

## Análisis multidimensional del mercado eléctrico mexicano: índice de estrés, eficiencia informacional y modelos de cambio de régimen (2016-2024)

Multidimensional analysis of the Mexican electricity market: stress index, informational efficiency and regime-switching models (2016-2024)

Wellcome Peujio Jiotsop Foze

### Resumen

*Objetivo:* Caracterizar la dinámica del Mercado Eléctrico Mayorista (MEM) de México durante 2016-2024 mediante tres herramientas complementarias.

*Metodología:* Se construye un Índice de Estrés (IEME) con PCA estático y dinámico, indicadores de eficiencia informacional y modelos Markov-switching con variables exógenas; se complementa con TAR y AR-GARCH.

*Resultados:* El IEME validado contra tres eventos sistémicos arroja un AUC dinámico de 0.78; el modelo Markov-switching con tres regímenes es favorecido por BIC.

*Limitaciones:* El diseño es descriptivo, no permite atribución causal y no incorpora variables de oferta ni meteorológicas.

*Originalidad:* Propone un IEME validable contra eventos observables y modelos con exógenas y tres regímenes para el MEM.

*Conclusiones:* La frecuencia de estados de estrés aumentó entre liberalización (5.5%) y re-centralización (31.8%), coincidiendo con shocks exógenos contemporáneos.

**Palabras clave:** mercado eléctrico, modelos de cambio de régimen, índice de estrés, eficiencia informacional, política energética.

**JEL Classification:** C32, C58, L94, Q41, Q48.

### Abstract

*Objective:* To characterize the dynamics of Mexico's Wholesale Electricity Market (MEM) during 2016-2024 using three complementary tools.

*Methodology:* An Electricity Market Stress Index (EMSI) is built with static and rolling-window PCA; informational efficiency indicators and Markov-switching models with exogenous variables are estimated, complemented by TAR and AR-GARCH.

*Results:* The EMSI validated against three documented events yields a dynamic AUC of 0.78; the three-regime Markov-switching model is favored by BIC.

*Limitations:* The design is descriptive and does not allow causal attribution; supply and weather variables are not incorporated.

*Originality:* An EMSI is proposed that is validable against observable events, with three regimes and exogenous controls for the MEM.

*Conclusions:* The frequency of stress states increased between liberalization (5.5%) and re-centralization (31.8%), coinciding with contemporaneous exogenous shocks.

**Keywords:** electricity market, regime-switching models, stress index, informational efficiency, energy policy.

**Clasificación JEL:** C32, C58, L94, Q41, Q48.

Wellcome Peujio Jiotsop Foze Postdoctoral Researcher, Energy Program. El Colegio de México (COLMEX). México. Email: [wpeujio@colmex.mx](mailto:wpeujio@colmex.mx)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9320-4349>

## Introducción

El sector eléctrico mexicano experimentó dos cambios estructurales en una década. En 2013-2014, la Reforma Energética y la Ley de la Industria Eléctrica desmantelaron el monopolio vertical de la Comisión Federal de Electricidad y crearon el Mercado Eléctrico Mayorista (MEM), administrado por el Centro Nacional de Control de Energía (CENACE) como operador independiente del sistema. A partir de 2019 las decisiones de política comenzaron a revertir varios elementos del diseño liberalizado: cancelación de subastas de largo plazo, modificaciones al despacho de carga y, en marzo de 2021, una reforma a la Ley de la Industria Eléctrica (LIE) que reasignó preponderancias a favor de la generación estatal.

Esta secuencia de cambios genera una pregunta empírica precisa: ¿cómo evolucionaron las propiedades estadísticas de los precios y el comportamiento sistémico del MEM a lo largo de las distintas fases regulatorias? Más allá de los cambios de nivel en los precios, ¿se modificaron la persistencia, la volatilidad condicional, la integración regional o la frecuencia de estados de operación tensos? Responder estas preguntas requiere un marco analítico capaz de manejar la naturaleza no lineal de los precios eléctricos, las altas frecuencias de muestreo y los cambios estructurales potenciales.

Este trabajo desarrolla y aplica tres herramientas complementarias. Primero, un Índice de Estrés del Mercado Eléctrico (IEME) que adapta la lógica de los índices de estrés financiero al sector eléctrico, agregando información de volatilidad de precios, dispersión regional, intensidad de demanda y eventos extremos. Construimos dos versiones del IEME: una con pesos PCA fijos (estática) y otra con pesos PCA recalculados sobre ventanas móviles (dinámica), atendiendo la observación de que la estructura de covarianza del estrés puede no ser constante en el tiempo. Validamos el IEME mediante su capacidad para clasificar correctamente tres

eventos sistémicos documentados: el apagón nacional del 28 de diciembre de 2020, la crisis de suministro de gas asociada a la tormenta invernal de Texas (15 al 19 de febrero de 2021) y el estado operativo de emergencia del 7 de mayo de 2024.

Segundo, un conjunto de indicadores de eficiencia informacional, distinguiendo explícitamente entre la eficiencia débil (ausencia de autocorrelación en retornos), la eficiencia martingala (Lo y MacKinlay, 1988) medida por el ratio de varianzas, y la integración regional medida como dispersión de correlaciones entre las siete regiones del Sistema Interconectado Nacional. Tercero, modelos Markov-switching que incorporan variables exógenas (precios de gas natural Henry Hub, demanda nacional, dummies de COVID-19) tanto en la media como en la varianza, complementados con pruebas de robustez basadas en modelos threshold (TAR/SETAR) y AR-GARCH.

Las contribuciones del trabajo son tres. Primero, ofrecemos una caracterización empírica de las propiedades de segundo orden de los precios del MEM durante el periodo 2016-2024 que incorpora variables explicativas relevantes: precios internacionales del gas (que determinan en gran parte el costo marginal de la generación térmica mexicana) y dummies para eventos exógenos como la pandemia. Esto permite separar el componente que se explica por shocks observables del componente que se explica por cambios en la dinámica del mercado mismo. Segundo, proponemos una construcción del IEME que es validable: contrastamos el índice contra eventos sistémicos documentados públicamente y reportamos métricas de clasificación (AUC). Esto permite al lector evaluar si el índice efectivamente captura estrés observable, en lugar de simplemente postularlo. Tercero, implementamos versiones dinámicas del PCA, modelos de tres regímenes (favorecidos por el criterio BIC sobre la especificación de dos regímenes), y modelos alternativos (TAR, AR-

GARCH) como pruebas de robustez.

Es importante delimitar lo que este trabajo no hace. Las correlaciones entre el periodo regulatorio y los indicadores de mercado se reportan como hechos estilizados; el diseño de identificación causal está fuera del alcance de un análisis con una sola serie nacional sin grupo de control válido. El trabajo no incorpora variables de oferta (capacidad disponible por tipo de combustible, generación renovable horaria) ni datos meteorológicos; estas son limitaciones explícitas que discutimos en la Sección de conclusiones, limitaciones y extensiones. Tampoco intentamos cuantificar pérdidas de bienestar en pesos: al carecer de estimaciones independientes de costos marginales y elasticidades de demanda confiables, hacerlo sería especulativo. Lo que sí ofrecemos es evidencia descriptiva sólida y reproducible sobre las propiedades estadísticas del mercado, contrastable con eventos verificables, que puede servir como insumo para análisis posteriores con identificación causal más robusta.

El documento se estructura de la siguiente manera: en la siguiente sección se revisa la literatura relevante y se expone el marco conceptual. Posteriormente, se describen los datos y se presentan las estadísticas descriptivas. A continuación, se detalla la metodología empleada. Luego, se muestran los resultados, se discute su interpretación y, finalmente, se concluye con las limitaciones del estudio y posibles extensiones futuras.

## Marco teórico y literatura

### El mercado eléctrico mexicano

Hasta 2014 el sector eléctrico mexicano operó como un monopolio estatal verticalmente integrado en la CFE bajo la Ley del Servicio Público de Energía Eléctrica de 1975. La Reforma Energética de 2013 y la LIE de 2014 desintegraron las actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización, y crearon

el MEM bajo la operación independiente del CENACE. Tres subastas de largo plazo entre 2016 y 2017 incorporaron capacidad principalmente renovable (Alpizar-Castro y Rodríguez-Monroy, 2016). Zenón y Rosellón (2017) describen la estructura regulatoria y los mecanismos de mercado del MEM en su forma original.

A partir de 2019 la política energética inició una fase de re-centralización. Se cancelaron subastas, se promovieron modificaciones reglamentarias al despacho y, en marzo de 2021, el Congreso aprobó una reforma a la LIE que reordenó las prelación de despacho a favor de la CFE (Grunstein y Payan, 2022). Estos cambios coincidieron temporalmente con la pandemia de COVID-19, lo que complica la atribución de cambios observados en los indicadores de mercado a una única causa. La Comisión Reguladora de Energía documentó un incremento sostenido en la frecuencia de estados operativos de alerta y emergencia emitidos por CENACE durante 2021 (CRE, 2022).

### Eficiencia en mercados eléctricos

La medición de eficiencia en mercados eléctricos requiere precisión conceptual. Distinguimos al menos tres acepciones. La eficiencia productiva o de costos (Borenstein, et al., 2002) compara precios observados con costos marginales competitivos y requiere datos de oferta detallados. La eficiencia de adecuación dinámica (Cramton y Stoft, 2006) se refiere al equilibrio intertemporal entre demanda y capacidad instalada. La eficiencia informacional, de raíces en la literatura financiera (Fama, 1970; Lo y MacKinlay, 1988), examina si los precios incorporan rápidamente la información disponible y si se aproximan a procesos martingala.

Este trabajo se enfoca en la eficiencia informacional porque es la única que admite identificación robusta a partir de los datos públicos disponibles (PML horarios y demanda). Renunciamos explícitamente a hablar de eficiencia

productiva o de bienestar; tales afirmaciones requerirían datos de oferta y elasticidades de demanda que no son públicos en México con la frecuencia y desagregación necesarias.

### Modelos de cambio de régimen en mercados energéticos

Los modelos de cambio de régimen capturan la naturaleza no lineal de los precios eléctricos, donde los retornos exhiben spikes asimétricos, volatilidad cambiante y persistencia variable. Hamilton (1989) introdujo los modelos de Markov-switching en econometría. Ethier y Mount (1998), así como Huisman y Mahieu (2003), los adaptaron a precios de electricidad, identificando regímenes de precios bajos y altos en mercados eléctricos liberalizados. Janczura y Weron (2010) ofrecen una comparación empírica entre especificaciones alternativas de cambio de régimen para precios spot. Bierbrauer et al., (2007) muestran que los modelos de regímenes son prácticamente necesarios para describir la dinámica de precios en mercados europeos.

Existen alternativas no markovianas: los modelos *threshold* autorregresivos (TAR) y SETAR (Tong, 1990) generan regímenes endógenos a partir del valor pasado de la variable o de un umbral observable; los modelos STAR permiten transiciones suaves; los modelos GARCH y sus extensiones modelan la volatilidad condicional. Cada familia tiene supuestos identificables distintos. Este trabajo combina las dos herramientas más citadas en la literatura aplicada (Markov-switching y AR-GARCH) y agrega TAR como prueba de robustez basada en un umbral observable derivado del IEME, lo cual permite evaluar si los regímenes identificados por ML son robustos a una definición alternativa basada en estrés observable.

### Índices de estrés sistémico

Los índices de estrés financiero (FSI) sintetizan múltiples indicadores de mercado en una sola

medida latente que captura tensión sistémica. La Office of Financial Research desarrolló el OFR FSI agregando volatilidad, spreads crediticios, indicadores de liquidez y de financiamiento (Kliesen et al., 2012). Illing y Liu (2006) construyeron un índice análogo para Canadá. La aplicación de esta lógica a mercados eléctricos requiere reemplazar los componentes financieros con variables específicas del sector: la volatilidad de precios cumple un rol análogo al del VIX, la dispersión regional de PML actúa como un proxy de spreads de calidad o liquidez (mide cuán fácil es arbitrar precios entre regiones), la intensidad de demanda señala la presión sobre la capacidad, y la frecuencia de eventos extremos captura colas de la distribución.

La transferibilidad conceptual no es automática. Las fuentes de estrés en mercados eléctricos —restricciones de transmisión, fallas de generación, picos térmicos— difieren de las fuentes en mercados financieros, y la literatura sobre validación empírica de tales índices es aún incipiente (Carreón-Rodríguez et al., 2005). Por esa razón, este trabajo sigue el enfoque de Kliesen et al., 2012 en cuanto a la lógica de agregación pero valida explícitamente la construcción contra eventos observables del sistema eléctrico, en lugar de simplemente postular su validez.

### Datos

Utilizamos datos públicos del CENACE en frecuencia horaria. La muestra cubre del 23 de marzo de 2016 al 30 de mayo de 2024, con 71,795 observaciones en el panel inicial y 71,628 en la muestra utilizable después de la construcción de variables rezagadas. Las variables principales son los Precios Marginales Locales (PML) del Mercado del Día en Adelanto (MDA) en las siete regiones de control del Sistema Interconectado Nacional (Central, Oriental, Occidental, Noreste, Noroeste, Norte, Peninsular) y la demanda total del SIN. Las regiones Baja California y Baja California Sur operan en sistemas eléctricos no sincronizados

con el SIN durante gran parte de la muestra y se excluyen del análisis. Concretamente, Baja California sincroniza con el sistema WECC de Estados Unidos y Baja California Sur opera como sistema eléctricamente aislado durante el grueso del periodo de estudio; sus PML responden, por tanto, a dinámicas de oferta y restricciones de transmisión distintas de las del SIN, y su inclusión introduciría heterogeneidad estructural difícil de comparar. Esta decisión reduce el universo a las siete regiones de control del SIN propiamente dicho. La diferencia entre las 78,888 observaciones horarias del panel CENACE bruto y las 71,628 utilizables se explica, además de por la exclusión de Baja California y Baja California Sur, por el recorte por construcción de variables rezagadas (autocorrelaciones, *ratios* de varianza, ventanas móviles de 168 horas para el IEME), por la *winsorización* al percentil 99.9 y por interpolación temporal de huecos puntuales menores al 0.5% de la muestra. Las cifras reportadas a lo largo del manuscrito corresponden invariablemente a la muestra utilizable de 71,628 observaciones.

Las variables exógenas son: el precio spot del gas natural Henry Hub en dólares estadounidenses por MMBtu (EIA, datos públicos, agregación mensual), el tipo de cambio FIX peso-dólar promedio anual (Banco de México) para conversión a unidades comparables, *dummies* binarias para el periodo de re-centralización (1 de enero de 2019 en adelante) y para la reforma LIE (9 de marzo de 2021 en adelante), una *dummy* para el periodo COVID-19 (1 de marzo de 2020 a 30 de junio de 2021) y *dummies* puntuales para tres eventos sistémicos documentados que se utilizan como ventana de validación del IEME: el apagón nacional del 28 de diciembre de 2020, la crisis de suministro de gas asociada a la tormenta invernal de Texas del 14 al 19 de febrero de 2021, y el estado de emergencia del 7 al 9 de mayo de 2024.

El procesamiento de los datos siguió cuatro pasos. Primero, conversión de la base original

de PML a un formato horario con *timestamp* continuo. Segundo, sustitución de valores cero y negativos (errores de captura puntuales) por interpolación temporal con un límite de 24 horas; estos casos representaron menos del 0.5% de la muestra. Tercero, recorte (*winsorización*) de *spikes* superiores al percentil 99.9 al valor de dicho percentil para evitar que un puñado de observaciones extremas dominaran la estimación de momentos; este paso afecta a aproximadamente 70 horas de la muestra y se reporta porque su omisión inflaba artificialmente la varianza estimada. Cuarto, alineación temporal entre las series de PML, demanda y exógenas mensuales mediante mapeo de cada hora a su mes calendario.

La **Tabla 1** reporta estadísticas descriptivas por región para los PML. Las distribuciones son consistentemente asimétricas a la derecha y leptocúrticas, propiedades estándar en mercados eléctricos. La región Peninsular muestra el precio promedio más alto, hecho consistente con su limitada conectividad de transmisión con el resto del sistema. Las correlaciones entre regiones (**Figura 2** más adelante) son altas pero no unitarias, sugiriendo segmentación regional parcial.

La **Figura 1** muestra la evolución conjunta de demanda y PML promedio. Tres patrones son evidentes. Primero, la caída pronunciada de demanda al inicio del confinamiento por COVID-19 en abril-mayo de 2020. Segundo, el spike de precios de febrero de 2021 asociado al corte de suministro de gas natural desde Texas. Tercero, un nivel sostenido de precios elevado durante 2022, coincidente con el alza global de precios del gas natural derivada del conflicto en Ucrania. Estos tres episodios motivan la inclusión de variables exógenas en el modelo econométrico, sin las cuales cualquier diferencia entre periodos regulatorios podría estar contaminada por shocks no relacionados con la política mexicana.

La **Figura 2** reporta las correlaciones entre

regiones del SIN. Las correlaciones promedio son altas (entre 0.78 y 0.97), reflejando coordinación operativa por parte del CENACE, pero no homogéneas: la región Peninsular muestra correlaciones notoriamente menores con las regiones Norte, Noreste y Noroeste. Esta segmentación geográfica es relevante para el componente de dispersión regional del IEME y motiva el análisis de integración informacional reportado en la Sección de resultados.

## Metodología

### Índice de estrés del mercado eléctrico (IEME)

El IEME se construye en cuatro pasos. En el primer paso definimos cuatro componentes que capturan dimensiones distintas del estrés sistémico:

*Volatilidad de Precios* ( $VP_t$ ): desviación estándar móvil de los retornos logarítmicos de PML promedio nacional sobre una ventana de 168 horas (una semana). La elección de la ventana semanal captura ciclos de demanda completos y proporciona  $n=168$  observaciones para estimación robusta de momentos.

*Dispersión Regional* ( $DR_t$ ): coeficiente de variación entre PML de las siete regiones, suavizado por una media móvil de 168 horas. Captura ineficiencias de integración regional análogas a spreads de calidad en mercados financieros.

*Intensidad de Demanda* ( $ID_t$ ): demanda nacional relativa a su tendencia, calculada como la desviación porcentual respecto a una media móvil de 30 días.

*Eventos Extremos* ( $EE_t$ ): frecuencia de horas en las últimas 168 con PML por encima del percentil 95 móvil. Captura la cola superior de la distribución.

En el segundo paso, los cuatro componentes se estandarizan por z-score. En el tercero, se ponderan mediante análisis de componentes principales: los pesos del IEME son la proyección sobre el primer componente principal, normalizada para que las cargas absolutas sumen

uno. La intuición es que el primer componente captura la dirección de máxima covarianza común entre los cuatro indicadores y, por tanto, refleja la dimensión latente de estrés sistémico.

Construimos dos versiones del índice. La versión estática estima los pesos PCA una sola vez sobre toda la muestra y los aplica a cada observación. La versión dinámica recalcula los pesos PCA cada 24 horas usando una ventana móvil de 90 días, lo que permite que la importancia relativa de cada componente cambie con la estructura del mercado. Esta especificación atiende la preocupación —válida— de que los pesos pueden no ser constantes en un entorno con cambios estructurales potenciales (p. ej. la pandemia, la crisis de gas en Texas).

El IEME en cualquier momento  $t$  se define como el promedio ponderado de los componentes estandarizados:

$$IEME_t = w_{VP} \cdot z(VP_t) + w_{DR} \cdot z(DR_t) + w_{ID} \cdot z(ID_t) + w_{EE} \cdot z(EE_t) \quad (1)$$

donde  $z(\cdot)$  denota la transformación z-score y los pesos  $w_i$  son no negativos y suman uno. Definimos categorías de IEME usando los percentiles empíricos: Normal ( $IEME \leq$  percentil 80), Alerta (entre percentiles 80 y 95) y Crítico (sobre el percentil 95).

### Validación del IEME

La crítica más relevante a la construcción de un índice agregado es que su validez no es automática: el índice debe medir lo que pretende medir. Validamos el IEME mediante dos pruebas. Primero, contrastamos su distribución durante los tres eventos sistémicos documentados (apagón nacional de diciembre 2020, tormenta Texas de febrero 2021, emergencia de mayo 2024) contra su distribución en el resto de la muestra mediante una prueba  $t$  de Welch. Segundo, evaluamos la capacidad del IEME y de cada uno de sus componentes para clasificar correctamente

las observaciones de eventos críticos mediante el área bajo la curva ROC (AUC). Si el IEME tiene mayor AUC que los componentes individuales, es evidencia de que la agregación añade información útil.

### Indicadores de eficiencia informacional

Construimos tres indicadores de (in)eficiencia informacional, todos en ventana móvil de 30 días. (i) Autocorrelación de orden uno de los retornos logarítmicos en valor absoluto,  $|AC1_t|$ : bajo eficiencia débil (Fama, 1970) los retornos son impredecibles y  $|AC1| \rightarrow 0$ . (ii) Ratio de varianzas de Lo y MacKinlay (1988) a horizonte de cinco días,  $|VR_t(5) - 1|$ : bajo la hipótesis de martingala  $VR(q) = 1$  para todo  $q$ . Desviaciones de la unidad indican estructura de dependencia temporal. (iii) Dispersión informacional regional, definida como uno menos la correlación promedio fuera de la diagonal entre los retornos de las siete regiones: bajo integración perfecta de mercados las regiones se mueven juntas y la correlación promedio es alta. Estos tres indicadores se estandarizan y se promedian para obtener un índice agregado de ineficiencia informacional. El índice de eficiencia es su negativo.

### Modelos de cambio de régimen Markov-switching

Especificamos un modelo Markov-switching sobre los retornos logarítmicos diarios del PML promedio nacional. La especificación general con  $K$  regímenes es:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_{(s_t)} + X_t' \beta + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t &\sim N(0, \sigma^2_{(s_t)}), \\ s_t &\in \{1, \dots, K\} \end{aligned} \quad (2)$$

donde  $r_t$  es el retorno logarítmico diario,  $s_t$  es el régimen no observado en el periodo  $t$ ,  $\mu$  y  $\sigma^2$  dependen del régimen y  $X_t$  es el vector de variables exógenas (cambio en log Henry Hub, cambio en log demanda, dummy COVID, indicador de fin de semana). El régimen evoluciona como

una cadena de Markov de primer orden con matriz de transición  $P = (p_{ij})$ , donde  $P(s_t = j | s_{t-1} = i)$ . El modelo se estima por máxima verosimilitud mediante el algoritmo Expectation-Maximization, complementado con búsquedas múltiples desde puntos iniciales aleatorios para mitigar problemas de máximos locales. Conviene precisar la naturaleza de estas exógenas: el precio Henry Hub es un benchmark internacional (Estados Unidos) y la demanda nacional y las dummies son agregadas a nivel SIN. Estas variables capturan únicamente el componente sistémico, observable y de baja frecuencia de los costos y choques que afectan al MEM. No sustituyen información local detallada que sería deseable incorporar pero no es pública con la frecuencia y desagregación requeridas: el costo regional del combustible (que difiere por gasoducto, terminal de importación y contrato bilateral), la disponibilidad horaria de plantas por tecnología, la generación renovable efectiva, el estado de las restricciones de transmisión entre regiones y las condiciones meteorológicas. Los coeficientes estimados sobre  $X_t$  deben leerse, en consecuencia, como controles parciales —útiles para limpiar gran variación sistémica— y no como una caracterización completa de la oferta y la demanda eléctricas en México.

Estimamos especificaciones con  $K = 2$  y  $K = 3$  regímenes y comparamos su ajuste con criterios de información (BIC, AIC). El BIC penaliza más severamente la complejidad y es preferible cuando se busca una especificación parsimoniosa.

### Pruebas de robustez: TAR y AR-GARCH

Implementamos dos modelos alternativos como pruebas de robustez. El primero es un modelo Threshold AR (TAR) en el que el régimen se determina por el valor pasado del IEME respecto a un umbral fijo (percentil 70). A diferencia del Markov-switching, el régimen del TAR es observable. Si los dos enfoques identifican estructura similar de varianzas, hay convergencia

en los resultados. El segundo modelo es un AR(1)-GARCH(1,1) con regresores exógenos en la media (cambio en log Henry Hub, dummies de COVID y re-centralización) y distribución de errores t-Student. La persistencia GARCH ( $\alpha + \beta$ ) cercana a uno indica volatilidad altamente persistente; persistencia exactamente igual a uno corresponde al caso IGARCH.

## Resultados

### Componentes y pesos del IEME

El primer componente principal de la matriz de correlación de los cuatro componentes captura el 41.2% de la varianza total. Sus cargas (signo ajustado para que sean positivas) son: VP = 0.689, DR=0.670, ID=0.169, EE=0.217. Esto traducido a pesos normalizados que suman uno produce los pesos estáticos: 39.5% para volatilidad de precios, 38.4% para dispersión regional, 9.7% para intensidad de demanda y 12.4% para eventos extremos.

La especificación dinámica (2,895 recalibraciones de PCA con ventanas de 90 días, paso de un día) revela que estos pesos no son constantes en el tiempo (**Figura 4**). El peso promedio de VP es 33.3% (desviación estándar entre ventanas de 8.0 puntos porcentuales), el de DR es 30.2% (8.6 pp), el de ID es 11.6% (7.8 pp) y el de EE es 25.0% (8.6 pp). Notablemente, el peso de eventos extremos es sustancialmente mayor en la versión dinámica que en la estática. Esto refleja que durante períodos específicos —típicamente alrededor de eventos sistémicos— la frecuencia de spikes domina la varianza común; un PCA estático suaviza esta importancia al promediar sobre toda la muestra. La correlación entre IEME estático y dinámico es 0.57, indicando que ambas versiones capturan dinámicas relacionadas pero no equivalentes.

La **Figura 3** ilustra la evolución conjunta de los cuatro componentes del IEME y del índice agregado durante todo el periodo de estudio, mientras que la **Figura 4** reporta cómo los pesos

PCA dinámicos varían en el tiempo.

### Validación del IEME contra eventos documentados

El IEME promedio en las 223 horas correspondientes a los tres eventos documentados es +0.755 (versión dinámica) frente a +0.078 fuera de eventos. La prueba  $t$  de Welch arroja  $t = 21.1$  ( $p < 10^{-55}$ , prueba unilateral), confirmando que el IEME es significativamente más alto durante eventos sistémicos. La versión estática tiene una diferencia más pequeña pero también significativa ( $t = 9.4$ ).

La curva ROC para clasificación binaria de eventos críticos (**Figura 5**, Panel B) muestra AUC=0.78 para el IEME dinámico, 0.70 para el estático y 0.66, 0.54, 0.56, 0.84 para los componentes individuales VP, DR, ID y EE respectivamente. El componente EE solo —frecuencia de spikes— tiene de hecho AUC más alto que el IEME compuesto. Esto es consistente con la naturaleza ex post de EE: los eventos documentados se manifestaron en spikes de precios, por lo que un indicador construido directamente sobre la frecuencia de spikes los identifica con buena precisión. El IEME ofrece una ventaja distinta: provee una señal anticipada y agregada que combina dimensiones de estrés que no necesariamente coinciden con spikes de precio (volatilidad y dispersión regional pueden subir antes de un evento). El zoom alrededor de la emergencia de mayo de 2024 (**Figura 5**, Panel A) muestra que el IEME ya estaba elevado durante varias semanas previas al evento, mientras que los spikes son por construcción coincidentes con el evento.

Es importante reconocer una limitación de este ejercicio de validación. El componente EE del IEME se construye a partir de la frecuencia de horas con PML por encima del percentil 95 móvil, y los tres eventos utilizados como referencia (apagón nacional de diciembre 2020, tormenta Texas de febrero 2021, emergencia de mayo 2024) se manifestaron precisamente como

spikes prolongados de precios. Existe, por tanto, una circularidad parcial: EE clasificará bien estos eventos por construcción, y por la misma razón el IEME —que incorpora EE como uno de sus componentes— heredará parte de esa capacidad de discriminación. La validación reportada debe interpretarse en consecuencia como una prueba de consistencia interna —el índice agregado responde a episodios sistémicos de manera coherente con sus componentes y, sobre todo, con anticipación temporal a algunos de ellos— y no como evidencia independiente de capacidad predictiva. Una validación más exigente requeriría eventos identificados por criterios externos al sistema de precios, como las series públicas de alertas y emergencias operativas emitidas por CENACE clasificadas ex ante; esta es una extensión natural que señalamos también en la Sección de Conclusiones, limitaciones y extensiones. Los componentes VP, DR e ID, cuyas AUC individuales (0.66, 0.54, 0.56) son sustancialmente menores que la del IEME agregado, sugieren además que la agregación sí aporta información más allá de la mecánica de EE.

### Frecuencia de estados de estrés por periodo regulatorio

La **Tabla 2** reporta la frecuencia de estados Alerta + Crítico (IEME por encima del percentil 80) por periodo regulatorio. Estos números son descriptivos: documentan correlación temporal entre periodo regulatorio y frecuencia de estrés, no una relación causal. Cualquier interpretación causal debe leerse junto a las variables exógenas incluidas en los modelos econométricos de la Sección modelos de cambio de régimen, y aún así con la cautela de que existen factores no observados (precios de combustibles distintos al gas, capacidad disponible) que no se controlan.

### Eficiencia informacional

Los resultados de eficiencia informacional son matizados y no apuntan en una sola dirección.

La **Tabla 3** reporta los componentes individuales por periodo. La autocorrelación absoluta de orden uno ( $|AC1|$ ) cae sustancialmente entre el periodo de liberalización (0.257) y el de re-centralización (0.106): mecánicamente, los retornos diarios son menos predecibles desde el lag 1 en el periodo más reciente. La desviación absoluta del ratio de varianza respecto a uno es similar entre periodos (0.39 vs 0.32). Sin embargo, la dispersión informacional regional (uno menos la correlación promedio entre regiones) aumenta de 0.234 a 0.311, indicando menor integración entre regiones.

Estas tres dimensiones se mueven en direcciones distintas, por lo que el índice agregado de eficiencia depende de su ponderación relativa. Bajo nuestra agregación con pesos iguales, el índice agregado de eficiencia es ligeramente mayor en el periodo de re-centralización que en el de liberalización (+0.14 vs -0.17, ambos en unidades de desviaciones estándar). Esto contradice la lectura simple de que la re-centralización degrada uniformemente la eficiencia. La regresión multivariada con controles exógenos (**Tabla 4**) precisa el panorama: la dummy de la reforma LIE (marzo 2021) se asocia con un efecto negativo sobre la ineficiencia (coeficiente -0.26,  $p = 0.001$ ), pero el log-precio de gas natural y el log-demanda también explican variación significativa; el  $R^2$  es de 0.12, modesto. La evolución temporal de los tres componentes de eficiencia informacional ( $|AC1|$ ,  $|VR(5)|$  y dispersión regional) se reporta en la **Figura 6** como promedios semanales.

### Modelos de cambio de régimen

La **Tabla 5** reporta los criterios de información para tres especificaciones del modelo Markov-switching: dos regímenes sin exógenas, dos regímenes con exógenas y tres regímenes con exógenas. La especificación con exógenas reduce el BIC en aproximadamente 1,227 puntos respecto a la especificación sin exógenas, evidenciando que las variables exógenas

(precios de gas natural, demanda, COVID, fin de semana) son parte sustantiva de la dinámica del precio. Comparando dos versus tres regímenes con exógenas, el BIC favorece la especificación de tres regímenes ( $\Delta BIC = -13.85$ ). Esto contrasta con el resultado típicamente reportado en la literatura que favorece dos regímenes; la diferencia se debe en parte al control por exógenas, que limpia variación que en una especificación *naive* sin controles podría confundirse con un único régimen alto.

La especificación de tres regímenes con exógenas identifica un régimen calmo (varianza  $\sigma^2 = 0.0147$ ) que captura el 68.6% de los días, con duración esperada de 12.7 días, y dos regímenes de mayor varianza con duraciones esperadas mucho más cortas (1.3-1.4 días) que en conjunto capturan el 31.4% restante. Los dos regímenes de alta varianza tienen interpretación distinta: el régimen 2 (“intermedio”) tiene retorno medio condicional positivo (+0.21), consistente con periodos de subidas persistentes, mientras que el régimen 1 (“volátil”) tiene retorno medio condicional negativo (-0.18), consistente con correcciones tras *spikes*. La distribución de regímenes por periodo regulatorio es relativamente estable: 69%, 64% y 71% de días calmos en liberalización, transición y re-centralización respectivamente. La diferencia se concentra en el periodo de transición, que coincide en gran parte con la pandemia. **Figura 7.**

La matriz de transición estimada confirma persistencia diferencial. Las probabilidades de permanecer en el régimen calmo (régimen 0) son altas:  $p_{00} = 0.92$ . Los regímenes de alta varianza son transitorios: la probabilidad de pasar del régimen volátil al calmo es 0.26 directa, pero con probabilidad 0.77 transita primero al régimen intermedio. Esta estructura sugiere que las salidas del régimen calmo siguen patrones predecibles.

### Robustez: TAR y AR-GARCH

El modelo TAR con umbral en el percentil 70

del IEME identifica un régimen “bajo IEME” con varianza residual 0.052 ( $n=2,087$ ) y un régimen “alto IEME” con varianza 0.084 ( $n=893$ ), una razón de varianzas de 1.61. Esto coincide cualitativamente con la asimetría de varianzas del Markov-switching y confirma que los regímenes identificados no son artefactos del método: una clasificación basada en un umbral observable produce regímenes con propiedades estadísticas similares.

El modelo AR(1)-GARCH(1,1) con exógenas en la media y errores t-Student arroja un coeficiente AR(1) de -0.18 (significativo), evidenciando reversión a la media en los retornos diarios. La persistencia GARCH  $\alpha + \beta$  es estadísticamente indistinguible de la unidad, sugiriendo IGARCH, es decir, varianza condicional no estacionaria. Esta es una propiedad reportada en otros mercados eléctricos y refleja la persistencia de *spikes* de precios en datos diarios. Los AIC y BIC del AR-GARCH (27,163 y 27,217) no son directamente comparables con los del Markov-switching (calculados sobre la misma serie pero sin escalar) por la transformación de la dependiente; lo que sí es comparable es la estructura cualitativa de las dinámicas, que es consistente: alta persistencia, reversión a la media en niveles y heterocedasticidad condicional.

### Discusión

Los resultados ofrecen evidencia empírica en cuatro dimensiones. Primero, el IEME es un agregador internamente consistente y validable: durante los tres eventos sistémicos documentados toma valores significativamente más altos que el resto del tiempo, y su capacidad clasificatoria (AUC dinámico=0.78) supera la de cuatro de sus cinco componentes individuales. Esto justifica el ejercicio de agregación pero también precisa su uso: el IEME no es un predictor perfecto y, en particular, el componente de eventos extremos por sí solo identifica eventos pasados con mayor precisión por construcción. El valor agregado del

IEME está en proveer una señal multidimensional con más cobertura conceptual.

Segundo, la frecuencia de estados de alerta y crítico aumenta significativamente entre el periodo de liberalización (5.5%) y el de re-centralización (31.8%). Es importante leer este número con precisión. Es una correlación temporal: durante los años en los que la política avanzó hacia la re-centralización, también ocurrieron la pandemia, el spike de precios de gas natural en Estados Unidos por la guerra en Ucrania, la tormenta invernal de Texas y aumentos sostenidos en demanda. Los modelos de la Sección de Modelos de cambio de régimen controlan parcialmente por estos factores, pero no por todos. Por ejemplo, la disponibilidad de capacidad de generación renovable, la composición horaria del despacho y las restricciones específicas de transmisión no son observables para nosotros. Por lo tanto, atribuir el aumento del estrés exclusivamente a las reformas regulatorias sería ir más allá de lo que la evidencia soporta.

Tercero, los indicadores de eficiencia informacional ofrecen un panorama matizado. La eficiencia débil (medida por  $|AC1|$ ) mejora entre el primer y el último periodo, mientras que la integración regional (medida por la correlación promedio entre regiones) se deteriora. Estos resultados pueden coexistir si el mercado se vuelve más “impredecible” desde retornos pasados pero más segmentado entre regiones. La regresión multivariada de la **Tabla 4** sugiere que la reforma LIE de 2021 está asociada con una reducción del índice agregado de ineficiencia, controlando por gas natural, demanda y COVID. Este resultado puede sorprender si se esperaba un deterioro uniforme; nuestra interpretación cautelosa es que las distintas dimensiones de eficiencia responden de manera distinta a los cambios estructurales, y que reportar un índice agregado oculta esta heterogeneidad. La discusión más útil es a nivel de componentes.

Cuarto, el modelo Markov-switching

favorece tres regímenes sobre dos cuando se incluyen variables exógenas. Esto modifica la interpretación más simple de “un régimen normal y un régimen de estrés” presente en aplicaciones similares. Los datos diarios del MEM mexicano sugieren la existencia de un tercer régimen transitorio asimétrico que captura las correcciones tras *spikes* de precio. Esta estructura es consistente con la fenomenología típica de mercados eléctricos: los spikes son seguidos por sobrecorrección rápida hacia el rango normal, y agrupar todos los días post-spike con los días normales (especificación de dos regímenes) ignora dicha asimetría.

### Conclusiones, limitaciones y extensiones

Este trabajo desarrolla y aplica un marco analítico tridimensional para caracterizar el comportamiento del Mercado Eléctrico Mayorista mexicano durante 2016-2024. Las contribuciones metodológicas son: (i) un Índice de Estrés del Mercado Eléctrico construido con análisis de componentes principales en ventanas móviles y validado contra eventos sistémicos documentados; (ii) un conjunto de indicadores de eficiencia informacional con interpretación clara y separación explícita de dimensiones (eficiencia débil, ratio de varianza, integración regional); y (iii) modelos Markov-switching con variables exógenas, complementados con TAR y AR-GARCH como pruebas de robustez.

Los hallazgos empíricos principales son que la frecuencia de estados de estrés alto se incrementó entre los periodos regulatorios, que la eficiencia informacional muestra cambios heterogéneos entre componentes, y que la dinámica diaria del MEM se describe mejor con tres regímenes asimétricos cuando se incluyen variables exógenas relevantes. Estos resultados deben leerse como evidencia descriptiva sobre las propiedades estadísticas del mercado, no como atribución causal a una sola política. Lo enfatizamos porque el periodo de re-centralización coincidió

temporalmente con la pandemia de COVID-19, con el alza global de precios del gas natural derivada del conflicto en Ucrania, con la crisis de suministro de gas asociada a la tormenta invernal de Texas en febrero de 2021 y con incrementos sostenidos de demanda; las variables exógenas incluidas en el modelo controlan parcialmente por estos factores pero no por todos. El diseño empírico —una sola serie nacional sin grupo de control válido— no permite, por construcción, una identificación causal de los efectos de las reformas regulatorias. Lo que ofrecemos son hechos estilizados temporalmente coincidentes con los cambios de régimen regulatorio, útiles como insumo para análisis posteriores con diseños cuasi-experimentales o comparativos.

Las limitaciones son varias. Primero, el análisis no incorpora variables de oferta (capacidad disponible por tipo de combustible, generación renovable horaria, restricciones específicas de transmisión) que probablemente expliquen parte sustantiva de la dinámica observada. Segundo, no incluimos datos meteorológicos pese a su impacto evidente sobre demanda y dispersión regional. Tercero, no implementamos un diseño causal: una sola serie nacional sin grupo de control limita lo que podemos inferir sobre el efecto de cambios regulatorios específicos. Cuarto, los datos del IPGN regional de la Comisión Nacional de Energía no fueron incorporados en esta versión por restricciones de tiempo; agregarlos permitiría capturar diferencias regionales en el costo del combustible. Quinto, la validación del IEME se realizó contra un conjunto reducido de tres eventos sistémicos documentados; aunque la diferencia con el resto de la muestra es estadísticamente significativa y el AUC del IEME dinámico (0.78) es informativo, se trata de una muestra de validación pequeña. Adicionalmente, dado que uno de los componentes del IEME (EE, frecuencia de spikes) se construye sobre la distribución empírica de precios y los eventos validados se manifestaron en *spikes* prolongados, existe una circularidad

parcial discutida en la Sección de Validación del IEME contra eventos documentados: el ejercicio acredita consistencia interna del índice más que capacidad predictiva independiente. Una validación más exigente requiere series de alertas y emergencias operativas del CENACE clasificadas ex ante por criterios ajenos al sistema de precios. Sexto, las variables exógenas incorporadas (Henry Hub, tipo de cambio, dummy COVID, dummy fin de semana) son agregadas y, en el caso del gas, capturan el costo internacional de referencia y no el costo local efectivo por nodo de generación. No sustituyen información detallada de oferta, transmisión ni meteorología; los coeficientes estimados sobre estas variables deben interpretarse como controles parciales y no como la caracterización completa de los determinantes de los precios eléctricos en México.

Tres extensiones naturales son: (i) incorporar datos de oferta y meteorológicos para refinar las estimaciones; (ii) implementar diseños de identificación causal usando reformas como variación cuasi-experimental, idealmente comparando con jurisdicciones de control (otros mercados eléctricos latinoamericanos con reformas distintas); y (iii) aplicar el marco a mercados eléctricos comparables para evaluar la generalidad de los hallazgos. La validación del IEME frente a alertas y emergencias específicas del CENACE (datos públicos) es otra extensión inmediata que fortalecería su uso como herramienta de monitoreo.

**Tabla 1**

Estadísticas descriptivas de PML diarios por región del SIN, 2016-2024 (\$/MWh)

Región	Media	Desv. est.	P25	P50	P75	Asimetría
Central	1,094	680	648	925	1,379	2.3
Occidental	1,058	668	621	897	1,338	2.3
Oriental	1,114	716	651	933	1,420	2.4
Peninsular	1,398	896	808	1,184	1,830	2.5
Norte	962	650	527	777	1,242	2.5
Noreste	893	619	516	747	1,087	2.4
Noroeste	923	765	485	736	1,135	2.7

Nota: Estadísticas calculadas sobre PML horarios MDA, 2016-03-23 a 2024-05-30 (n=71,795). Se reportan los primeros tres momentos centrales y cuartiles. Asimetría positiva y curtosis elevada (no reportada por brevedad) son consistentes con la presencia de spikes de precios en mercados eléctricos.

Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 2**

Frecuencia de estados de Alerta o Crítico (IEME estático &gt; percentil 80) por periodo regulatorio

Periodo	Observaciones	Frecuencia (%)
Liberalización (2016-2018)	24,172	5.5
Transición (2019-marzo 2021)	19,156	20.9
Re-centralización (marzo 2021-2024)	28,300	31.8

Nota: Frecuencia calculada como porcentaje de horas en cada periodo con IEME estático por encima del percentil 80 de la muestra completa.

Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 3**

Componentes de eficiencia informacional por periodo regulatorio

Indicador	Liberalización	Transición	Re-centralización
AC1  (ineficiencia débil)	0.257	0.14	0.106
VR(5) - 1  (ineficiencia martingala)	0.388	0.305	0.317
1 - corr. regional promedio	0.234	0.343	0.311

Nota: Promedios horarios por periodo. Mayor valor indica mayor ineficiencia en cada dimensión.

Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 4**

Regresión OLS con errores estándar HAC: índice de ineficiencia informacional como variable dependiente

Variable	Coefficiente	p-valor
Constante	6.3	0.007
log Henry Hub	0.222	0.02
log demanda nacional	-0.615	0.007
Dummy reforma LIE 2021	-0.258	0.001
Dummy COVID-19	-0.153	0.2
R <sup>2</sup> ajustado	0.12	—
Observaciones	2,985	—

Nota: Variables independientes en niveles diarios. Errores estándar Newey-West con 30 rezagos. La dummy de la reforma LIE captura el periodo posterior a marzo 2021. El signo negativo del coeficiente de la reforma LIE indica un aumento del índice de eficiencia (reducción de la ineficiencia informacional agregada) durante el periodo posterior a la reforma, controlando por los demás factores; este resultado debe interpretarse en conjunto con la composición divergente de los componentes individuales reportados en la **Tabla 3**.

Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 5**

Comparación de modelos Markov-switching diarios

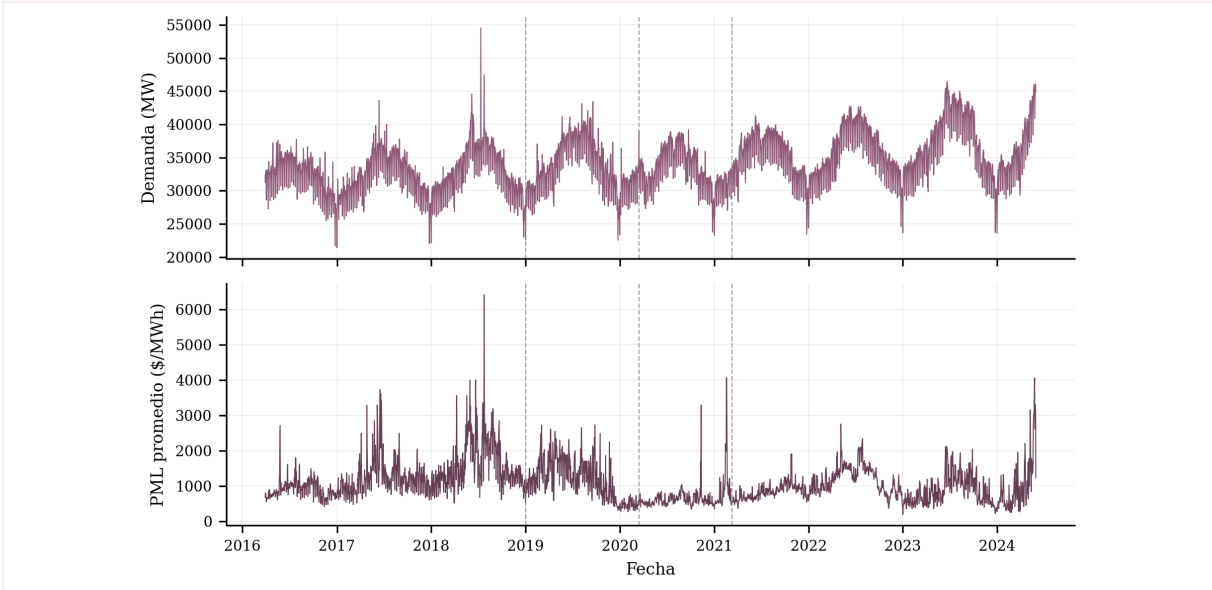
Especificación	AIC	BIC	Log-verosimilitud
2 regímenes sin exógenas	-144.3	-108.3	78.2
2 regímenes con exógenas	-1,401.5	-1,335.5	711.7
3 regímenes con exógenas	-1,451.3	-1,349.3	742.7

Nota: BIC más bajo indica mejor ajuste penalizado por complejidad. Variable dependiente: retornos logarítmicos diarios del PML promedio nacional. Exógenas: cambio en log Henry Hub (contemporáneo y rezago 1), cambio en log demanda, dummy COVID, dummy fin de semana.

Fuente: Elaboración propia.

**Figura 1**

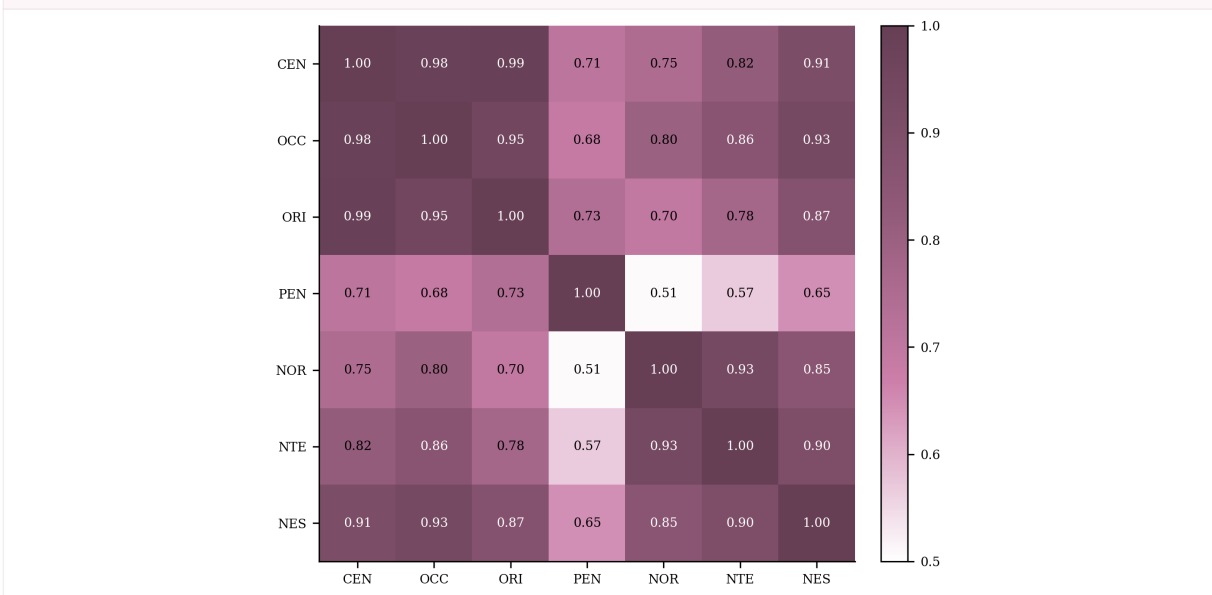
Demanda y precio promedio nacional del MEM, promedios diarios. Las líneas discontinuas marcan tres hitos regulatorios: inicio del periodo de re-centralización (1-ene-2019), inicio del periodo COVID-19 (15-mar-2020) y publicación de la reforma a la LIE (9-mar-2021)



Fuente: Elaboración propia.

**Figura 2**

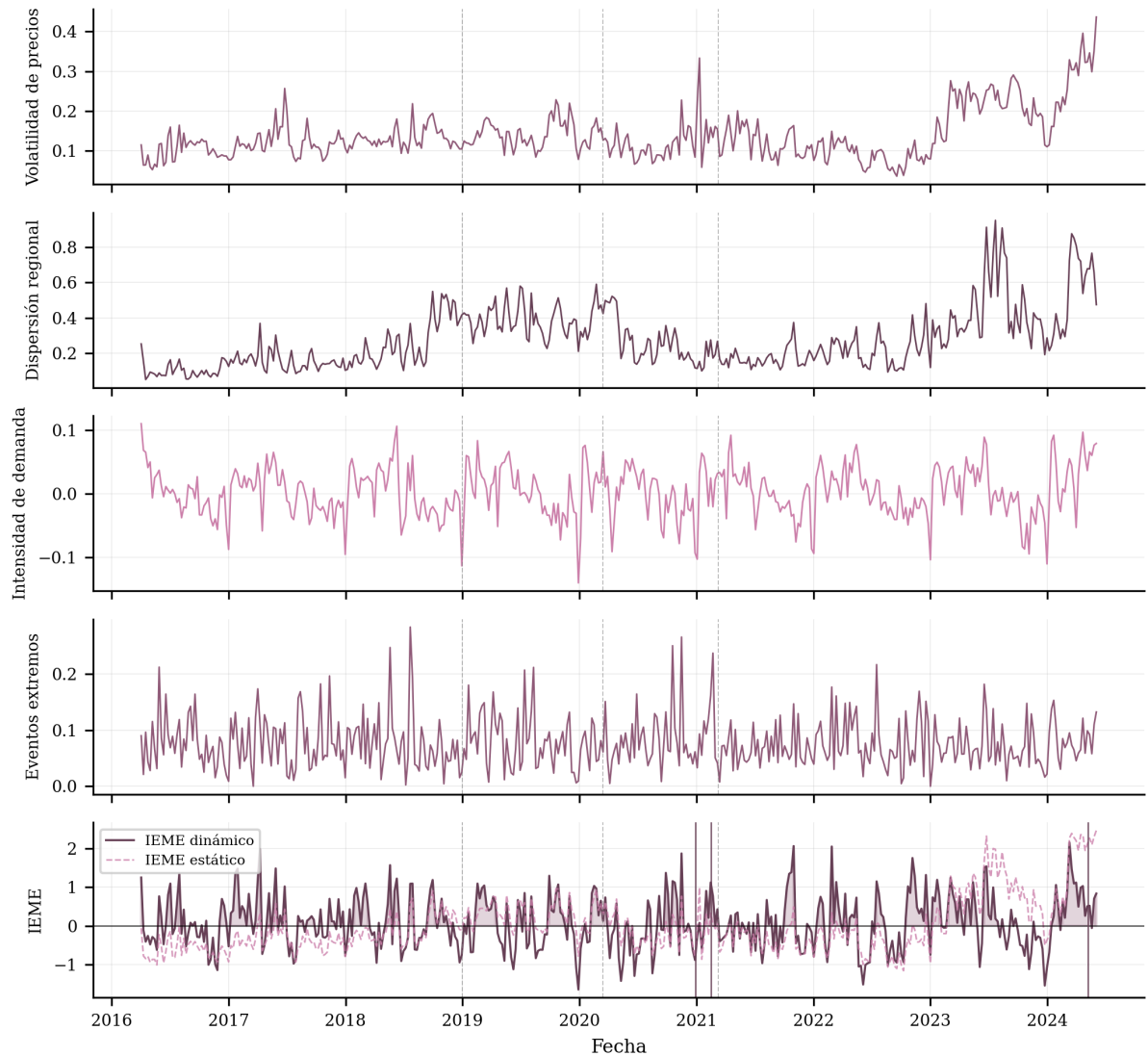
Matriz de correlación de PML diarios entre las siete regiones del SIN, 2016-2024



Fuente: Elaboración propia.

**Figura 3**

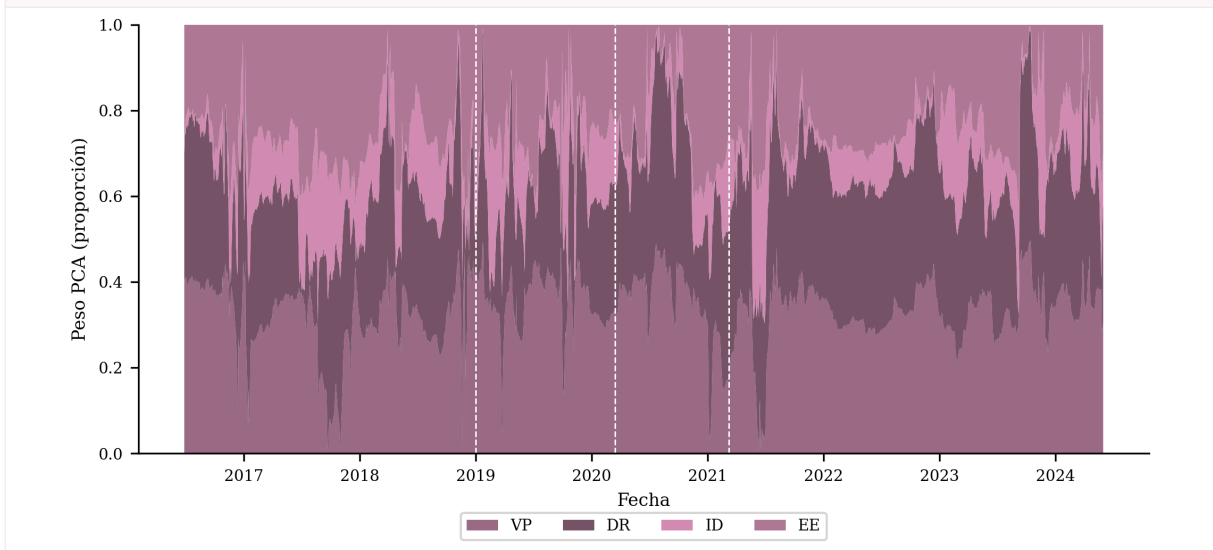
Componentes del IEME (volatilidad de precios, dispersión regional, intensidad de demanda, eventos extremos) e índice agregado, promedios semanales. Las líneas verticales discontinuas marcan los hitos regulatorios; las líneas verticales continuas en el panel inferior marcan los tres eventos sistémicos documentados



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4

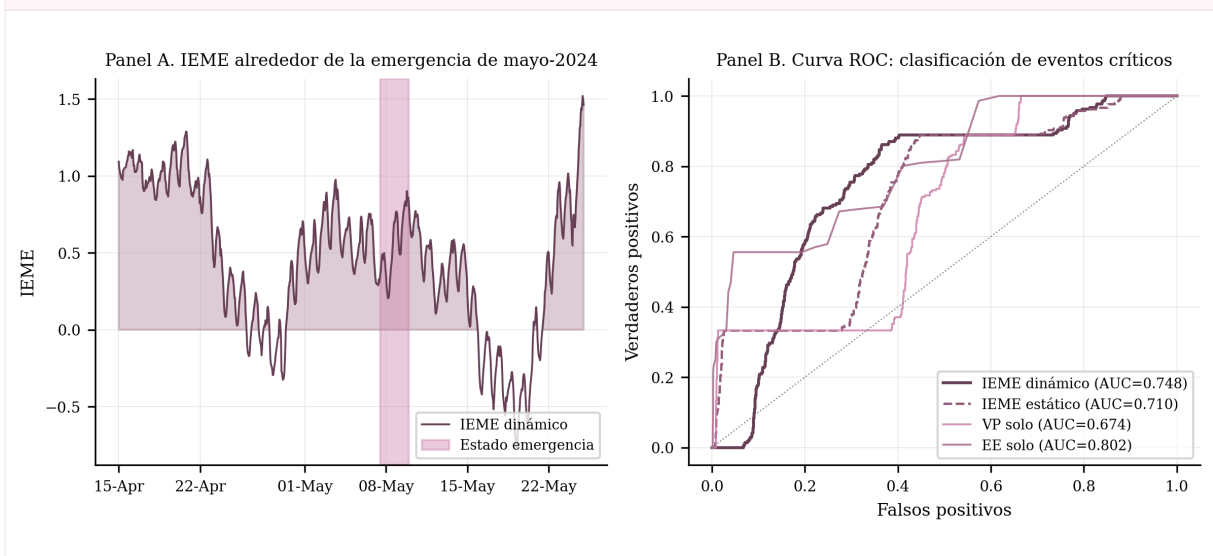
Evolución de los pesos del PCA con ventana móvil de 90 días



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5

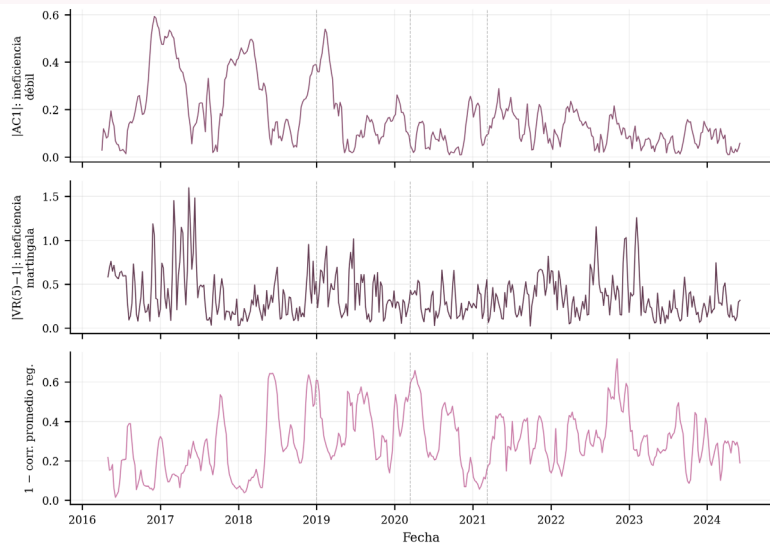
Validación empírica del IEME contra eventos documentados. Panel A: serie del IEME alrededor de la emergencia del 7-9 de mayo de 2024. Panel B: curvas ROC para clasificación de las 223 horas correspondientes a los tres eventos validados



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6

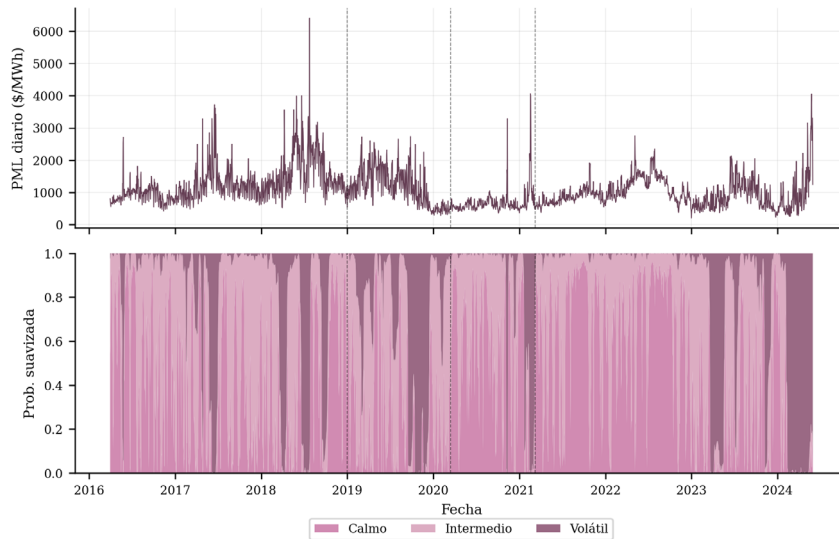
Componentes de eficiencia informacional del MEM, promedios semanales



Fuente: Elaboración propia.

Figura 7

Modelo Markov-switching con tres regímenes y variables exógenas. Panel superior: PML promedio diario. Panel inferior: probabilidades suavizadas de cada régimen



Fuente: Elaboración propia.

## References

- Alpizar-Castro, I., y Rodríguez-Monroy, C. (2016). Review of Mexico's energy reform in 2013: background, analysis of the reform and reactions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 58, 725-736. DOI: [10.1016/j.rser.2015.12.291](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.291)
- Bierbrauer, M., Menn, C., Rachev, S. T., y Trück, S. (2007). Spot and derivative pricing in the EEX power market. *Journal of Banking & Finance*, 31(11), 3462-3485. DOI: [10.1016/j.jbankfin.2007.04.011](https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.04.011)
- Borenstein, S., Bushnell, J. B., y Wolak, F. A. (2002). Measuring market inefficiencies in California's restructured wholesale electricity market. *American Economic Review*, 92(5), 1376-1405. DOI: [10.1257/000282802762024557](https://doi.org/10.1257/000282802762024557)
- Comisión Reguladora de Energía [CRE] (2022). *Reporte de Confiabilidad del Sistema Eléctrico Nacional*. México: CRE. [https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/876900/Anexo\\_Acuerdo\\_A-075-2023.pdf](https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/876900/Anexo_Acuerdo_A-075-2023.pdf)
- Cramton, P. C., y Stoft, S. (2006). The convergence of market designs for adequate generating capacity with special attention to the CAISO's resource adequacy problem MIT-CEEPR Working Papers (WP-2006007). Massachusetts Institute of Technology, Center for Energy and Environmental Policy Research. <https://dspace.mit.edu/entities/publication/dffb4412-9404-4023-a0d4-9417f0d5a993>
- Ethier, R., y Mount, T. (1998). Estimating the volatility of spot prices in restructured electricity markets and the implications for option values. (Edición de los autores). Cornell University. [https://documents.pserc.wisc.edu/documents/publications/papers/1998\\_general\\_publications/pserc\\_31.pdf](https://documents.pserc.wisc.edu/documents/publications/papers/1998_general_publications/pserc_31.pdf)
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417. DOI: [10.2307/2325486](https://doi.org/10.2307/2325486)
- Grunstein, M., y Payan, T. (2022). *Powerless: López Obrador's failed electricity reforms*. Houston: Rice University's Baker Institute for Public Policy. <https://www.bakerinstitute.org/research/powerless-lopez-obradors-failed-electricity-reforms-0>
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57(2), 357-384. DOI: [10.2307/1912559](https://doi.org/10.2307/1912559)
- Huisman, R., y Mahieu, R. (2003). Regime jumps in electricity prices. *Energy Economics*, 25(5), 425-434. DOI: [10.1016/S0140-9883\(03\)00041-0](https://doi.org/10.1016/S0140-9883(03)00041-0)
- Illing, M., y Liu, Y. (2006). Measuring financial stress in a developed country: An application to Canada. *Journal of Financial Stability*, 2(3), 243-265. DOI: [10.1016/j.jfs.2006.06.002](https://doi.org/10.1016/j.jfs.2006.06.002)
- Janczura, J., y Weron, R. (2010). An empirical comparison of alternate regime-switching models for electricity spot prices. *Energy Economics*, 32(5), 1059-1073. DOI: [10.1016/j.eneco.2010.05.008](https://doi.org/10.1016/j.eneco.2010.05.008)
- Kliesen, K. L., Owyang, M. T., y Vermann, E. K. (2012). Disentangling diverse measures: a survey of financial stress indexes. *Review*, Federal Reserve Bank of St. Louis, 94(5), 369-398. DOI: [10.20955/r.94.369-397](https://doi.org/10.20955/r.94.369-397)
- Lo, A. W., y MacKinlay, A. C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, 1(1), 41-66. DOI: [10.1093/rfs/1.1.41](https://doi.org/10.1093/rfs/1.1.41)
- Carreón Rodríguez, V. G., Jiménez, A., Rosellón, J. (2005). *The Mexican electricity sector: economic, legal and political issues*. Documento de trabajo, México: Centro de Investigación y Docencia Económicas, División de Economía. <http://hdl.handle.net/11651/6155>
- Tong, H. (1990). *Non-linear time series: A dynamical system approach*. Oxford, UK: Clarendon Press.

- Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*, 30(4), 1030-1081. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2014.08.008](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.08.008)
- Zenón, E., y Rosellón, J. (2017). Optimal transmission planning under the Mexican new electricity market. *Energy Policy*, 104, 349-360. DOI: [10.1016/j.enpol.2017.02.007](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.02.007)