

AlphaTech Analyzer

Proyecto de Análisis Estadístico Financiero

Informe Estadístico

Análisis Cuantitativo del Sector Tecnológico

NASDAQ-100 | 2018–2024

Universo de análisis:	30 empresas tecnológicas NASDAQ-100
Período temporal:	Febrero 2018 – Diciembre 2024
Frecuencia de datos:	Mensual (hasta 83 observaciones por empresa)
Variables principales:	Precio Ajustado, Volumen, Retorno Log.
Observaciones totales:	2,403 registros

Índice

Resumen Ejecutivo	2
1. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)	3
1.1. Estructura del Conjunto de Datos	3
1.2. Análisis de Valores Faltantes	4
1.3. Distribución de Retornos Financieros	6
1.3.1. Distribución por Empresa: Análisis Comparativo	7
1.3.2. Volatilidad por Empresa	8
1.4. Relación Riesgo-Retorno	9
1.5. Evolución Temporal de Precios	11
1.5.1. Series Normalizadas: Comparación Multi-Activo	11
1.6. Análisis de Correlación	13
1.7. Detección de Valores Atípicos (Outliers)	15
1.8. Análisis de Momentos Estadísticos	16
1.9. Análisis de Drawdown	18
1.10. Análisis de Cambio Estructural: Pre/Post COVID-19	20
1.11. Síntesis del Análisis Exploratorio	23
Referencias Bibliográficas	24

Resumen Ejecutivo

Visión General del Estudio

Este informe presenta un análisis estadístico exhaustivo de **30 empresas del sector tecnológico** pertenecientes al índice NASDAQ-100 durante el período **febrero 2018 – diciembre 2024**. El estudio comprende **2,403 observaciones mensuales** y abarca desde la exploración inicial de los datos hasta análisis de riesgo, correlación y cambio estructural asociado a la pandemia de COVID-19.

Principales Hallazgos

- ✓ El 73.3 % de empresas presenta **colas pesadas** (leptocurtosis)
- ✓ Correlación promedio de $\rho = 0,40$, máxima de $\rho = 0,72$
- ✓ El 10.7 % de empresas muestra **cambio estructural** post-COVID
- ✓ Tesla y Nvidia con MDD superior al 60 %

Implicaciones Prácticas

- ▲ Modelos gaussianos **subestiman** riesgos de cola
- ▲ Diversificación intra-sectorial tiene **beneficio limitado**
- ▲ Gestión de riesgo debe incorporar **métricas de drawdown**
- ▲ Análisis de régimen es **esencial** en contextos de crisis

1 Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

◇ Concepto Clave

El **Análisis Exploratorio de Datos** (EDA, *Exploratory Data Analysis*) constituye el pilar fundamental de cualquier investigación estadística rigurosa. Introducido por John W. Tukey en su obra seminal *Exploratory Data Analysis* (Addison-Wesley, 1977), este enfoque metodológico prioriza la comprensión profunda de los datos antes de aplicar modelos formales.

“El análisis exploratorio es trabajo detectivesco numérico — o conteo, o representación gráfica. [...] Los gráficos son esenciales.”

— J. W. Tukey, *Exploratory Data Analysis*, p. 1

En el contexto del análisis financiero cuantitativo, el EDA cumple funciones críticas:

1. **Validación de integridad:** Identificación de valores faltantes, inconsistencias y errores de captura que podrían comprometer análisis posteriores.
2. **Caracterización distribucional:** Evaluación de momentos estadísticos, detección de asimetrías y cuantificación de comportamientos extremos.
3. **Descubrimiento de patrones:** Revelación de estructuras de correlación, dependencias temporales y agrupamientos naturales.
4. **Verificación de supuestos:** Contraste empírico de hipótesis requeridas por modelos paramétricos (normalidad, homocedasticidad, estacionariedad).

1.1 Estructura del Conjunto de Datos

El estudio se fundamenta en un **panel de datos** (datos longitudinales) que combina la dimensión temporal con la transversal, permitiendo capturar tanto la evolución individual de cada empresa como las dinámicas comunes del sector.

Panel de Datos

Un **panel de datos** (también denominado datos longitudinales) es una estructura que combina:

- **Dimensión transversal:** Múltiples entidades (empresas, individuos, países)
- **Dimensión temporal:** Observaciones repetidas en el tiempo

Formalmente, para N entidades observadas en T períodos, el panel contiene $N \times$

T observaciones potenciales. Cuando todas las combinaciones están presentes, se denomina **panel balanceado**.

Cuadro 1: Estructura del Panel de Datos Analizado

Característica	Valor	Descripción
Empresas (N)	30	Tecnológicas NASDAQ-100
Período	Feb 2018 – Dic 2024	Aproximadamente 7 años
Frecuencia	Mensual	Último día hábil de cada mes
Observaciones	2,403	Panel desbalanceado (4 empresas con IPO posterior)

Variables del Panel:		
Date	datetime	Fecha de observación
Company	string	Identificador de empresa
AdjClose	float (USD)	Precio ajustado por dividendos/splits
Volume	int	Volumen mensual negociado
Return	float	Retorno logarítmico mensual

Retorno Logarítmico

El retorno logarítmico (también denominado retorno continuo) se define como:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (1)$$

donde P_t representa el precio ajustado en el período t . Esta transformación presenta ventajas sobre los retornos simples:

- **Aditividad temporal:** $r_{t \rightarrow t+n} = \sum_{i=0}^{n-1} r_{t+i}$
- **Simetría:** Movimientos equivalentes producen retornos simétricos
- **Propiedades estadísticas:** Distribución más próxima a la normal

1.2 Análisis de Valores Faltantes

La presencia de datos ausentes constituye una problemática ubicua en el análisis empírico. Su tratamiento inadecuado puede introducir sesgos sistemáticos y comprometer la validez de las inferencias estadísticas.

Taxonomía de Datos Faltantes

La literatura estadística, fundamentada en el trabajo de Donald B. Rubin (*Biometrika*, 1976), distingue tres mecanismos generadores de datos ausentes:

- MCAR** (*Missing Completely At Random*): La probabilidad de ausencia es independiente de cualquier variable. Representa el escenario más favorable.

$$P(M|Y_{obs}, Y_{miss}) = P(M)$$

- MAR** (*Missing At Random*): La probabilidad depende únicamente de variables observadas.

$$P(M|Y_{obs}, Y_{miss}) = P(M|Y_{obs})$$

- MNAR** (*Missing Not At Random*): La probabilidad depende del propio valor no observado. Genera sesgo difícil de corregir.

En mercados financieros, las causas típicas incluyen: feriados bursátiles, suspensiones de cotización, IPOs posteriores al inicio del período.

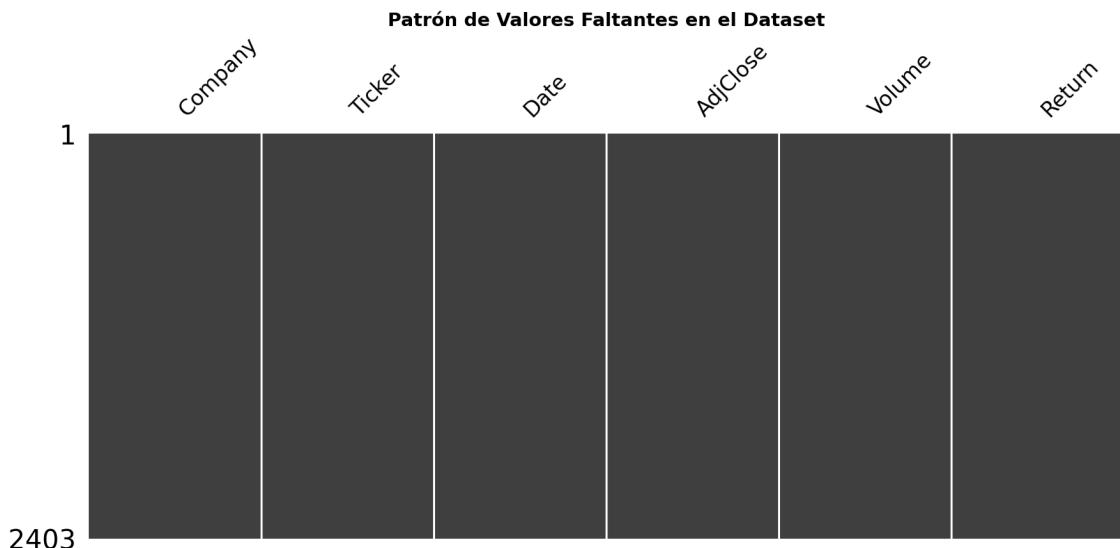


Figura 1: Matriz de completitud del dataset. Cada fila representa una observación temporal y cada columna una variable. Las áreas sólidas indican datos presentes; franjas blancas revelarían patrones de ausencia. El dataset analizado presenta alta completitud.

Resultados

El análisis de valores faltantes del panel revela:

- Todas las columnas:** 0 % de datos faltantes (Company, Ticker, Date, AdjClose, Volume, Return)
- Empresas con menos de 83 observaciones:** Palantir (51), Snowflake (51), Cloudflare (63), Spotify (80)
- Causa:** IPOs posteriores al inicio del período de análisis (no datos faltantes, sino inexistentes)

El dataset presenta **calidad excelente** para análisis sin necesidad de imputación.

1.3 Distribución de Retornos Financieros

La caracterización distribucional de los retornos constituye un pilar fundamental del análisis financiero cuantitativo. Las propiedades de esta distribución determinan la validez de modelos de valoración y métricas de riesgo.

Hechos Estilizados de Retornos Financieros

La investigación empírica, documentada extensamente por Cont (*Quantitative Finance*, 2001) y Campbell, Lo & MacKinlay (*The Econometrics of Financial Markets*, Princeton, 1997), ha identificado regularidades que distinguen los retornos financieros de la distribución normal:

1. **Colas pesadas** (*fat tails / leptocurtosis*): Eventos extremos de $\pm 4\sigma$ o más ocurren con frecuencia significativamente mayor a la predicha por la normal.
2. **Asimetría negativa**: Las caídas abruptas tienden a ser más pronunciadas que las subidas equivalentes, especialmente durante episodios de estrés.
3. **Agrupamiento de volatilidad** (*volatility clustering*): Períodos de alta volatilidad tienden a persistir. Formalizado en modelos ARCH/GARCH (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).
4. **Efecto apalancamiento**: Correlación negativa entre retornos y volatilidad futura; las caídas incrementan la volatilidad más que subidas equivalentes.

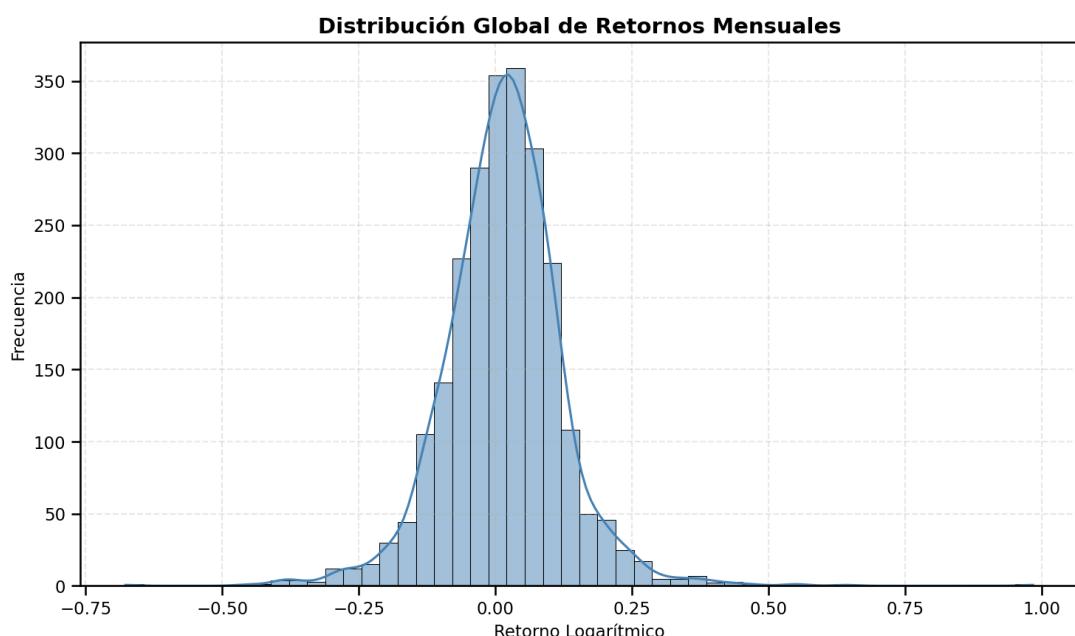


Figura 2: Distribución empírica de retornos mensuales del panel. El histograma representa la frecuencia observada; la curva KDE (*Kernel Density Estimation*) suaviza la distribución. Se observa la característica forma leptocúrtica con colas más pesadas que la normal.

Nota:

La distribución agregada de los 2,403 retornos mensuales presenta las siguientes características:

- **Media:** $\mu = 1,53\%$ mensual
- **Volatilidad:** $\sigma = 10,84\%$ mensual
- **Asimetría global:** $\gamma_1 = 0,28$ (sesgo positivo leve)
- **Curtosis global:** $\gamma_2 = 5,43$ (leptocurtosis pronunciada)

La curtosis de 5.43 implica colas significativamente más pesadas que la distribución normal ($\gamma_2 = 0$), confirmando que los modelos gaussianos subestiman la probabilidad de eventos extremos.

Estimación de Densidad Kernel (KDE)

La KDE es un método no paramétrico para estimar la función de densidad de probabilidad:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2)$$

donde $K(\cdot)$ es una función kernel (típicamente gaussiana) y h es el parámetro de ancho de banda (*bandwidth*). A diferencia del histograma, la KDE produce estimaciones continuas y diferenciables.

1.3.1 Distribución por Empresa: Análisis Comparativo

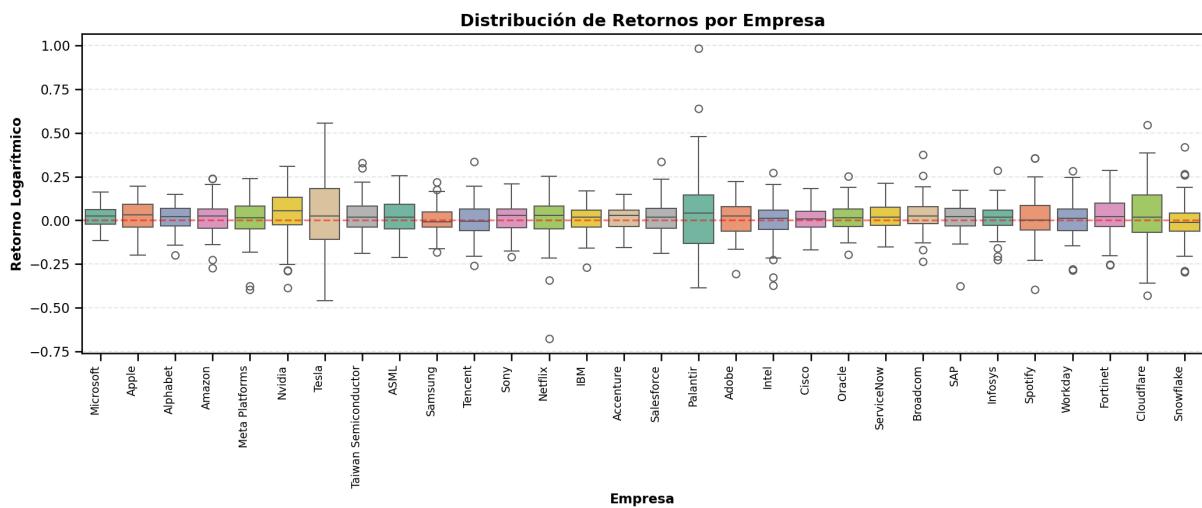


Figura 3: Diagramas de caja (boxplots) de retornos logarítmicos mensuales por empresa. Cada boxplot sintetiza: mediana (línea central), cuartiles (bordes), rango IQR extendido (bigotes) y outliers (puntos). La línea de referencia en cero facilita identificar sesgo.

Anatomía del Diagrama de Caja (Tukey, 1977)

El boxplot codifica visualmente la distribución mediante:

$$\text{Mediana} = Q_2 = \text{Percentil}_{50} \quad (3)$$

$$\text{Rango Intercuartílico} : IQR = Q_3 - Q_1 \quad (4)$$

$$\text{Bigote inferior} = Q_1 - 1,5 \times IQR \quad (5)$$

$$\text{Bigote superior} = Q_3 + 1,5 \times IQR \quad (6)$$

$$\text{Outliers} : x \notin [Q_1 - 1,5 \cdot IQR, Q_3 + 1,5 \cdot IQR] \quad (7)$$

El factor 1.5 corresponde a la propuesta original de Tukey; para outliers extremos se utiliza factor 3.0.

1.3.2 Volatilidad por Empresa

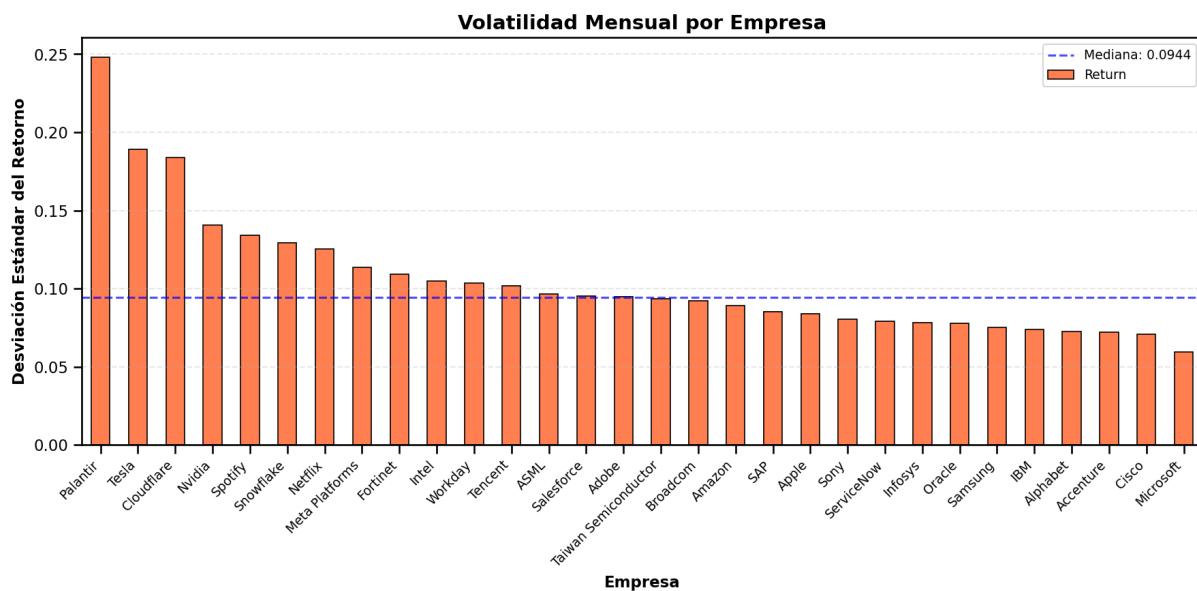


Figura 4: Volatilidad mensual (desviación estándar de retornos) por empresa, ordenada de mayor a menor. La línea horizontal indica la mediana sectorial. Empresas como Tesla y Nvidia exhiben volatilidad significativamente superior al promedio.

Volatilidad Histórica

La volatilidad representa la dispersión de los retornos y constituye la métrica de riesgo más utilizada en finanzas. Según Hull (*Options, Futures, and Other Derivatives*, Pearson, 2018), la volatilidad histórica se estima como:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2} \quad (8)$$

Esta métrica está fundamentada en la Teoría Moderna de Portafolios, que asume inversores aversos al riesgo que prefieren menor variabilidad para un mismo retorno esperado.

Limitaciones de la Volatilidad como Métrica de Riesgo

La desviación estándar presenta deficiencias importantes:

- **Simetría implícita:** Penaliza igualmente ganancias y pérdidas inesperadas
- **Supuesto de normalidad:** Subestima eventos extremos en distribuciones leptocúrticas
- **Mirada retrospectiva:** Volatilidad histórica no predice necesariamente la futura

Métricas complementarias: Value at Risk (VaR), Expected Shortfall (CVaR), Maximum Drawdown.

1.4 Relación Riesgo-Retorno

La relación entre riesgo y retorno esperado constituye el axioma central de las finanzas modernas.

Frontera Eficiente

Harry M. Markowitz formalizó el problema de selección de portafolios como optimización media-varianza en su artículo “*Portfolio Selection*” (*The Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, 1952, pp. 77–91), trabajo por el cual recibió el Premio Nobel de Economía en 1990. La **frontera eficiente** representa el conjunto de portafolios que maximizan retorno para cada nivel de riesgo.

Para un portafolio de dos activos:

$$\sigma_p^2 = w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 \sigma_1 \sigma_2 \rho_{12} \quad (9)$$

El término $2w_1 w_2 \sigma_1 \sigma_2 \rho_{12}$ es la fuente del beneficio de diversificación cuando $\rho_{12} < 1$.

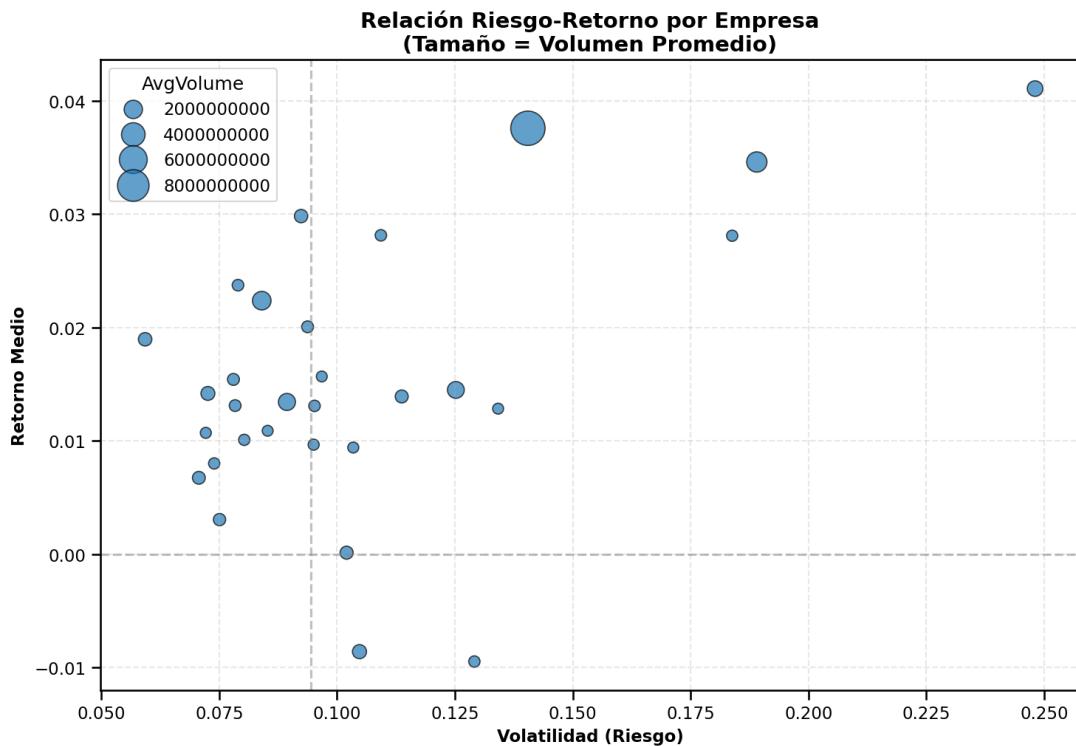
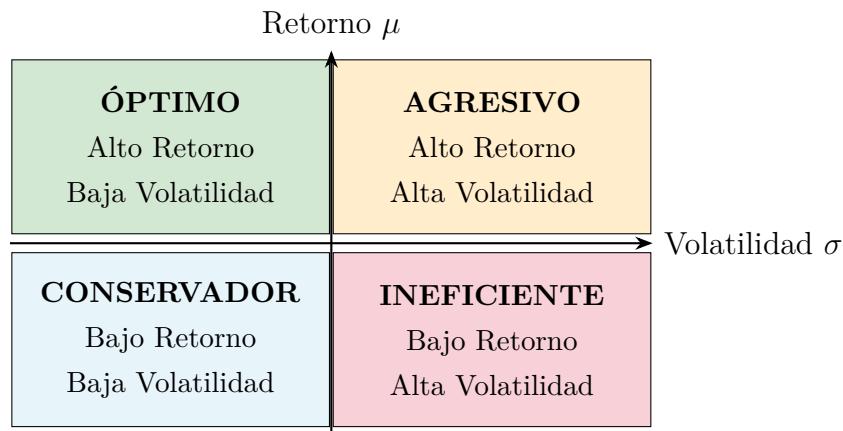


Figura 5: Diagrama de dispersión riesgo-retorno. Cada punto representa una empresa; el tamaño es proporcional al volumen promedio (proxy de liquidez). Las líneas punteadas segmentan el espacio según mediana de volatilidad y retorno cero.



Ratio de Sharpe

El ratio de Sharpe cuantifica el exceso de retorno por unidad de riesgo:

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{E[R_p] - R_f}{\sigma_p} \quad (10)$$

donde R_f es la tasa libre de riesgo. Valores $> 1,0$ se consideran atractivos; $> 2,0$, excelentes.

1.5 Evolución Temporal de Precios

Precio Ajustado (*Adjusted Close*)

El precio ajustado incorpora correcciones retroactivas por eventos corporativos:

- **Dividendos:** El precio ex-dividendo cae por el monto distribuido; el ajuste redistribuye hacia atrás
- **Splits:** Una división 2:1 reduce el precio a la mitad; los históricos se ajustan proporcionalmente
- **Derechos y spin-offs:** Otras acciones que modifican acciones en circulación

El uso del precio ajustado es **imperativo** para calcular retornos totales reales.

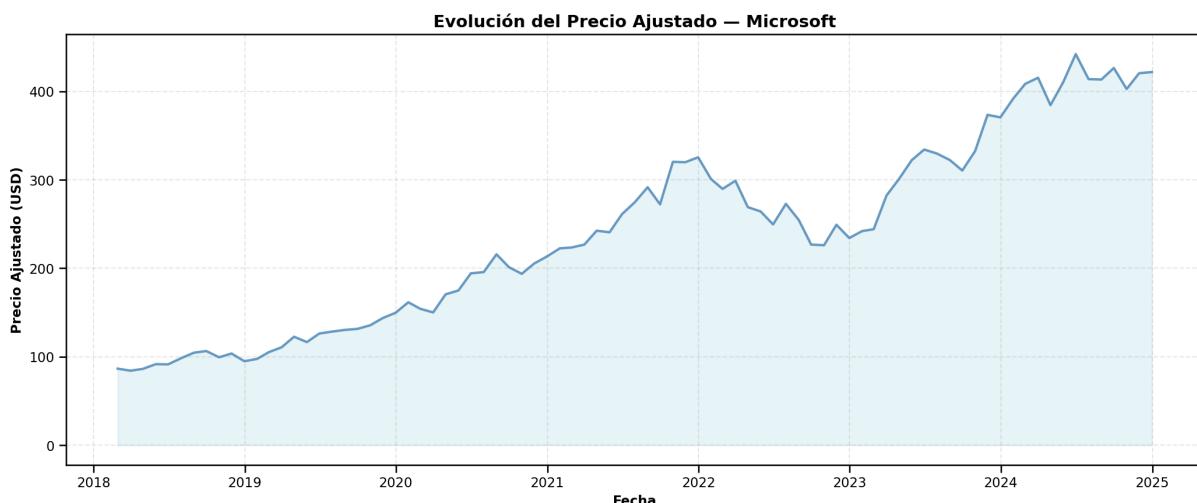


Figura 6: Evolución del precio ajustado de Microsoft (MSFT) 2018–2024. El área sombreada facilita visualización de tendencia. Se observan correcciones durante COVID-19 crash (marzo 2020) y tech selloff (2022).

1.5.1 Series Normalizadas: Comparación Multi-Activo

Normalización Base 100

Para comparar activos con precios en escalas dispares:

$$P_t^{norm} = \frac{P_t}{P_0} \times 100 \quad (11)$$

Interpretación:

- $P_t^{norm} = 150 \Rightarrow$ Rendimiento acumulado +50 %
- $P_t^{norm} = 75 \Rightarrow$ Pérdida acumulada -25 %

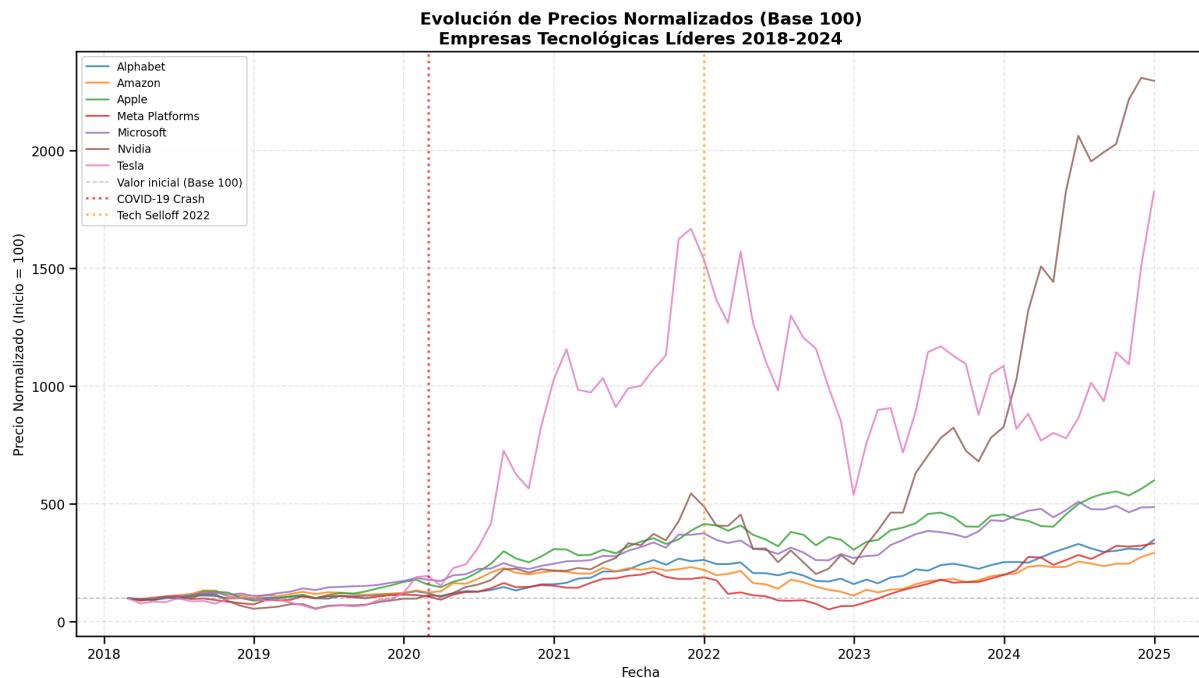


Figura 7: Series de precios normalizadas (Base 100) para principales empresas tecnológicas. Líneas verticales marcan COVID-19 crash (marzo 2020) y Tech Selloff (2022). La divergencia revela heterogeneidad de desempeño.

◎ Resultado

El análisis de rendimiento total durante el período Feb 2018 – Dic 2024 (6.92 años) revela:

Empresa	Rendimiento Total	CAGR
Nvidia	+2,196.0 %	57.3 %
Tesla	+1,725.1 %	52.2 %
Apple	+499.4 %	29.6 %
Microsoft	+386.7 %	25.7 %
Alphabet	+247.7 %	19.7 %
Meta Platforms	+232.8 %	19.0 %
Amazon	+192.6 %	16.8 %

Nvidia y Tesla destacan con rendimientos excepcionales superiores a 1,700 %, impulsados por el auge de IA y vehículos eléctricos.

1.6 Análisis de Correlación

Diversificación y Correlación

El principio de diversificación establece que combinar activos imperfectamente correlacionados reduce el riesgo sin sacrificar retorno:

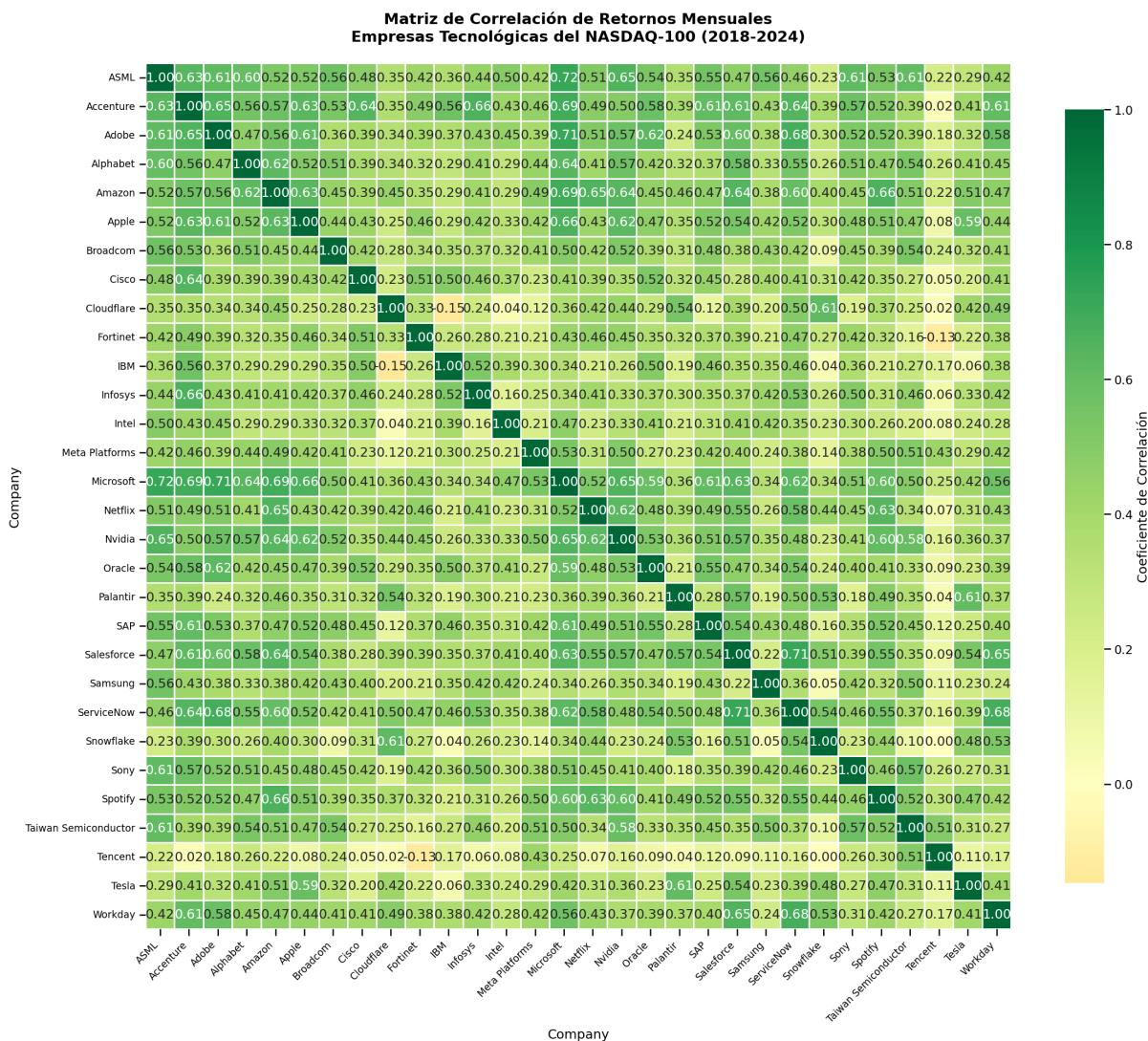
$$\sigma_p^2 = \sum_i w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{j \neq i} w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij} \quad (12)$$

El beneficio de diversificación surge cuando $\rho_{ij} < 1$. Máximo beneficio con $\rho < 0$.

Coeficiente de Correlación de Pearson

$$\rho_{ij} = \frac{\text{Cov}(R_i, R_j)}{\sigma_i \cdot \sigma_j} = \frac{\sum_{t=1}^T (R_{i,t} - \bar{R}_i)(R_{j,t} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_t (R_{i,t} - \bar{R}_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_t (R_{j,t} - \bar{R}_j)^2}} \quad (13)$$

El coeficiente $\rho \in [-1, 1]$ mide intensidad y dirección de relación lineal.



Resultado

El análisis de correlación entre las 30 empresas (435 pares únicos) reveló:

Pares con mayor correlación:

- ASML – Microsoft: $\rho = 0,721$
- Salesforce – ServiceNow: $\rho = 0,711$
- Adobe – Microsoft: $\rho = 0,709$
- Amazon – Microsoft: $\rho = 0,690$
- Accenture – Microsoft: $\rho = 0,688$

Pares con menor correlación:

- Cloudflare – IBM: $\rho = -0,147$
- Fortinet – Tencent: $\rho = -0,125$

3. Snowflake – Tencent: $\rho = 0,001$
4. Cloudflare – Tencent: $\rho = 0,021$
5. Accenture – Tencent: $\rho = 0,024$

Distribución: Alta ($\rho \geq 0,7$): 3 pares (0.7 %) | Media ($0,4 \leq \rho < 0,7$): 227 pares (52.2 %) | Baja ($\rho < 0,4$): 205 pares (47.1 %)

Correlación Intra-Sectorial

El análisis de correlación del panel tecnológico revela:

- **Correlación promedio:** $\rho = 0,40$ (excluyendo diagonal)
- **Rango:** desde $\rho = -0,15$ (Cloudflare–IBM) hasta $\rho = 0,72$ (ASML–Microsoft)
- **Clasificación:** Solo 3 pares (0.7 %) con correlación alta ($\rho \geq 0,7$)

Esta correlación moderada permite cierto beneficio de diversificación intra-sectorial, aunque limitado respecto a diversificación entre sectores.

1.7 Detección de Valores Atípicos (Outliers)

Métodos de Detección de Outliers

Método IQR (Tukey, 1977):

$$\text{Outlier si: } x < Q_1 - 1,5 \times IQR \quad \vee \quad x > Q_3 + 1,5 \times IQR \quad (14)$$

Método Z-score:

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}, \quad \text{Outlier si } |z_i| > 3 \quad (15)$$

El método IQR es más robusto (usa cuartiles); Z-score es sensible a outliers en media/std.

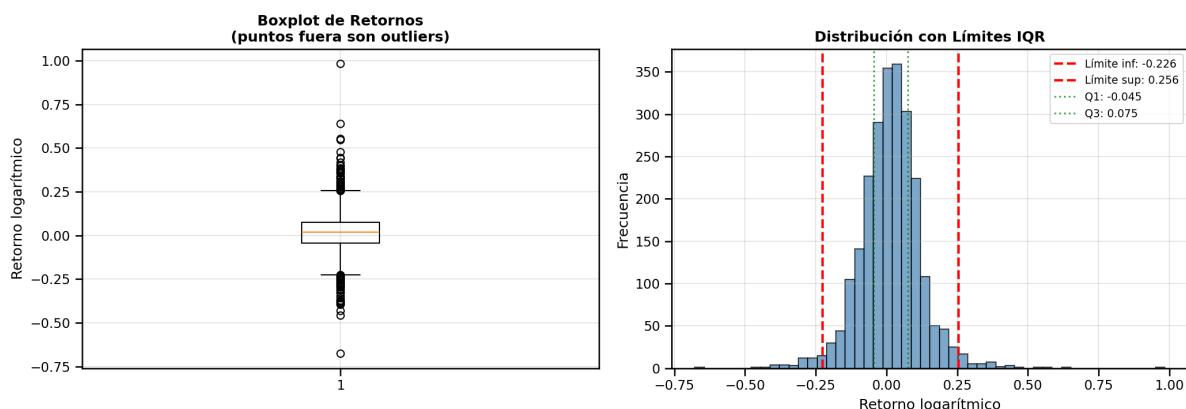


Figura 9: Análisis de outliers. Izquierda: Boxplot con outliers como puntos individuales. Derecha: Histograma con límites IQR superpuestos delimitando región típica.

⑤ Resultado

La detección de outliers en los retornos del panel reveló:

- **Método IQR:** 84 outliers detectados (3.50 % de las observaciones)
- **Método Z-score ($|z| > 3$):** 33 outliers detectados (1.37%)
- **Límites IQR:** $Q_1 = -4,53\%$, $Q_3 = +7,51\%$, $IQR = 12,04\%$
- **Rango válido:** $[-22,59\%, +25,57\%]$

Outliers más extremos positivos: Palantir +98.4 % (Nov 2020), Palantir +64.1 % (May 2023), Tesla +55.5 % (Ago 2020).

Outliers más extremos negativos: Netflix -67,7 % (Abr 2022), Tesla -45,8 % (Dic 2022), Cloudflare -43,1 % (May 2022).

Tratamiento de Outliers Financieros

Los outliers financieros raramente deben eliminarse. Representan frecuentemente:

- Eventos legítimos (crashes, rallies, anuncios corporativos)
- Información valiosa sobre riesgo de cola (*tail risk*)
- Señales de cambio de régimen

Eliminarlos subestimaría el riesgo real.

1.8 Análisis de Momentos Estadísticos

Los Cuatro Momentos de una Distribución

1. **Media** (Primer momento): $\mu = E[R]$
2. **Varianza** (Segundo momento central): $\sigma^2 = E[(R - \mu)^2]$
3. **Asimetría / Skewness** (Tercer momento estandarizado):

$$\gamma_1 = E \left[\left(\frac{R - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] \quad (16)$$

$\gamma_1 < 0$: Sesgo negativo (cola izquierda más larga)

4. **Curtosis** (Cuarto momento estandarizado):

$$\gamma_2 = E \left[\left(\frac{R - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] - 3 \quad (17)$$

$\gamma_2 > 0$: Leptocúrtica (colas pesadas, eventos extremos frecuentes)

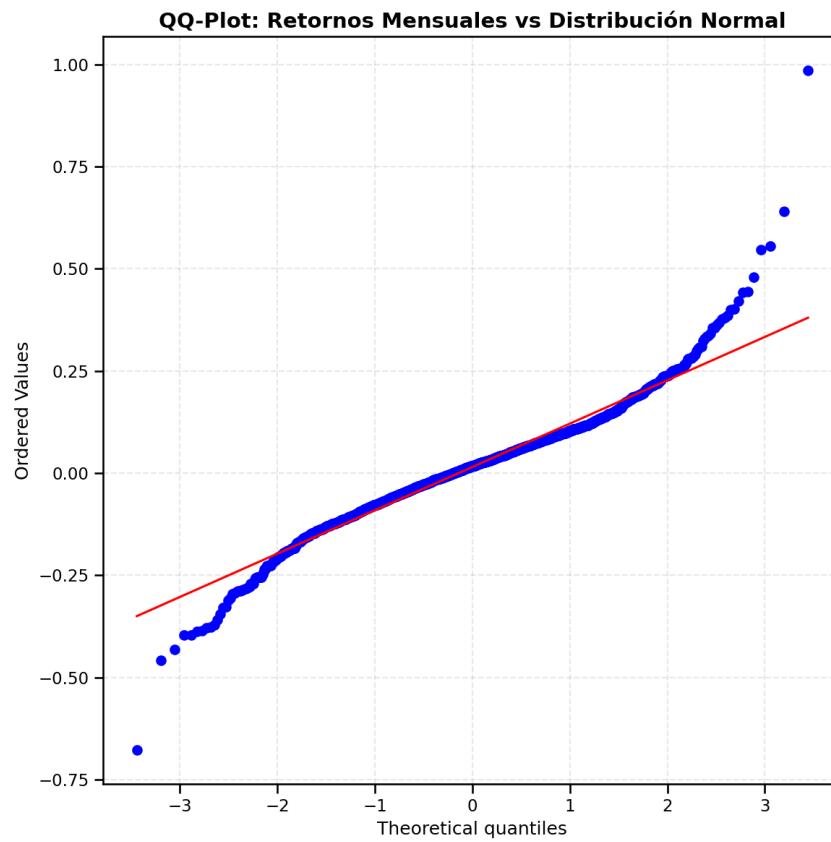


Figura 10: Gráfico Q-Q comparando cuantiles empíricos con normal teórica. Puntos sobre diagonal indicarían normalidad. Desviaciones en colas revelan leptocurtosis característica.

Test de Jarque-Bera

Propuesto por Carlos M. Jarque y Anil K. Bera (*International Statistical Review*, 1987), este test evalúa conjuntamente asimetría y curtosis para contrastar normalidad:

$$JB = \frac{n}{6} \left(\gamma_1^2 + \frac{\gamma_2^2}{4} \right) \quad (18)$$

Bajo H_0 (normalidad), $JB \sim \chi^2(2)$. Si el p-valor < 0,05, se rechaza la hipótesis de normalidad al 5 % de significancia.

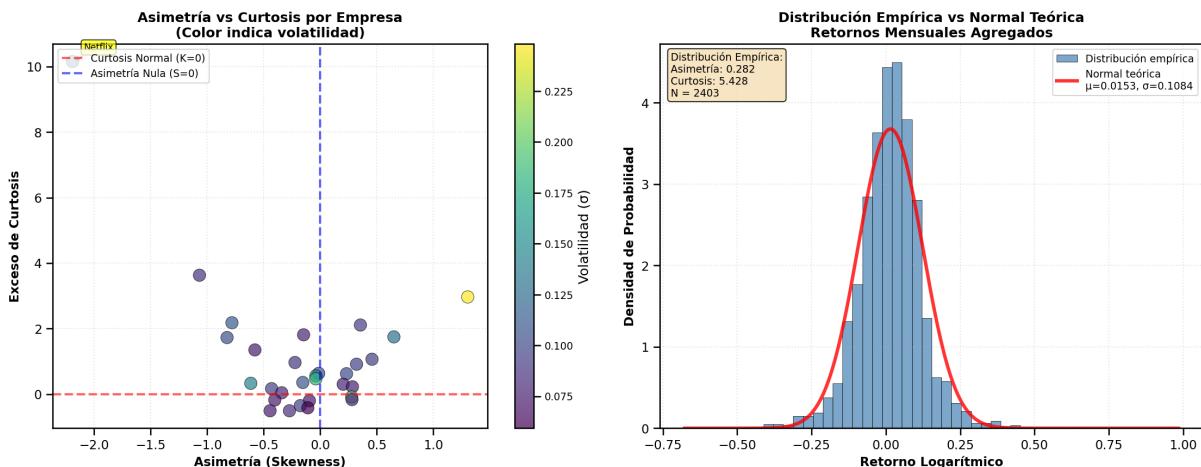


Figura 11: Análisis distribucional. Evaluación de asimetría, curtosis y desviación respecto a normalidad para el conjunto de empresas.

✓ Hallazgo Clave

El análisis de momentos estadísticos del panel tecnológico revela:

- **Asimetría promedio:** $\gamma_1 = -0,15$ (sesgo negativo leve)
- **Curtosis promedio:** $\gamma_2 = 1,06$ (exceso de curtosis, colas pesadas)
- **Leptocurtosis:** 22 de 30 empresas (73.3 %) presentan $\gamma_2 > 0$
- **Normalidad:** 10 de 30 empresas (33.3 %) rechazan normalidad (Test Jarque-Bera, $\alpha = 0,05$)

La empresa con mayor curtosis es **Netflix** ($\gamma_2 = 10,16$), seguida de SAP ($\gamma_2 = 3,63$) y Palantir ($\gamma_2 = 2,97$). Las empresas que rechazan normalidad son: Meta, Taiwan Semiconductor, Netflix, IBM, Palantir, Intel, Broadcom, SAP, Infosys y Snowflake.

1.9 Análisis de Drawdown

Drawdown y Maximum Drawdown

El drawdown cuantifica la caída desde máximos históricos:

$$DD_t = \frac{P_t - \max_{s \leq t} P_s}{\max_{s \leq t} P_s} \times 100 \% \quad (19)$$

El **Maximum Drawdown (MDD)** es la peor caída observada:

$$MDD = \min_t DD_t \quad (20)$$

Propiedades: $DD_t \leq 0$ siempre; $DD_t = 0$ en máximo histórico.

Asimetría de la Recuperación

Las pérdidas requieren ganancias proporcionalmente mayores para recuperarse:

Pérdida	Ganancia para recuperar
-10 %	+11.1 %
-25 %	+33.3 %
-50 %	+100 %
-75 %	+300 %

Por esto la gestión del riesgo de caída es más importante que maximizar retorno.

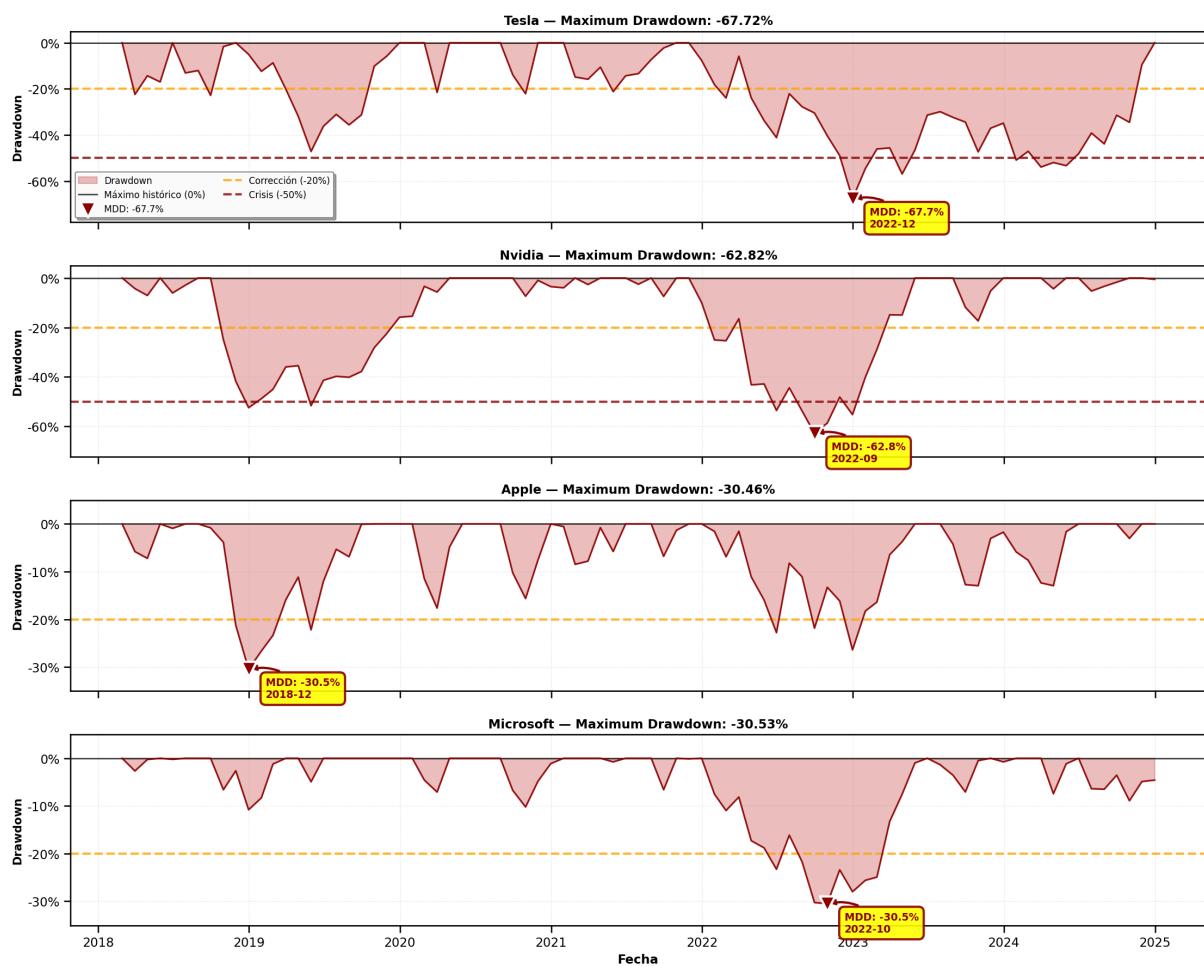


Figura 12: Series de drawdown para empresas seleccionadas (Tesla, Nvidia, Apple, Microsoft). Área roja: magnitud del drawdown. Líneas horizontales: umbrales -20% (corrección) y -50% (crisis).

◎ Resultado

El análisis de Maximum Drawdown (MDD) para las empresas principales reveló:

Empresa	MDD	Tiempo bajo agua	Retorno para recuperar
Tesla	-67,72 %	67 meses (80.7 %)	+209.8 %
Nvidia	-62,82 %	54 meses (65.1 %)	+169.0 %
Microsoft	-30,53 %	48 meses (57.8 %)	+43.9 %
Apple	-30,46 %	56 meses (67.5 %)	+43.8 %

Las empresas de alto crecimiento (Tesla, Nvidia) experimentaron caídas superiores al 60%, mientras que las empresas maduras (Apple, Microsoft) limitaron sus pérdidas máximas a aproximadamente 30%.

Calmar Ratio

Mide eficiencia del retorno ajustada por riesgo de pérdida máxima:

$$\text{Calmar Ratio} = \frac{CAGR}{|MDD|} \quad (21)$$

donde $CAGR$ es Tasa de Crecimiento Anual Compuesta. Ratio > 1: excelente.

1.10 Análisis de Cambio Estructural: Pre/Post COVID-19

Análisis de Regímenes

La pandemia afectó los mercados tecnológicos a través de múltiples canales:

1. **Shock inicial:** Caída abrupta marzo 2020 ante parálisis económica
 2. **Transformación digital:** Trabajo remoto, e-commerce, cloud beneficiaron al sector
 3. **Política monetaria:** Tasas cercanas a cero impulsaron valuaciones
 4. **Reversión 2022:** Normalización monetaria y corrección de excesos
- División temporal: **Pre-COVID** (Ene 2018 – Feb 2020) vs **Post-COVID** (Mar 2020 – Dic 2024)

Tests de Comparación

Test t de Welch (medias con varianzas desiguales):

$$t = \frac{\bar{R}_{post} - \bar{R}_{pre}}{\sqrt{\frac{s_{post}^2}{n_{post}} + \frac{s_{pre}^2}{n_{pre}}}} \quad (22)$$

Test de Levene: Homogeneidad de varianzas. $H_0: \sigma_{pre}^2 = \sigma_{post}^2$

P-valor < 0,05 indica cambio estadísticamente significativo.

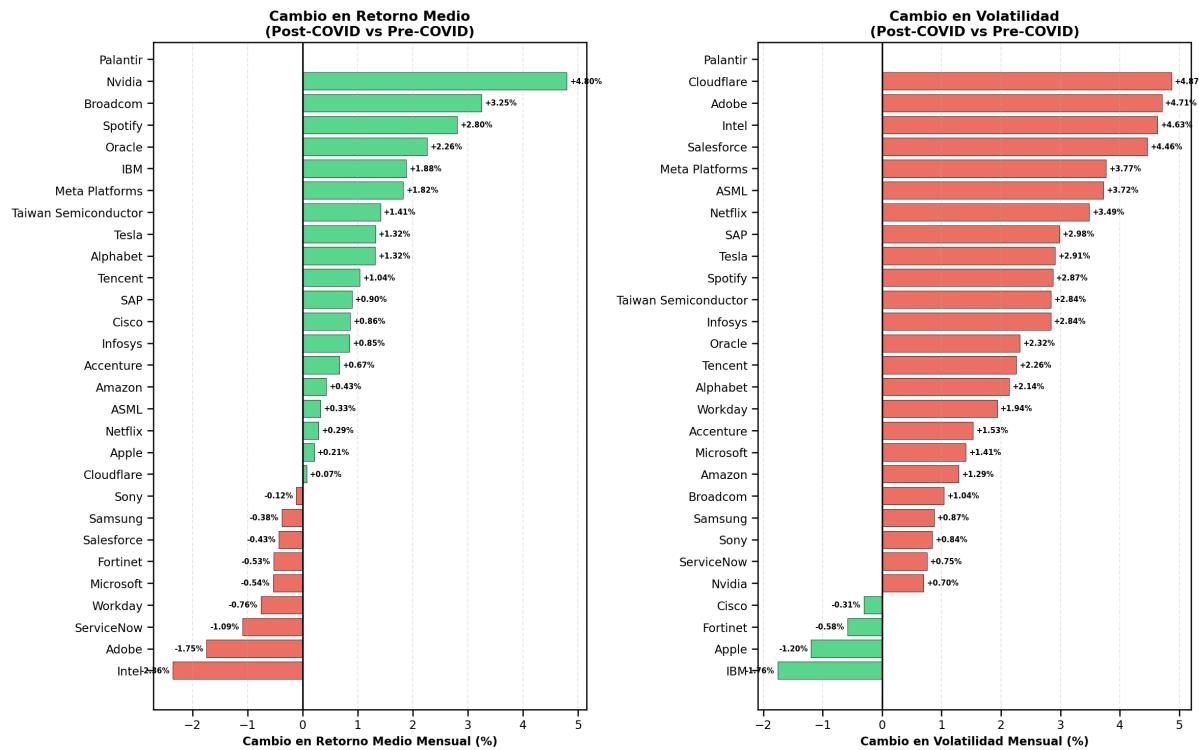


Figura 13: Cambios en retorno medio y volatilidad (Post-COVID vs Pre-COVID). Verde: mejora; Rojo: deterioro.

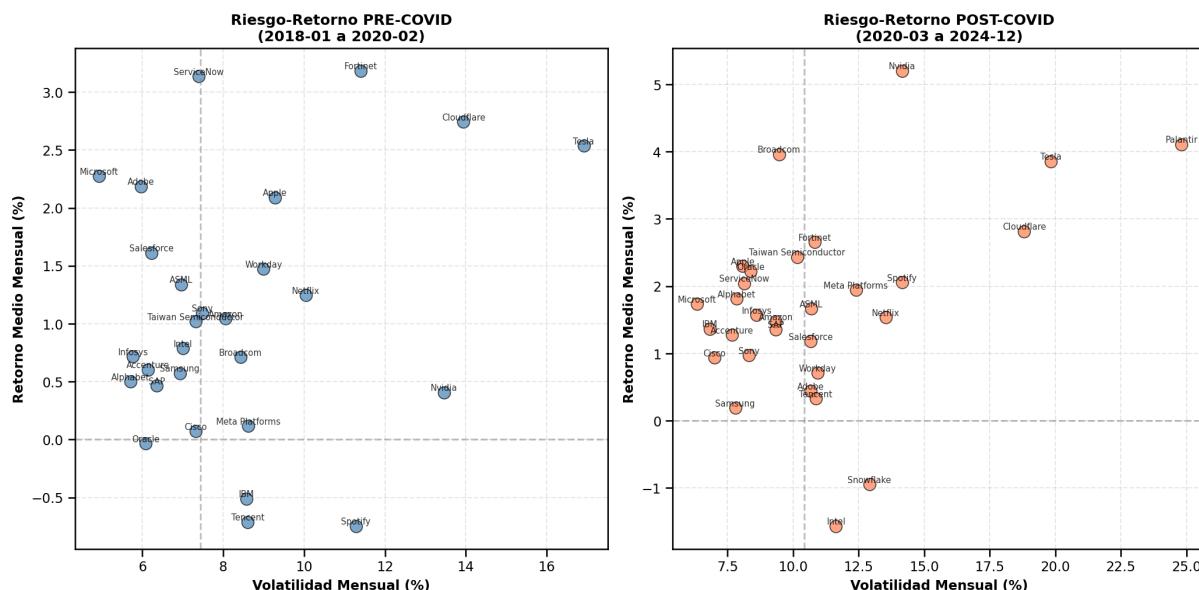


Figura 14: Diagrama riesgo-retorno segmentado por período. Visualización de migración en el espacio riesgo-retorno tras shock pandémico.

✓ Hallazgo Clave

El análisis de cambio estructural pre/post COVID-19 revela:

- **Retorno medio:** 19 de 30 empresas (63.3 %) mejoraron post-COVID

- **Volatilidad:** 24 de 30 empresas (80.0 %) aumentaron volatilidad post-COVID
- **Pre-COVID** (677 obs.): Retorno medio promedio 1.07 %, volatilidad promedio 8.40 %
- **Post-COVID** (1,726 obs.): Retorno medio promedio 1.72 %, volatilidad promedio 11.01 %
- **Test de Welch:** Ninguna empresa (0 %) muestra cambio significativo en media ($\alpha = 0,05$)
- **Test de Levene:** Solo 3 empresas (10.7 %) — ASML, Salesforce, Adobe — muestran cambio significativo en varianza ($\alpha = 0,05$)

El COVID-19 representó un punto de quiebre estructural para **algunas** empresas del sector, principalmente en términos de volatilidad más que en retorno promedio.

Nota:

Empresas con mayor mejora post-COVID: Nvidia (+4.80 % mensual), Broadcom (+3.25 %), Spotify (+2.80 %), Oracle (+2.26 %).

Empresas con peor desempeño post-COVID: Intel (-2,36 % mensual), Adobe (-1,75 %), ServiceNow (-1,09 %).

La ausencia de cambios estadísticamente significativos en media (Test de Welch) se debe a la alta variabilidad intra-período que domina sobre las diferencias entre períodos.

1.11 Síntesis del Análisis Exploratorio

Conclusiones del Análisis Exploratorio

1. **Calidad de datos:** Dataset con 0 % de valores faltantes en todas las columnas. Cuatro empresas (Palantir, Snowflake, Cloudflare, Spotify) con menos de 83 observaciones debido a IPOs posteriores a febrero 2018.
2. **Distribución de retornos:** El 73.3 % de empresas presenta leptocurtosis ($\gamma_2 > 0$). Asimetría promedio de -0,15 y curtosis promedio de 1,06. Netflix destaca con curtosis extrema ($\gamma_2 = 10,16$).
3. **Outliers:** 3.50 % de observaciones clasificadas como outliers (método IQR). Eventos extremos concentrados en 2020 (COVID crash/rally) y 2022 (tech selloff).
4. **Correlación:** Promedio $\rho = 0,40$, con rango $[-0,15, 0,72]$. Solo 3 pares con $\rho \geq 0,7$ (ASML–Microsoft, Salesforce–ServiceNow, Adobe–Microsoft).
5. **Drawdowns:** Tesla (-67,72 %) y Nvidia (-62,82 %) con MDD superiores al 60 %. Apple y Microsoft limitaron pérdidas máximas a $\approx 30\%$.
6. **Impacto COVID-19:** 63.3 % de empresas mejoraron retorno medio post-COVID, pero 80.0 % aumentaron volatilidad. Ninguna empresa muestra cambio significativo en media (Test de Welch), pero 3 empresas (ASML, Salesforce, Adobe) muestran cambio significativo en varianza (Test de Levene).

Referencias Bibliográficas

- [1] Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press. ISBN: 978-0691043012.
- [2] Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223–236. DOI: 10.1080/713665670.
- [3] Hull, J. C. (2018). *Options, Futures, and Other Derivatives* (10th ed.). Pearson Education. ISBN: 978-0134472089.
- [4] Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, 55(2), 163–172. DOI: 10.2307/1403192.
- [5] Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. DOI: 10.2307/2975974.
- [6] Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63(3), 581–592. DOI: 10.1093/biomet/63.3.581.
- [7] Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley Publishing Company. ISBN: 978-0201076165.