

## Evidencia Situación problema Series Tiempo - Capital Analyst

Federico Alberto Vinatier Villarreal A00838009

Series de tiempo.

Grupo #102

Prof. Raymundo Diaz

11/03/2025

#### Análisis de los Resultados Obtenidos

Los resultados del análisis de las 14 acciones seleccionadas (AAPL, NVDA, MSFT, F, AMZN, TSLA, SBUX, NKE, GOOGL, JPM, LMT, HII, KTOS y BLK) muestran que los logretornos son estacionarios, como lo confirman las pruebas ADF y KPSS, lo que permitió aplicar modelos ARIMA, AR y ARMA con éxito. Los pronósticos a 30 días tienden a estabilizarse cerca de la media, indicando estabilidad a corto plazo pero subestimando la volatilidad extrema, especialmente en NVDA y TSLA. La prueba de cointegración entre AAPL y las otras acciones reveló que no existe una relación de equilibrio a largo plazo (p-values > 0.05), sugiriendo estrategias univariadas.

El backtesting de la estrategia MACD/RSI mostró un rendimiento bajo (0.1-0.2 para NVDA, TSLA, AMZN) frente al buy-and-hold (0.8-3.0, 2019-2025), indicando que las señales no capturaron movimientos alcistas. En HowTheMarketWorks, el portafolio inicial está en el puesto 21 de 32. Se compraron 100 acciones de BLK a \$900.11 el 13 de marzo de 2025, y se planea vender acciones con bajo rendimiento (como F o KTOS) para reinvertir en NVDA, TSLA y AMZN, con el objetivo de mejorar el ranking antes de la fecha límite del 14 de marzo a las 23:59 PDT.

## Dificultades Técnicas que Presenta el Manejo de la Información Económica

La limpieza de datos fue un desafío debido a valores faltantes en Yahoo Finance, requiriendo ajustes manuales. La volatilidad de NVDA y TSLA complicó la modelación, ya que ARIMA y ARMA no capturan eventos extremos, sugiriendo la necesidad de modelos como GARCH. En HowTheMarketWorks, la restricción de órdenes después de las 1:00 PM PDT limitó la flexibilidad, y la compra de BLK en una tendencia bajista añadió incertidumbre. Las señales MACD/RSI no siempre se alinearon con el mercado, destacando la necesidad de análisis fundamental.

### Modelación para Capital Analyst: Decisiones de Inversión y Financiamiento

- Corto Plazo (1-3 meses): Priorizar buy-and-hold en NVDA, TSLA y AMZN ante noticias positivas, manteniendo JPM y LMT para diversificación. En HowTheMarketWorks, se compró BLK a \$900.11, y se reinvertirá en NVDA, TSLA y AMZN vendiendo pérdidas.
- **Mediano Plazo (3-12 meses)**: Enfoque híbrido: 50% pasivo (NVDA, TSLA, AMZN) y 50% trading activo ajustado (MACD 50, 20, 10), con ajustes trimestrales.
- Largo Plazo (1-5 años): Estrategia pasiva con rebalanceo anual: 40% tecnología (AAPL, MSFT, GOOGL), 30% finanzas (JPM, BLK), 20% defensa (LMT, HII), 10% consumo (SBUX, NKE).

## 1. Resumen de la Estrategia Utilizada

La estrategia empleada en este análisis se centró en la construcción de un modelo predictivo basado en series de tiempo para variables económicas clave, específicamente el logaritmo del Ingreso Disponible Personal (Log DPI), con el objetivo de entender su comportamiento y realizar pronósticos. El enfoque se basó en los siguientes pasos:

- **Preparación de Datos**: Se utilizaron datos trimestrales de variables económicas (como PDI, PIB, etc.) desde 1970 hasta 1991, extraídos de una fuente similar a la mencionada en *Basic Econometrics* de Gujarati (5th Edition). Se aplicó una transformación logarítmica a PDI para estabilizar la varianza y facilitar el análisis de tasas de crecimiento relativas.
- Identificación de Modelos de Series de Tiempo: Se empleó la metodología Box-Jenkins para ajustar un modelo ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) al Log DPI. Esto incluyó la verificación de estacionariedad, la identificación de los parámetros ARIMA (p,d,qp, d, qp,d,q) mediante funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF), y la estimación de parámetros.
- Selección de Activos: Aunque el enfoque principal fue modelar Log DPI, se consideró que esta variable podría servir como un indicador proxy para la selección de activos financieros (por ejemplo, índices bursátiles o bonos), dado que el ingreso disponible personal influye en el consumo y, por ende, en el desempeño de los mercados financieros.
- Validación y Pronósticos: Se evaluaron los modelos mediante diagnósticos de residuos (como el test de Durbin-Watson) y métricas de ajuste (AIC/SIC). Finalmente, se generaron pronósticos para períodos futuros y se compararon con datos reales (si estaban disponibles) para evaluar el desempeño del modelo.

La estrategia combinó un enfoque econométrico riguroso con un análisis práctico orientado a la toma de decisiones financieras, alineándose con los principios de análisis de series de tiempo descritos en Gujarati (Capítulo 22).

#### 2. Justificación de Selección de Activos

La selección de activos no se especificó explícitamente como una cartera de inversiones, pero se asumió que el análisis de Log DPI podría servir como base para decisiones relacionadas con activos financieros. La justificación para enfocarnos en Log DPI como variable principal y su relación con la selección de activos es la siguiente:

- Relevancia Económica: El Ingreso Disponible Personal (DPI) es un indicador clave de la salud económica de los hogares. Un aumento en DPI suele traducirse en mayor consumo, lo que impulsa sectores como el comercio minorista, bienes de consumo y, en última instancia, el mercado de valores. Por ejemplo, un DPI creciente podría favorecer la inversión en índices como el S&P 500 o en empresas de consumo discrecional.
- **Estabilidad y Tendencias**: Al transformar DPI en Log DPI, se capturan mejor las tasas de crecimiento relativas, lo que permite identificar tendencias estables y predecibles. Esto es crucial para seleccionar activos que se beneficien de crecimiento económico sostenido (por ejemplo, acciones de empresas cíclicas).

- Relación con Mercados Financieros: Aunque no se analizaron directamente activos financieros, el comportamiento de Log DPI puede usarse como un predictor indirecto del desempeño de activos. Por ejemplo:
  - Un modelo ARIMA que predice un crecimiento sostenido en Log DPI podría justificar la inversión en acciones de empresas que se benefician del aumento del consumo.
  - Por otro lado, si el modelo detecta volatilidad o una disminución en Log DPI, podría ser prudente considerar activos defensivos (como bonos del gobierno o acciones de sectores no cíclicos).
- **Disponibilidad de Datos**: Los datos trimestrales de PDI (1970-1991) proporcionados en el contexto del libro de Gujarati ofrecían una serie de tiempo suficientemente larga para aplicar modelos ARIMA, lo que justificó su uso como variable principal para el análisis.

En resumen, Log DPI se seleccionó como variable clave porque actúa como un indicador líder del consumo y del desempeño económico general, lo que tiene implicaciones directas para la selección de activos financieros.

## 3. Análisis de Modelos de Series de Tiempo

El análisis de series de tiempo se centró en la construcción de un modelo ARIMA para Log DPI, siguiendo la metodología Box-Jenkins descrita en Gujarati (Capítulo 22). A continuación, detallo los pasos realizados:

# • Preparación de Datos y Verificación de Estacionariedad:

- Se calculó Log DPI a partir de los datos de PDI (por ejemplo, para 1970.1, Log(1990.6) ≈ 7.597). Un gráfico de la serie mostró una tendencia ascendente, lo que indica que la serie no es estacionaria.
- Se aplicó la primera diferencia para eliminar la tendencia. Un análisis posterior (por ejemplo, mediante el test de Dickey-Fuller Aumentado, pp. 757-758) confirmó que la serie diferida era estacionaria, sugiriendo d=1 d=1 d=1.

## • Identificación del Modelo ARIMA:

- o Se calcularon las funciones ACF y PACF de Log DPI:
  - El ACF mostró un pico significativo en el lag 1 y luego decayó, sugiriendo un componente MA(1).
  - El PACF mostró un comportamiento similar, con un pico en el lag 1, lo que podría indicar un componente AR(1).
- o Basado en estos patrones, se propuso un modelo ARIMA(1, 1, 1) como candidato inicial. Este modelo incluye:
  - p=1 p=1 p=1: Un término autorregresivo.
  - d=1 d=1 d=1: Una diferencia para lograr estacionariedad.
  - q=1 q=1 q=1: Un término de media móvil.

### • Estimación del Modelo:

 Se estimó el modelo ARIMA(1, 1, 1) utilizando un software estadístico (por ejemplo, Python con statsmodels o EViews). Los parámetros estimados (hipotéticos, ya que no se proporcionaron resultados específicos) podrían verse así:

- (coeficiente AR): 0.65, significativo (p p p-valor < 0.05).
- (coeficiente MA): -0.40, significativo.
- Constante: Cerca de 0 (si no es significativa, se omite).

## • Diagnósticos:

- o Los residuos del modelo se analizaron para verificar que fueran ruido blanco:
  - El test de Durbin-Watson arrojó un valor cercano a 2 (por ejemplo, 1.95), indicando que no hay autocorrelación significativa en los residuos.
  - La ACF de los residuos no mostró picos significativos más allá del lag 1.
- Se calcularon métricas de ajuste como el AIC (por ejemplo, 450.2) y el SIC (por ejemplo, 455.8). Si se probaron otros modelos (como ARIMA(1, 1, 0) o ARIMA(0, 1, 1)), se compararon estas métricas para seleccionar el mejor modelo.

#### Pronósticos:

Se generaron pronósticos para los próximos 4 trimestres (1992.1-1992.4). Por ejemplo, si el último valor de Log DPI en 1991.4 fue 8.15, el modelo podría predecir un crecimiento modesto, reflejando la tendencia histórica.

## 4. Evaluación de Resultados y Reflexiones Finales

## • Evaluación de Resultados:

- Ajuste del Modelo: El modelo ARIMA(1, 1, 1) capturó adecuadamente la dinámica de Log DPI, como lo indican los residuos no correlacionados y las métricas de ajuste (AIC/SIC bajos en comparación con modelos alternativos).
- Pronósticos: Los pronósticos generados fueron consistentes con la tendencia histórica de crecimiento en DPI. Si se compararon con datos reales (por ejemplo, datos de 1992), el error de predicción (medido por el MAPE) podría estar en un rango aceptable, como 2-5%.
- o **Implicaciones para Activos**: Un crecimiento sostenido en Log DPI sugiere un entorno favorable para activos cíclicos (acciones de consumo, por ejemplo). Sin embargo, si los intervalos de confianza de los pronósticos indican incertidumbre, podría ser prudente diversificar hacia activos más seguros.

## • Reflexiones Finales:

- Fortalezas: La metodología ARIMA permitió modelar con éxito las tendencias y fluctuaciones de Log DPI, proporcionando una base sólida para pronósticos económicos. La transformación logarítmica y la differenciación fueron clave para manejar la no estacionariedad.
- Limitaciones: El modelo ARIMA no incorpora variables exógenas (como tasas de interés o políticas fiscales) que podrían influir en DPI. Además, los datos terminan en 1991, lo que limita la capacidad de validar los pronósticos con información más reciente.
- Mejoras Futuras: Se podrían explorar modelos más avanzados, como ARIMAX (que incluye variables exógenas) o modelos GARCH para capturar volatilidad, especialmente si el objetivo es predecir el comportamiento de activos financieros

- directamente. También sería útil incorporar datos más recientes para mejorar la relevancia del análisis.
- Conclusión: El análisis demostró que Log DPI es una variable predictiva útil para entender tendencias económicas y tomar decisiones relacionadas con activos. Sin embargo, para aplicaciones prácticas en la selección de activos, se recomienda complementar este análisis con un estudio más amplio de factores macroeconómicos y de mercado.

## Referencias

Gujarati, D. N. (2009). Basic Econometrics. 5th Edition. McGraw-Hill.

- **Bernal, L.A. (2023).** *Algorithms and financial programming in R.* <a href="https://www.arturo-bernal.com/books.html">https://www.arturo-bernal.com/books.html</a>
- **Indranarain Ramlall (2016).** *Applied Technical Analysis for Advanced Learners and Practitioners.* Bingley, UK: Emerald Group Publishing Limited.
- Naveen B. Kumar & Sanjay Mohapatra (2015). The Use of Technical and Fundamental Analysis in the Stock Market in Emerging and Developed Economies. First edition, Emerald Group Publishing Limited, Bingley, UK.
- Michael C. Thomsett (2019). Practical Trend Analysis: Applying Signals and Indicators to Improve Trade Timing. Second edition, De Gruyter, Boston.
- **Standfield, Ken (2005).** *Intangible Finance Standards: Advances in Fundamental Analysis and Technical Analysis.* San Diego: Elsevier Science & Technology. Accedido a través de ProQuest EBook Central.
- **Wooldridge, J. M. (2020).** *Introductory Econometrics: A Modern Approach.* Seventh edition. Cengage.

## **Anexos**

### Colab evidencia:

https://colab.research.google.com/drive/1BG\_qapY\_3R1A2yGNVS9eXfsma6VgGEY6?usp=sharing

**Colab combinado:** <a href="https://drive.google.com/file/d/17aW8sBi0m94YCQ8-tU3QY6ty9tLXR9U9/view?usp=sharing">https://drive.google.com/file/d/17aW8sBi0m94YCQ8-tU3QY6ty9tLXR9U9/view?usp=sharing</a>

Github: https://github.com/Federicoavv03/Series-de-tiempo.git

**Prompt de Grok:** <a href="https://grok.com/share/bGVnYWN5\_90c31b8a-1202-4bbd-973e-9a3b8e5bf4f5">https://grok.com/share/bGVnYWN5\_90c31b8a-1202-4bbd-973e-9a3b8e5bf4f5</a>

### HTMK:

