



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo

Maria Antonia Truyols Pont*, Amelia Bilbao Terol**, Mar Arenas Parra**

*Programa Oficial de Doctorado en Economía y Empresa. Universidad de Oviedo.

**Dpto. Economía Cuantitativa, Universidad de Oviedo



1. Introducción

El objetivo de este trabajo es presentar una metodología para optimizar las inversiones en el sector del agua, utilizando técnicas de inteligencia artificial (IA) y criterios de sostenibilidad y responsabilidad social. El agua es un recurso natural esencial y un activo financiero atractivo, pero también un bien escaso y vulnerable, que se enfrenta a grandes desafíos en el siglo XXI. Estos desafíos implican riesgos y amenazas para los inversores, pero también incentivos para promover soluciones innovadoras y sostenibles. Por ello, es necesario incorporar criterios de sostenibilidad y responsabilidad social en las decisiones de inversión, teniendo en cuenta no solo la rentabilidad esperada, sino también el impacto ambiental y social de las actividades relacionadas con el agua

🔦 Nuestra propuesta:

- ✓ Usamos **Machine Learning (ML)** para mejorar la predicción de precios de activos financieros.
- ✓ Integramos estas predicciones en el **modelo Black-Litterman (BL)** para optimizar la asignación de activos.
- ✓ Aplicamos Valor en Riesgo Condicional (**CVaR**) para gestionar riesgos extremos.
- ✓ Incorporamos **criterios ESG** para garantizar inversiones socialmente responsables.

🔍 **Caso de estudio:** Inversiones en el sector del agua, alineadas con el ODS 6 (*Agua limpia y saneamiento*).

2. Metodología

Fase 1: Machine Learning para predecir precios de activos del sector del agua.

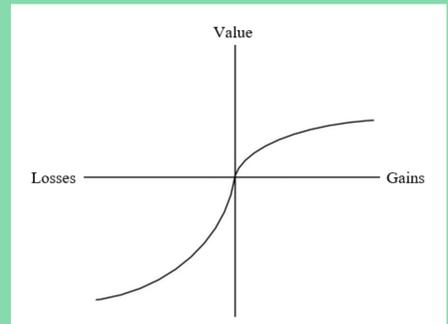
- Aplicamos 5 técnicas: LSTM, Random Forest, GRU, RNN y ARIMA.
- Agregamos las predicciones con un método ponderado basado en la precisión relativa de la semana anterior.

Fase 2: Transformación de puntuaciones ESG con PT

- Según Prospect Theory (PT), los inversores no son igual de sensibles a las ganancias que a las pérdidas.
- Aplicamos una metodología basada en PT para ajustar la puntuación original ESG.
- Para aliviar los efectos compensatorios en los casos que un mal desempeño podría ser compensado por un buen desempeño.

• En concreto usamos una función de valor que incorpora la aversión al riesgo y a las pérdidas:

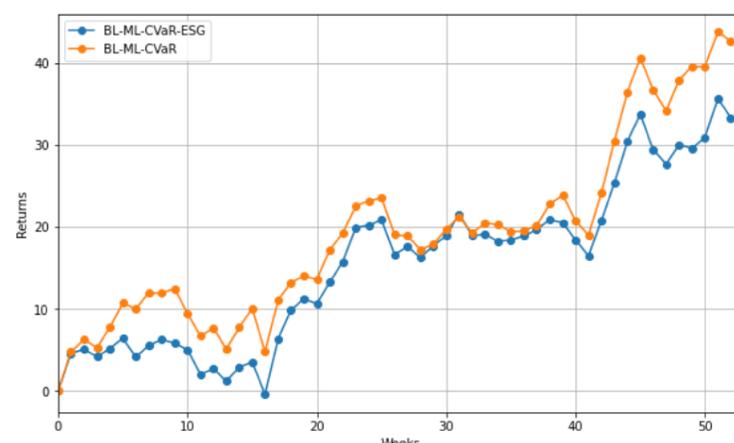
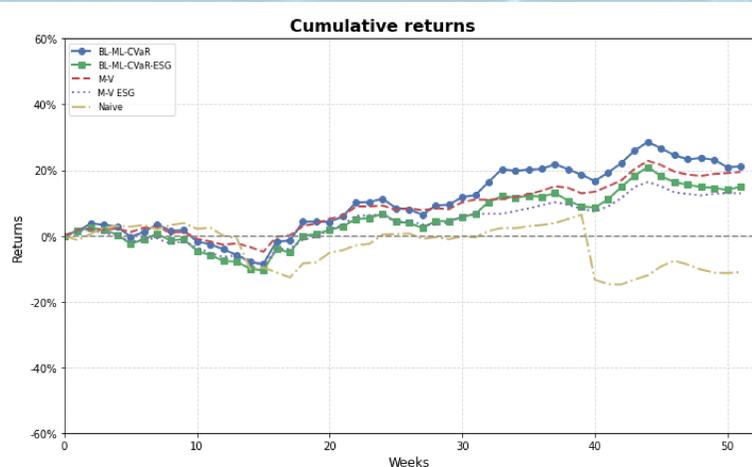
$$v(sc) = \begin{cases} \left(\frac{sc - rp}{rp}\right)^\kappa & \text{if } sc \geq rp \\ -\theta \left(\frac{rp - sc}{rp}\right)^\kappa & \text{if } sc < rp \end{cases}$$



Fase 3: Optimización con Black-Litterman y CVaR

- Combinamos la agregación de las predicciones generadas con ML con el modelo BL.
- Aplicamos CVaR como medida de riesgo.
- Ajustamos retornos usando el modelo BL, equilibrando datos de mercado y predicciones.
- Usamos copulas para modelar la dependencia entre activos.

3. Resultados



Portfolio	Return	CvaR	Variance
BL-ML-CVaR	21.17%	4.92%	15.81%
BL-ML-CVaR-ESG	14.93%	4.92%	14.94%
MV	19.45%	4.89%	9.63%
MV-ESG	12.86%	6.82%	11.32%
Naive	-11.04%	20.68%	23.83%

- Con la cartera BL-ML-CVaR-ESG obtenemos un 14,93% de rentabilidad anual con un CVaR de 4,92% y una varianza de 14,94%.
- Con la cartera BL-ML-CVaR obtenemos un 21,17% de rentabilidad anual con un CVaR de 4,92% y una varianza de 15,81%.

4. Conclusiones

- Implementamos un método de **agregación de predicciones** que pondera las predicciones de cada técnica según su precisión relativa, proporcionando una visión más precisa y robusta del rendimiento esperado de los activos.
- Empleamos el modelo **BL** para combinar las predicciones agregadas con el equilibrio de mercado, generando una cartera equilibrada que maximiza la rentabilidad y minimiza el riesgo.
- Integramos el **CVaR** como medida de riesgo, lo que nos permite evaluar y gestionar de manera efectiva las posibles pérdidas extremas en la cartera.
- Nuestra metodología no solo se centra en maximizar los rendimientos, sino que también considera el impacto ambiental y social de las actividades relacionadas con el agua, asegurando decisiones de inversión responsables y sostenibles.

Referencias: Bilbao-Terol, A., Arenas-Parra, M., & Bilbao-Terol, C. (2023). Measuring the overall efficiency of SRI and conventional mutual funds by a diversification-consistent DEA model. *International Transactions in Operational Research*, 30(5), 2224-2256; Black, F., & Litterman, R. (1990). Asset allocation: combining investor views with market equilibrium. *Goldman Sachs Fixed Income Research*, 115(1), 7-18; Kahneman, T. (1979). D. Kahneman, A. Tversky. Prospect theory: An analysis of decisions under risk, 263-291; Markowitz, H.M. Portfolio selection. *J. Financ.* 1952, 7, 71-91; Meucci, A. (2006). Beyond Black-Litterman in practice: A five-step recipe to input views on non-normal markets. Available at SSRN 872577; Pang, T., & Karan, C. (2018). A closed-form solution of the Black-Litterman model with conditional value at risk. *Operations Research Letters*, 46(1), 103-108; Rompotis, G. G. (2016). Evaluating a new hot trend: The case of water exchange-traded funds. *Journal of Index Investing*, 6(4), 103-128; Sahamkhadam, M., Stephan, A., & Östermark, R. (2018). Portfolio optimization based on GARCH-EVT-Copula forecasting models. *International Journal of Forecasting*, 4(3), 497-506; Sahamkhadam, M., Stephan, A., & Östermark, R. (2022). Copula-based Black-Litterman portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 297(3), 1055-1070; Sklar, M. (1959). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. In *Annales de l'ISUP* (Vol. 8, No. 3, pp. 229-231); Sokolov, A., Caverly, K., Mostovoy, J., Fahoum, T., & Seco, L. (2021). Weak supervision and Black-Litterman for automated ESG portfolio construction. *The Journal of Financial Data Science*, 3(3), 129-138; Teplova, T., Evgeniia, M., Munir, Q., & Pivnitskaya, N. (2023). Black-Litterman model with copula-based views in mean-CVaR portfolio optimization framework with weight constraints. *Economic Change and Restructuring*, 56(1), 515-535.