probabilidad de estrés anticipada un paso adelante tiene, además, una capacidad de discriminación considerable. Con el umbral calibrado en entrenamiento (0,20), el modelo identifica 21 de los 23 días de estrés del periodo de prueba, con una sensibilidad de 91,3%, al costo de 35 falsas alarmas, lo que sitúa la precisión en 37,5% y el F1-Score en 0,532. El área bajo la curva ROC alcanza 0,860, muy por encima de la de un clasificador aleatorio (Tabla 5, Gráfico 7). El análisis de sensibilidad respecto del umbral de etiquetado, evaluado en los percentiles 70, 75 y 80 del conjunto de entrenamiento, confirma la estabilidad del resultado con valores de AUC entre 0,860 y 0,890.

Tabla 5. Clasificación fuera de muestra: anticipada frente a contemporánea

Enfoque	Precisión	Sensibilidad	F1-Score	AUC-ROC	Brier
Anticipada un paso adelante	0,3750	0,9130	0,5316	0,8599	0,1426
Contemporánea (filtrada)	0,3281	0,9130	0,4828	0,8606	0,1844

Nota: umbrales de decisión calibrados en entrenamiento: 0,20 (anticipada) y 0,07 (contemporánea). Fuente: elaboración propia.

Gráfico 7. Curva ROC y diagrama de calibración



Fuente: elaboración propia.

Un ejercicio complementario compara la anticipación con la clasificación contemporánea, que emplea las probabilidades filtradas con la información del propio día y un umbral calibrado del mismo modo (0,07): la sensibilidad se mantiene en 91,3%, la precisión baja a 32,8% y el F1-Score a 0,483, con un AUC de 0,861 y un puntaje de Brier de 0,184. La anticipación un día no pierde capacidad de discriminación frente a la clasificación contemporánea, de modo que la probabilidad predicha funciona como alerta temprana. Su limitación es la proporción de falsas alarmas: en el periodo de prueba, de menor volatilidad que el de entrenamiento, movimientos diarios aislados en torno a 1% o 2% resultan improbables bajo el régimen de calma, cuya desviación estándar es de 0,36%, y elevan la probabilidad de estrés del día siguiente aunque no lleven la volatilidad realizada de cinco días por encima del umbral de la etiqueta. El retorno del día previo a las falsas alarmas tiene una mediana de 1,16% en valor absoluto, frente a 0,22% en los días correctamente clasificados como de calma.

5.5 Backtesting del Valor en Riesgo

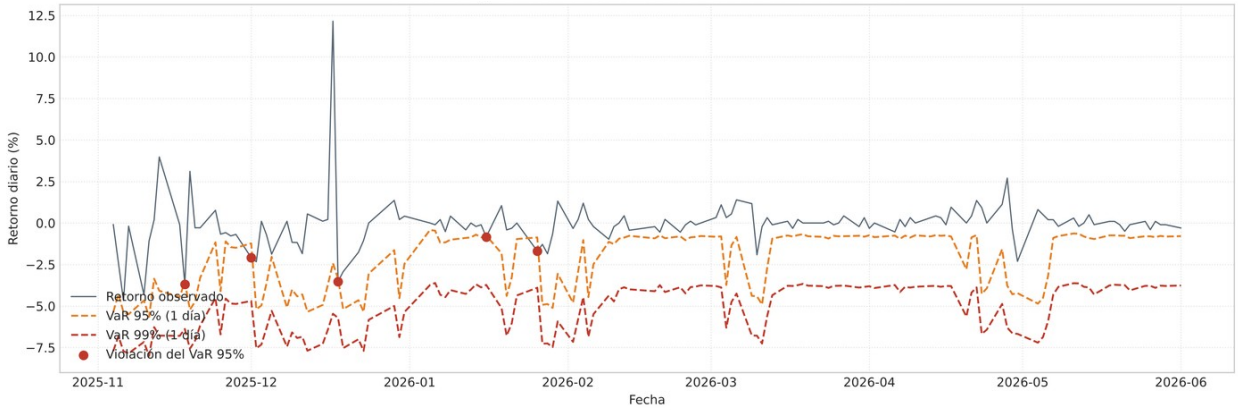
El Valor en Riesgo a un día, calculado para cada fecha del periodo de prueba a partir de la densidad predictiva del modelo, supera formalmente el criterio estándar de adecuación. La prueba de Kupiec no rechaza la cobertura correcta en ninguno de los dos niveles: al 95% se registran 5 violaciones frente a 7,0 esperadas ($p = 0,4147$) y al 99% ninguna frente a 1,4 esperadas ($p = 0,0934$). La prueba de Christoffersen al 95% tampoco rechaza la independencia de las violaciones ($p = 0,5413$), descartando su agrupamiento temporal; al 99% no resulta computable por ausencia de violaciones. Debe notarse que con 140 observaciones la potencia del backtesting al 99% es limitada (Tabla 6, Gráfico 8).

Tabla 6. Backtesting del Valor en Riesgo a un día

Medida	Violaciones	Esperadas	p-valor Kupiec	p-valor Christoffersen
VaR 95%	5/140	7,0	0,4147	0,5413
VaR 99%	0/140	1,4	0,0934	n/a

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 8. Retornos observados frente al Valor en Riesgo estimado



Fuente: elaboración propia.

El número de violaciones inferior al esperado revela un sesgo levemente conservador: los cuantiles pronosticados sobreestiman moderadamente el riesgo durante las fases de calma, como consecuencia del peso positivo que la dinámica de transición asigna permanentemente al régimen de estrés. Desde la perspectiva de la gestión de riesgos este sesgo es prudencial, en tanto conduce a provisiones suficientes.

6. Conclusiones

El mercado paralelo del dólar en Bolivia, en su fase de digitalización mediante stablecoins, exhibe una dinámica gobernada por la alternancia entre dos regímenes que difieren fundamentalmente en volatilidad y no en tendencia. Los episodios de estrés son intensos pero transitorios, con una duración media de 4,77 días hábiles, mientras que las fases de calma persisten en promedio 11,25 días hábiles y concentran el 70,2% de la distribución estacionaria de largo plazo.

Este patrón difiere de lo que anticiparía la literatura clásica sobre crisis cambiarias en economías con regímenes administrados. En lugar de un deterioro continuo que conduzca progresivamente al colapso de la paridad oficial, los resultados muestran una dinámica cíclica en la que los episodios de presión son seguidos por procesos de normalización. La interpretación consistente con esta evidencia es que la demanda de dólares digitales responde principalmente a necesidades temporales de cobertura frente a incrementos de la incertidumbre, y que el mercado USDT/BOB cumple una función que trasciende la mera escasez de divisas, actuando como mecanismo de cobertura ante shocks de confianza. Una implicación práctica directa es que un aumento de la volatilidad no debe interpretarse automáticamente como el inicio de una depreciación permanente, distinción que los modelos lineales tienden a no capturar.

La evaluación fuera de muestra respalda la especificación como descripción del proceso generador de los datos: el modelo supera con amplitud a las alternativas de varianza constante y de volatilidad condicional gaussiana en log-score predictivo y en pérdida QLIKE, su Valor en Riesgo no es rechazado por las pruebas

de cobertura ni de independencia, y sus parámetros permanecen estables ante la reducción de la muestra. La probabilidad de estrés anticipada un día discrimina bien los días de estrés (AUC-ROC de 0,86) y detecta casi todos los del periodo de prueba, con la misma capacidad de discriminación que la clasificación contemporánea, aunque con una proporción elevada de falsas alarmas. El alcance del modelo queda así delimitado con precisión: identificación probabilística del estado, caracterización de la dinámica de transición, alerta temprana y cuantificación del riesgo, antes que predicción exacta del momento de las crisis.

Tres extensiones se desprenden de estos resultados. Primera, la persistencia de efectos ARCH en los residuos motiva especificaciones Markov-Switching GARCH con distribuciones de colas pesadas, que previsiblemente mejorarían la estimación de las medidas de riesgo. Segunda, la evaluación de un tercer régimen, sustentada en criterios de información, podría capturar estados de transición o episodios de crisis de mayor intensidad. Tercera, y más relevante en términos de política, la proporción de falsas alarmas indica que la historia de los retornos no basta para precisar el momento de quiebre: la incorporación de variables macroeconómicas (reservas internacionales netas, variables fiscales, anuncios de política cambiaria) como determinantes de probabilidades de transición variables en el tiempo constituye la vía natural para vincular los cambios de régimen con los factores estructurales que los originan.

Referencias

Agénor, P. (1991). A Monetary Model of the Parallel Market for Foreign Exchange. Journal of Economic Studies, 18.

Amajaya, R. (2026). Dinámica del mercado digital de divisas USDT/BOB y su impacto en la economía boliviana. Boletín Económico Virtual.

Banco Central de Bolivia. (2011). Nota de Prensa NP 42/2011. La Paz.

Basso, H., Calvo, O., & Jurgilas, M. (2011). Financial dollarization: The role of foreign-owned banks and interest rates. Journal of Banking & Finance, 35, 794–806.

Bergman, M., & Hansson, J. (2005). Real exchange rates and switching regimes. Journal of International Money and Finance, 24, 121–138.

Bocola, L., & Lorenzoni, G. (2020). Financial Crises, Dollarization, and Lending of Last Resort in Open Economies. American Economic Review, 110, 2524–2557.

Caporale, G., & Spagnolo, N. (2004). Modelling East Asian exchange rates: a Markov-switching approach. Applied Financial Economics, 14, 233–242.

Caporale, G., & Zekokh, T. (2019). Modelling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models. Research in International Business and Finance, 48, 143–155.

Christoffersen, P. (1998). Evaluating Interval Forecasts. International Economic Review, 39, 841–862.

Dornbusch, R. (1986). Special Exchange Rates for Capital Account Transactions. The World Bank Economic Review, 1, 3–33.

Figà, G., Focardi, S., & Patacca, M. (2019). Regime Switching Analysis of Cryptocurrencies. SSRN Electronic Journal.

Frömmel, M., MacDonald, R., & Menkhoff, L. (2005). Markov switching regimes in a monetary exchange rate model. Economic Modelling, 22, 485–502.

Giudici, P., & Hashish, I. (2020). A hidden Markov model to detect regime changes in cryptoasset markets. Quality and Reliability Engineering International, 36, 2057–2065.

Gneiting, T., & Raftery, A. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation. Journal of the American Statistical Association, 102, 359–378.

Hamilton, J. (1990). Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime. Journal of Econometrics, 45, 39–70.

Kiguel, M., & O'Connell, S. (1995). Parallel Exchange Rates in Developing Countries. The World Bank Research Observer, 10, 21–52.

Kupiec, P. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. The Journal of Derivatives, 3, 73–84.

Lee, H.-Y., & Chen, S.-L. (2006). Why use Markov-switching models in exchange rate prediction? Economic Modelling, 23, 662–668.

Ma, F., Liang, C., Ma, Y., & Wahab, M. (2020). Cryptocurrency volatility forecasting: A Markov regime-switching MIDAS approach. Journal of Forecasting, 39, 1277–1290.

Patton, A. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies. Journal of Econometrics, 160, 246–256.

Stillwagon, J., & Sullivan, P. (2019). Markov switching in exchange rate models: will more regimes help? Empirical Economics, 59, 413–436.

Syllignakis, M., & Kouretas, G. (2011). Markov-switching regimes and the monetary model of exchange rate determination: Evidence from the Central and Eastern European markets. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 21, 707–723.

Wang, G.-J., Ma, X.-y., & Wu, H.-y. (2020). Are stablecoins truly diversifiers, hedges, or safe havens against traditional cryptocurrencies as their name suggests? Research in International Business and Finance, 54.