

Compromise Solutions for Model Selection and Horizon Estimation in Portfolio Optimization: an Argentine market application

Nadia Luczywo^{1,2,3} , Mariana Funes^{1,4} , Rafael Serrano⁵ , and Juan Bautista Cabral^{6,7,8} 

¹ Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Córdoba, Bv. Enrique Barros s/n - Ciudad Universitaria, Córdoba, Argentina

² Laboratorio de Ingeniería y Mantenimiento Industrial, Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales, Universidad Nacional de Córdoba. Ismael Bordabehere s/n. 17, Córdoba, Argentina

³ Centro Regional Universitario Córdoba IUA, Universidad de la Defensa Nacional. Av. Fuerza Aérea km 6.5. Córdoba, Argentina

⁴ Centro de Investigaciones en Ciencias Económicas – CIECS, Av. Valparaíso s/n, Córdoba, Argentina

⁵ Departamento de Economía – Universidad del Rosario

⁶ Gerencia de Vinculación Tecnológica, CONAE, Ruta Provincial C45, Falda del Cañete, Córdoba, Argentina

⁷ Instituto de Astronomía Teórica y Experimental, IATE-CONICET-UNC, Laprida 854, Córdoba, X5000BGR, Córdoba, Argentina

⁸ Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación, Universidad Nacional de Córdoba, Av. Medina Allende S/N, Córdoba, X5000HUA, Córdoba, Argentina
nadia.luczywo@unc.edu.ar, mfunes@unc.edu.ar,
rafael.serrano@urosario.edu.co, jbcabral@unc.edu.ar

Abstract. The determination of the estimation time horizon remains a critical open problem in mean-variance portfolio optimization, particularly in emerging markets characterized by high volatility and structural reforms. This paper proposes a Composite Diversification Indicator that integrates six diversification metrics to evaluate the robustness of portfolios constructed using different estimation horizons. The aggregation process is performed using the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution method (TOPSIS). The methodology is applied to the Argentine stock market during the reform period of 2023-2025, focusing on the exchange control regime liberalization. The results demonstrate that a six-month estimation horizon provides the optimal balance between filtering statistical noise and capturing the new economic regime.

Keywords: estimation horizon, portfolio optimization, composite indicator

Soluciones de compromiso para la selección de modelos y la estimación de horizontes en la optimización de carteras: una aplicación al mercado argentino

Abstract. La determinación del horizonte temporal de estimación constituye un problema crítico y abierto en la optimización de carteras de media-varianza, especialmente en mercados emergentes caracterizados por alta volatilidad y reformas estructurales. Este trabajo propone un Indicador Compuesto de Diversificación que integra seis métricas para evaluar la robustez de carteras construidas con diferentes horizontes de estimación. El proceso de agregación se realiza mediante el método TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution). La metodología se aplica al mercado accionario argentino durante el periodo de reformas 2023-2025, focalizado en el levantamiento del control de cambios ocurrido en abril de 2025. Los resultados demuestran que un horizonte de estimación de seis meses ofrece el equilibrio óptimo entre la filtración del ruido estadístico y la captura del nuevo régimen económico.

Keywords: horizonte de estimación, optimización de carteras, indicador compuesto

1 Introducción

La optimización de carteras en el marco de media-varianza es altamente sensible a la estimación de sus parámetros de entrada. En particular, la elección del horizonte temporal de estimación constituye una decisión crítica que afecta directamente la estabilidad y la capacidad predictiva de los modelos. En este sentido, existe una tensión metodológica persistente: mientras algunos enfoques privilegian ventanas extensas para garantizar robustez estadística (Benveniste et al., 2024; Liu, 2009), otros enfatizan la necesidad de capturar la dinámica de corto plazo frente a eventos disruptivos (MacKinlay, 1997). El desafío radica, por lo tanto, en lograr un equilibrio entre la solidez de la información histórica y la relevancia de la coyuntura económica.

La problemática se intensifica en mercados emergentes, donde la presencia de alta volatilidad y reformas estructurales introduce cambios de régimen que afectan la dinámica de los precios (Knoop, 2013). En estos contextos, la no estacionariedad de las series de retornos limita la validez de esquemas de estimación basados en ventanas fijas, requiriendo enfoques más flexibles y adaptativos (Livan et al., 2012). El mercado accionario argentino constituye un caso particularmente relevante, dado su carácter altamente sensible a transformaciones macroeconómicas. En particular, el levantamiento del control de cambios

oficializado el 14 de abril de 2025 representa un quiebre estructural que redefine las condiciones de formación de precios.

Por otra parte, la elección del modelo de optimización tampoco es neutral y continúa siendo un problema abierto en la literatura. Enfoques recientes que combinan predicción y optimización han mostrado mejoras en desempeño fuera de muestra, aunque introducen desafíos adicionales vinculados a la no convexidad, la ausencia de garantías de optimalidad global y el riesgo de sobreajuste. En consecuencia, la evidencia empírica sugiere que el desempeño relativo depende de manera crítica tanto de la especificación del modelo como de las restricciones impuestas, sin que exista un enfoque claramente dominante (Butler and Kwon, 2023).

En este contexto, el presente trabajo propone la construcción de un Indicador Compuesto de Diversificación basado en el método TOPSIS, con el objetivo de evaluar simultáneamente la calidad estructural de las carteras y la adecuación del horizonte de estimación. Este enfoque permite identificar de manera empírica la combinación de modelo y ventana temporal más robusta, reduciendo la subjetividad en el proceso de toma de decisiones y aportando evidencia sobre la naturaleza contextual del problema.

2 Metodología

El método TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*- Yoon and Hwang, 1981), permite ordenar alternativas en evaluación acorde a su similitud a una solución ideal. Mediante el cálculo de distancias euclidianas (d_i^+, d_i^-), se busca que una alternativa (V_{ij}) se ubique a la menor distancia geométrica respecto de la solución ideal (V_j^+) (ver Ecuación 1) y la mayor distancia a la solución anti-ideal (V_j^-) (ver Ecuación 2). La medida de proximidad relativa (C_i) se calcula mediante la Ecuación 3, donde un valor cercano a 1 representa la mejor solución de compromiso.

$$d_i^+ = \left[\sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^+)^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

$$d_i^- = \left[\sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^-)^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

$$C_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (3)$$

Mediante TOPSIS se construye un Indicador Compuesto de Diversificación para jerarquizar los horizontes de estimación ($T \in \{3, 6, 9, 12, 19\}$ meses) en combinación con tres estrategias de optimización: (i) maximización del índice de

Sharpe con una tasa libre de riesgo anual del 0.08 ¹, (ii) modelo de Markowitz con restricción de riesgo anual del 0.30 y (iii) modelo de Markowitz con restricción de retorno mínimo diario del 0.001.

El presente trabajo delimita su análisis al periodo comprendido entre el 11/12/2023 y el 31/07/2025, correspondiente a la administración del presidente Javier Milei, periodo que capta los efectos de una reforma económica referida al levantamiento del cepo cambiario anunciado el 11/04/2025 y efectivo a partir del 14/04/2025.

En particular, se trabaja con el mercado de acciones argentino, tanto del panel general como del panel de líderes en los que se aplica un criterio de filtrado para garantizar la continuidad estadística de la muestra; así, aquellas empresas para las cuales no existió precio de mercado en un período de 90 ruedas consecutivas fueron eliminadas del análisis. Los datos comprenden las series históricas de precios de cierre diarios de 63 acciones², expresadas en pesos argentinos (ARS), obtenidas directamente de la plataforma InvertirOnline (IOL) para el período analizado. Para asegurar la consistencia metodológica ante eventos corporativos, las series fueron deflactadas y ajustadas por dividendos y desdoblamientos a través del análisis de los precios de cierre.

En este trabajo se descartaron las firmas con cotizaciones intermitentes o discontinuadas en lapsos prolongados. Por otro lado, ante la falta de precios en días específicos dentro de series mayormente continuas, se utilizó un método de imputación simple mediante la sustitución por el valor de cotización del día hábil inmediatamente anterior. Los faltantes previos fueron de 8.50% en POLL, 3.75% en DOME, 2.25 % RIGO y menos del 1.00% en las demás firmas (GRIM 0.50%, GARO 0.50% y DYCA 0.25%). Esta estrategia favorece la representatividad sectorial y se fundamenta en Madley-Dowd et al., 2019, quienes muestran que este tipo de imputación es válida y puede reducir el sesgo de selección derivado de eliminar observaciones, incluso ante grandes proporciones de datos faltantes.

Para analizar los efectos de la estimación, se particiona el periodo en los siguientes horizontes temporales:

- Periodo de 19 meses: retornos desde 12/12/23 al 31/07/25 (precios de cotización de 400 ruedas)

¹ Se adoptó una tasa libre de riesgo (r_f) constante del 0,08 basado en el promedio internacional de activos soberanos de referencia. Debido a la extrema volatilidad macrofinanciera del mercado argentino durante el periodo 2023-2025, el uso de tasas locales (como BADLAR o LECAPs) introduce un sesgo de inestabilidad temporal que impide trazar una serie consistente y adiciona el problema de adopción de un criterio de los puntos de corte.

² Los códigos de las acciones incluidas son ALUA, BBAR, BMA, BYMA, CEPU, COME, CRES, CVH, EDN, GGAL, HARG, LOMA, MIRG, PAMP, SUPV, TECO2, TGNO4, TGSU2, TRAN, TXAR, VALO, YPFD, AGRO, AUSO, BHIP, BOLT, BPAT, CADO, CAPX, CARC, CECO2, CELU, CGPA2, CTIO, DGCU2, DOME, DYCA, FERR, FIPL, GAMI, GARO, GBAN, GCLA, GRIM, HAVA, INTR, INVJ, IRSA, LEDE, LONG, METR, MOLA, MOLU, MORI, MTR, OEST, PATA, POLL, RICH, RIGO, SAMI, SEMI, TGLT

- Periodo de 12 meses: retornos desde 1/08/24 al 31/07/25 (precios de cotización de 246 ruedas)
- Periodo de 9 meses: retornos desde 1/11/24 al 31/07/25 (precios de cotización de 181 ruedas)
- Periodo de 6 meses: retornos desde 2/03/25 al 31/07/25 (precios de cotización de 118 ruedas)
- Periodo de 3 meses: retornos desde 5/05/25 al 31/07/25 (precios de cotización de 61 ruedas)

Para cada alternativa se calcularon las seis métricas resumidas en la Tabla 1 que capturan diferentes dimensiones de la diversificación (Parmentier and Vrins, 2017), desde la distribución de pesos hasta la dependencia de factores de riesgo, donde: N , el número total de activos; w_i (o w_{im}), el peso del activo i , $\hat{\sigma}_i$ y $\hat{\sigma}_{ij}$, la desviación estándar del activo i y la covarianza entre los activos i y j , respectivamente; $\hat{\sigma}_{Port}$, la volatilidad de la cartera; λ_i , los valores propios de la matriz de covarianza; p_{im} , los pesos de una estrategia teórica de riesgo equiponderado; RC_i , la contribución marginal al riesgo y $\hat{\mu}_{RC}$, el promedio de dichas contribuciones.

Tabla 1. Métricas de diversificación del indicador compuesto.

Métricas	Fórmula de Cálculo	Objetivo	Sentido
Número de activos	N	Amplitud de la cartera	Max
Entropía de Zheng	$H_{Zheng} = -\sum_{i=1}^N w_i \ln(w_i)$	Uniformidad de pesos	Max
Entropía Cruzada	$H_{cruz} = \sum_{i=1}^N p_i \ln\left(\frac{p_i}{w_i}\right)$	Proximidad a $1/N$	Min
Ratio Diversificación	$DR = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \sigma_i}{\sigma_{Port}}$	Eficiencia de correlación	Max
Índice PDI	$PDI = 2 \sum_{i=1}^N i \frac{\lambda_i}{\sum \lambda_j} - 1$	Independencia estructural	Max
Riesgo (CV_{RC})	$CV_{RC} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{RC} (RC_i - \bar{RC})^2}}{\bar{RC}}$	Homogeneidad de riesgo	Min

El proceso se desarrolla con ponderaciones uniformes de las métricas y opera con normalización vectorial para asegurar comparabilidad entre escalas heterogéneas con $n_{ij} = r_{ij} / \sqrt{\sum r_{ij}^2}$, donde r_{ij} es el desempeño de la alternativa de modelo de optimización y horizonte temporal i en la métrica j y n_{ij} , su valor normalizado.

3 Resultados y Discusión

A fin de garantizar la trazabilidad analítica del ordenamiento, se exponen en primera instancia los datos empíricos brutos obtenidos para cada una de las métricas evaluadas. La Tabla 2 constituye la matriz de decisión original y detalla el comportamiento individual de las seis métricas de diversificación en sus respectivos horizontes temporales y estrategias de optimización. A partir de estos vectores de rendimiento heterogéneos —que presentan tanto criterios de maximización como de minimización en diversas escalas— se procede a la aplicación del algoritmo TOPSIS para la construcción del indicador compuesto y la consecuente determinación de las soluciones de compromiso.

Tabla 2. Matriz de decisión original: valores observados de las seis métricas de diversificación por alternativa previa a la ordenación por TOPSIS.

Estrategia	<i>N</i>	<i>H_{cruz}</i>	<i>H_{Zheng}</i>	<i>DR</i>	<i>CV_{RC}</i>	<i>PDI</i>
Sharpe 19m	6	0.249	1.609	0.104	1.093	1.741
Sharpe 12m	6	0.169	1.660	0.103	0.886	1.766
Sharpe 9m	5	0.529	1.225	0.098	1.501	1.849
Sharpe 6m	4	0.638	0.987	0.088	1.506	2.051
Sharpe 3m	6	0.828	1.246	0.101	1.905	1.773
Retorno mín. 19m	15	0.537	2.357	0.149	0.840	0.487
Retorno mín. 12m	16	0.577	2.290	0.146	1.117	0.738
Retorno mín. 9m	15	0.628	2.192	0.138	1.154	0.946
Retorno mín. 6m	10	0.500	1.849	0.135	1.089	1.530
Retorno mín. 3m	14	0.852	2.085	0.160	1.182	0.876
Riesgo máx. 19m	12	1.792	2.038	0.123	1.068	0.758
Riesgo máx. 12m	16	6.152	2.066	0.119	1.277	0.786
Riesgo máx. 9m	7	5.081	1.248	0.102	1.587	1.732
Riesgo máx. 6m	5	0.622	1.179	0.093	1.630	1.748
Riesgo máx. 3m	6	0.983	1.163	0.097	1.942	1.773

Los resultados del coeficiente de proximidad relativa (C_i) obtenidos mediante TOPSIS, presentados en la (tabla 3), permiten comparar el desempeño relativo de las carteras generadas bajo distintos horizontes temporales. La estrategia basada en retorno mínimo con horizonte de estimación de seis meses ocupa la primera posición del ordenamiento global, lo que demuestra su robustez e indica un perfil de diversificación superior que logra dominar el conjunto de soluciones.

Tabla 3. Ordenamientos generados por el indicador compuesto de diversificación

Estrategia	Ordenamiento	Coefficiente Similitud
Sharpe 19 meses	7	0.71299063
Sharpe 12 meses	6	0.7228548
Sharpe 9 meses	8	0.65733999
Sharpe 6 meses	11	0.63210736
Sharpe 3 meses	12	0.63172567
Retorno mínimo 19 meses	5	0.73571969
Retorno mínimo 12 meses	3	0.76005514
Retorno mínimo 9 meses	2	0.77503422
Retorno mínimo 6 meses	1	0.78302297
Retorno mínimo 3 meses	4	0.75155592
Riesgo máximo 19 meses	9	0.64623987
Riesgo máximo 12 meses	14	0.32852054
Riesgo máximo 9 meses	15	0.29180173
Riesgo máximo 6 meses	10	0.63955626
Riesgo máximo 3 meses	13	0.61614867

Análisis de Resultados y Discusión

Los resultados expuestos en la Tabla 3 permiten extraer conclusiones determinantes sobre la interacción entre la arquitectura del modelo y su ventana temporal de datos:

- **Dominio del modelo de Retorno Mínimo:** Esta estrategia acapara los primeros cuatro puestos del ordenamiento, y demuestra ser la más robusta ante cambios de régimen. Su éxito en el horizonte de 6 meses (Puesto 1, $C_i = 0.783$) sugiere que, al basarse primordialmente en la estructura de covarianzas, logra capturar la nueva matriz de riesgo post-reforma sin la contaminación de datos obsoletos.
- **Inercia vs. Sensibilidad en Sharpe:** A diferencia del modelo anterior, la optimización de Sharpe alcanza su mejor desempeño en horizontes largos (12 y 19 meses). Esto indica que el cálculo del ratio requiere una mayor estabilidad en la estimación del retorno esperado (media) para compensar la volatilidad introducida por el levantamiento del control de cambios.
- **Inestabilidad de la estrategia de Riesgo Acotado:** Los coeficientes de similitud para la estrategia de riesgo muestran una degradación crítica en horizontes de 9 y 12 meses ($C_i < 0.33$), lo que revela zonas de inestabilidad numérica donde el modelo no logra converger en soluciones diversificadas ante la incertidumbre del mercado.
- **El punto de 6 meses:** Mientras que el horizonte de 3 meses sufre de excesivo ruido y los de más de 12 meses arrastran inercia estadística de regímenes económicos ya extintos, la ventana de un semestre emerge como la solución de compromiso ideal.

La superioridad de la combinación “Retorno Mínimo - 6 meses” sobre “Sharpe - 19 meses” confirma que el horizonte de estimación no debe fijarse de forma exógena. Por el contrario, debe ser seleccionado considerando la función objetivo del modelo: mientras que métricas de eficiencia como Sharpe requieren horizontes largos para estabilizar la media, los modelos basados en la estructura de riesgo responden mejor a ventanas intermedias que capturen cambios de régimen sin perder robustez estadística.

En conjunto, estos hallazgos muestran que el indicador compuesto constituye una herramienta eficaz para evaluar la calidad estructural de la diversificación y permite determinar de manera empírica el horizonte temporal de estimación y el modelo de optimización que produce configuraciones de carteras más robustas.

Conclusiones

El presente trabajo demuestra que la selección del horizonte de estimación no debe tratarse como una convención fija, sino como un problema de decisión multicriterio condicionado a la arquitectura del modelo de optimización. La aplicación del método TOPSIS permitió mitigar la subjetividad del analista, al identificar empíricamente que la eficacia de la ventana temporal es modelo-dependiente. Según la propuesta metodológica aplicada al caso de estudio y horizonte temporal propuesto, las estrategias basadas en eficiencia como el Ratio de Sharpe requieren horizontes extensos (19 meses) para estabilizar la señal de retorno y los modelos basados en la estructura de riesgo como el de Retorno Mínimo alcanzan su desempeño óptimo en horizontes de 6 meses.

La principal contribución metodológica reside en el desarrollo del Indicador Compuesto de Diversificación. Este instrumento permite diagnosticar la robustez de la cartera más allá de la varianza convencional, al capturar la estabilidad estocástica necesaria en contextos de alta volatilidad. Se concluye que, ante eventos de transición económica, como el acontecido en 2025, el enfoque de soluciones de compromiso proporciona una hoja de ruta técnica para la gestión de activos. Este marco garantiza que la estrategia de inversión se adapte dinámicamente a la no estacionariedad de los mercados emergentes, optimizando la captura de nuevos regímenes económicos sin sacrificar la consistencia estadística.

Acknowledgments. Este trabajo fue financiado parcialmente por la Secretaría de Ciencia y Tecnología (SeCyT) de la Universidad Nacional de Córdoba (UNC).

Disclosure of Interests. Los autores declaran no tener conflictos de intereses que sean relevantes para el contenido de este artículo.

References

Benveniste, J., Kolm, P. N., & Ritter, G. (2024). Untangling universality and dispelling myths in mean-variance optimization. *The Journal of Portfolio Management*, 50(8), 90–116.

- Butler, A., & Kwon, R. H. (2023). Integrating prediction in mean-variance portfolio optimization. *Quantitative finance*, 23(3), 429–452.
- Knoop, T. (2013). *Global finance in emerging market economies*. Routledge.
- Liu, Q. (2009). On portfolio optimization: How and when do we benefit from high-frequency data? *Journal of Applied Econometrics*, 24(4), 560–582.
- Livan, G., Inoue, J.-i., & Scalas, E. (2012). On the non-stationarity of financial time series: Impact on optimal portfolio selection. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2012(07), P07025.
- MacKinlay, A. C. (1997). Event studies in economics and finance. *Journal of economic literature*, 35(1), 13–39.
- Madley-Dowd, P., Hughes, R., Tilling, K., & Heron, J. (2019). The proportion of missing data should not be used to guide decisions on multiple imputation. *Journal of clinical epidemiology*, 110, 63–73.
- Parmentier, L., & Vrins, F. (2017). *Measures of portfolio diversification* [Master’s thesis, Louvain School of Management].
- Yoon, K., & Hwang, C. L. (1981). Topsis (technique for order preference by similarity to ideal solution)—a multiple attribute decision making, w: Multiple attribute decision making—methods and applications, a state-of-the-art survey. *Berlin: Springer Verlag*, 128, 140.