

## **Optimización Dinámica de Portafolios de Inversión mediante los Algoritmos Bioinspirados de Murciélagos y PSO**

Franklin González, Isabella Llinás, Josh López

*Introducción a Sistemas Inteligentes. Ciencias de la Computación e IA.*

---

En la actualidad, las finanzas desempeñan un papel fundamental en la estabilidad económica y la expansión empresarial. La asignación eficiente de recursos, la gestión del riesgo y la toma de decisiones estratégicas en inversiones son áreas clave para el desarrollo de mercados cada vez más dinámicos. En este entorno, los inversionistas enfrentan un panorama donde las decisiones deben tomarse rápidamente, con múltiples variables interconectadas que afectan el comportamiento del mercado (Erwin & Engelbrecht, 2023), y en el cual la diversificación de activos financieros es una estrategia fundamental para minimizar el riesgo en el mercado accionario, permitiendo a los inversionistas maximizar su rentabilidad sin necesidad de aumentar su exposición al riesgo. (Medina, 2003). Las inversiones, definidas como la asignación de capital para generar un retorno o beneficio futuro (Erwin & Engelbrecht, 2023), desempeñan un papel clave en la economía al permitir el crecimiento del capital, facilitar la expansión de las empresas y contribuir al desarrollo de mercados eficientes. Sin embargo, cada inversión conlleva un riesgo, por lo que es esencial la gestión y optimización del portafolio, concebido como la combinación de diferentes activos financieros de un inversionista para diversificar riesgos y maximizar el rendimiento.

Ahora bien, la optimización de portafolios de inversión es un desafío fundamental en las finanzas, ya que impacta directamente la rentabilidad y la gestión del riesgo de los inversionistas. En un entorno financiero cada vez más volátil, encontrar estrategias de inversión óptimas es tarea compleja; y factores como crisis financieras, cambios en la política monetaria y disrupciones tecnológicas afectan la estabilidad de los portafolios de inversión. Los métodos tradicionales de optimización de portafolios, como el modelo de media-varianza propuesto por Markowitz, presentan limitaciones al basarse en supuestos que no siempre reflejan la realidad del mercado, al asumir que la volatilidad es una medida adecuada del riesgo, que los inversores son racionales y no tomarán decisiones adversas al estar completamente informados sobre el mercado, y que todos los inversores están en el mismo período de inversión (Wang, 2023). En tiempos de crisis, el retorno de una cartera no sigue una distribución normal, pues la volatilidad es muy alta y variable, y los diferentes precios de las acciones pueden estar correlacionadas. (Clément-Grandcourt, 2015)

La relevancia de este problema radica en su impacto tanto a nivel individual como institucional. Para los inversionistas minoristas, una gestión eficiente del portafolio puede traducirse en una mayor

estabilidad financiera y protección contra caídas del mercado. A nivel corporativo, las instituciones financieras, como fondos de inversión y bancos, dependen de estrategias optimizadas para maximizar los rendimientos de sus carteras, cumplir con las expectativas de sus clientes y reducir riesgos operativos. De esa manera, la optimización de carteras permite a los inversores tomar decisiones informadas basadas en datos, gestionando eficazmente el riesgo y la rentabilidad en sus inversiones., y es esencial para adaptarse a las dinámicas del mercado y alcanzar los objetivos financieros deseados. (Rospide, 2024)

Los algoritmos bioinspirados han surgido como una alternativa prometedora para abordar estos desafíos en la optimización de portafolios. Estos métodos, basados en principios biológicos como la evolución, el comportamiento colectivo y la adaptación, ofrecen soluciones eficientes en entornos donde los modelos tradicionales presentan limitaciones. A diferencia de enfoques clásicos que dependen de supuestos estrictos sobre la distribución de retornos y la racionalidad de los inversionistas, los algoritmos bioinspirados permiten explorar espacios de búsqueda altamente dimensionales y no lineales, adaptándose dinámicamente a la volatilidad de los mercados financieros (Lo, 2004). Los enfoques bioinspirados incorporan la aleatoriedad y la adaptación como elementos clave, lo que los hace particularmente útiles en mercados altamente volátiles. Estas características han motivado su aplicación en la optimización de portafolios, donde la asignación eficiente de activos debe responder a condiciones cambiantes y eventos impredecibles.

En los últimos años, varios estudios han explorado la aplicación de algoritmos bioinspirados en la optimización de portafolios de inversión, evidenciando su efectividad frente a métodos tradicionales. Uno de los trabajos más influyentes en este campo es el de Chang, Meade, Beasley y Sharaiha (2000), quienes compararon algoritmos genéticos con técnicas clásicas de optimización para la selección de activos, concluyendo que los métodos evolutivos pueden proporcionar soluciones más diversificadas y menos propensas a concentraciones de riesgo. Otro estudio relevante es el de Metin y Coskun (2018), donde se aplicó la optimización por enjambre de partículas (PSO) en la gestión de carteras, logrando una asignación de activos más eficiente en comparación con los modelos de optimización cuadrática. Este trabajo destaca cómo los algoritmos bioinspirados pueden mejorar la convergencia en espacios de búsqueda de alta complejidad y adaptarse mejor a restricciones impuestas por los inversionistas. Finalmente, Schmitt et al. (2017) exploraron la aplicación de modelos bioinspirados en la gestión del riesgo crediticio y la optimización de carteras en mercados emergentes. Su investigación demostró que estos algoritmos no solo optimizan la rentabilidad, sino que también pueden integrarse en sistemas de predicción financiera, permitiendo ajustes dinámicos a eventos extremos y reduciendo la exposición a pérdidas inesperadas.

El Algoritmo de Murciélagos (Bat Algorithm, BA) es un método desarrollado por Xin-She Yang en 2010, inspirado en el mecanismo de ecolocalización de los murciélagos para moverse en la oscuridad. Estos mamíferos emiten ondas sonoras y analizan los ecos que rebotan en los objetos para orientarse y detectar presas. Esto permite que el algoritmo realice una exploración y detección similares a la que realizan los murciélagos para poder encontrar soluciones en un espacio de posibilidades. Su ventaja fundamental radica en su capacidad de equilibrar la exploración y la explotación usando la frecuencia y la tasa de pulsos como parámetros de ajuste. Conforme el algoritmo avanza, puede alterar la intensidad y frecuencia de sus señales para adaptarse a la solución óptima. (Baeldung, 2024) Debido a su naturaleza metaheurística, BA es especialmente útil para problemas de optimización no lineal con múltiples

restricciones, como la selección de carteras de inversión. El algoritmo encuentra conjuntos de activos con rendimientos máximos y riesgos mínimos en este contexto. La capacidad de análisis global de BA permite que pueda ser utilizado para mercados financieros volátiles y para evitar soluciones subóptimas y encontrar estrategias de inversión sólidas que respondan a diferentes condiciones de mercado. (Shehab, 2022)

Por otro lado, el Algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization, PSO), desarrollado por Kennedy y Eberhart en 1995, se basa en el comportamiento colectivo de grupos de organismos como bandadas de aves o cardúmenes de peces. En la naturaleza, estos grupos se mueven en coordinación mientras buscan alimento o evitan depredadores, ajustando su dirección en función de la experiencia individual y la del grupo. De manera similar, en el PSO cada partícula representa una posible solución dentro del espacio de búsqueda y ajusta su movimiento basándose en su mejor solución encontrada y en la mejor solución global descubierta por el grupo. El algoritmo destaca por su rápida convergencia y su capacidad para encontrar soluciones óptimas de manera colaborativa. Con la inteligencia colectiva, se pueden explorar muchos activos y evaluar su rendimiento de manera eficiente. La estocasticidad en los cálculos impide que el algoritmo se estanque en óptimos locales, haciéndolo útil para problemas con múltiples soluciones posibles (Rhim & Piwowarek, 2024). En gestión de inversiones el PSO puede localizar configuraciones de portafolios que equilibran el rendimiento y el riesgo a lo largo del tiempo, mediante la adaptación dinámica a la incertidumbre del mercado. La capacidad de ajuste continuo del PSO lo hace ideal para escenarios financieros volátiles, donde las condiciones cambian rápidamente y la toma de decisiones de inversión debe ser actualizada en tiempo real. Además, el PSO permite la incorporación de restricciones como límites de inversión y niveles de riesgo aceptables, garantizando la viabilidad de las soluciones generadas.

Método	Ventajas	Desventajas
BA	Explora soluciones de manera adaptativa, adecuado para problemas no lineales.	Puede requerir ajuste fino de parámetros.
PSO	Rápida convergencia, fácil implementación y buena exploración global.	Puede atascarse en óptimos locales si no se maneja bien la variabilidad.
Optimización Convexa (Markowitz, Media-Varianza)	Enfoque matemático sólido, proporciona soluciones óptimas en mercados estables.	Difícil de aplicar en mercados dinámicos y altamente volátiles.
Optimización basada en Gradientes	Buena precisión y eficiencia en problemas diferenciables.	No es adecuada para problemas con múltiples óptimos locales y restricciones complejas.

Para llevar a cabo la optimización dinámica de portafolios con gestión de riesgo y estrategias adaptativas, se utilizarán datos financieros obtenidos de Yahoo! Finance, una fuente confiable que proporciona información en tiempo real y registros históricos de distintos activos bursátiles. Entre las variables más importantes se encuentran los precios de cierre ajustados, los cuales reflejan el valor real de un activo, considerando dividendos y divisiones de acciones. Estos precios permitirán calcular los

rendimientos a lo largo del tiempo y estimar su comportamiento futuro, así como analizar la volatilidad del activo, entendida como la magnitud de sus fluctuaciones de precio.

Otra variable clave es el volumen de negociación, que indica la cantidad de acciones transadas en cada jornada. Este dato es fundamental para evaluar la liquidez de los activos: aquellos que tienen bajo volumen podrían ser menos adecuados para formar parte del portafolio, ya que su compra o venta puede resultar más difícil o afectar el precio de mercado. Junto con los rendimientos individuales, se construirá una matriz de relaciones entre activos, que permitirá conocer cómo se comportan entre sí. Esto es esencial para lograr una adecuada diversificación, ya que la combinación de activos con movimientos no sincronizados ayuda a reducir el riesgo total del portafolio.

Para mejorar la capacidad del modelo de adaptarse a las condiciones del mercado, se incorporarán indicadores técnicos derivados de los precios históricos. Entre ellos se utilizará el Índice de Fuerza Relativa (RSI), que señala si un activo está siendo excesivamente comprado o vendido; el MACD, que permite identificar cambios en la tendencia de los precios; y diversas medias móviles, tanto simples como exponenciales, que permiten visualizar con mayor claridad las tendencias a corto y largo plazo. Estos indicadores se integrarán como señales para ajustar las decisiones del modelo, permitiendo que el sistema evite activos con señales negativas o aproveche tendencias positivas emergentes.

Además, se tomarán como referencia índices representativos del mercado, como el S&P 500 y el Nasdaq, para evaluar el rendimiento relativo del portafolio frente al mercado general. De manera complementaria, si se decide incorporar datos externos a Yahoo! Finance, también podrán considerarse factores macroeconómicos como las tasas de interés, la inflación o el crecimiento económico. Estos factores permitirán contextualizar las decisiones del modelo y hacerlo más sensible a los cambios estructurales del entorno financiero.

Toda esta información se almacenará en archivos estructurados por fechas y activos, y luego se transformará en matrices y tablas de datos listas para ser analizadas. Durante este proceso, se deberán tratar varios problemas comunes en los datos financieros: los valores faltantes se corregirán mediante interpolación o eliminación de registros incompletos; las anomalías o precios atípicos se filtrarán con métodos estadísticos para evitar distorsiones; y se unificará la frecuencia temporal de los datos, ya que algunos activos pueden registrar datos diarios mientras otros lo hacen de forma mensual. Esta normalización es crucial para que todos los activos sean comparables dentro del modelo.

Una vez que los datos estén limpios y organizados, se aplicarán los algoritmos bioinspirados, específicamente el algoritmo de murciélagos y el de enjambre de partículas. En ambos casos, cada solución representa una posible combinación de activos y proporciones de inversión. El modelo evaluará cada combinación según su rendimiento y nivel de riesgo, buscando encontrar aquellas que logren un equilibrio óptimo entre ambos aspectos. Gracias a la incorporación de indicadores técnicos, relaciones entre activos y referencias del mercado, el portafolio generado podrá ajustarse dinámicamente a nuevas condiciones del entorno financiero, manteniendo un enfoque robusto y adaptativo frente a la incertidumbre y los cambios del mercado.

## Referencias:

Baeldung. (2024, March 18). The BAT Algorithm | Baeldung on Computer Science. Baeldung on Computer Science. <https://www.baeldung.com/cs/the-bat-algorithm>

Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E., & Sharaiha, Y. M. (2000). "Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation". Computers & Operations Research.

Clément-Grandcourt, A., Fraysse, H. (2015). *Hazardous Forecasts and Crisis Scenario Generator*. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/topics/mathematics/crisis-period>

Erwin, K. Engelbrecht, A. (2023). *TMetaheurísticas para la optimización de carteras*. Recuperado de: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00500-023-08177-x?>

Huamani, J., Chancolla L. Gutiérrez, S. (2023). *Teoría de Markowitz en portafolios del S&P 500*. Recuperado de: [https://www.researchgate.net/publication/387590584\\_Teoria\\_de\\_Markowitz\\_en\\_portafolios\\_del\\_SP\\_500Markowitz\\_theory\\_in\\_SP\\_500\\_portfolios](https://www.researchgate.net/publication/387590584_Teoria_de_Markowitz_en_portafolios_del_SP_500Markowitz_theory_in_SP_500_portfolios)

Lo, A. W. (2004). *"The Adaptive Markets Hypothesis"*. The Journal of Portfolio Management.

Medina, L. Á. (2003). *Aplicación de la teoría del portafolio en el mercado accionario colombiano*. Recuperado de: [https://www.researchgate.net/publication/28195604\\_Aplicacion\\_de\\_la\\_teoría\\_del\\_portafolio\\_en\\_el\\_mercado\\_accionario\\_colombiano](https://www.researchgate.net/publication/28195604_Aplicacion_de_la_teoría_del_portafolio_en_el_mercado_accionario_colombiano)

Metin, B., & Coskun, E. (2018). "Portfolio Optimization with Particle Swarm Optimization Algorithm". Journal of Computational and Applied Mathematics

Rhim, H., & Piwowarek, G. (2024, May 8). How does particle swarm optimization work? | Baeldung on Computer Science. Baeldung on Computer Science. <https://www.baeldung.com/cs/pso>

Rospide, J. (2024). *Optimización de carteras de inversión con datos de acciones del mercado argentino*. Universidad Católica de Santiago del Estero. Recuperado de <https://www.ucse.edu.ar/wp-content/uploads/2024/05/ROSPIDE-J-Optimizacion-de-carteras-de-inversion.pdf>

Sánchez, J. (2019). *Criptomonedas*. Recuperado de <https://www.pj.gov.py/ebook/monografias/extranjero/civil/Julia-Sanchez-Criptomonedas.pdf>

Schmitt, T. A., Chetalova, D., Schreiber, T., & Guhr, T. (2017). "Credit risk and portfolio optimization". Quantitative Finance.

Shehab, M., Abu-Hashem, M. A., Shambour, M. K. Y., Alsalibi, A. I., Alomari, O. ., Gupta, J. N. D., Alsoud, A. R., Abuhaija, B., & Abualigah, L. (2022). A comprehensive review of Bat inspired algorithm: variants, applications, and hybridization. Archives of Computational Methods in Engineering, 30(2), 765–797. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09817-5>

Wang, Z. (2023). *Análisis de las limitaciones de la teoría de portafolios*. Recuperado de: [https://www.researchgate.net/publication/369879015\\_Analysis\\_of\\_the\\_Limitations\\_of\\_Portfolio\\_Theory](https://www.researchgate.net/publication/369879015_Analysis_of_the_Limitations_of_Portfolio_Theory)