


# Resiliencia Financiera: Estrategias de Inversión en Tiempos de Crisis - Un Estudio de Caso sobre la Crisis de 2008

Iván Gonzalez  
Cuesta

Microeconometría  
Master en Investigación en  
Economía



## ÍNDICE

- Introducción
- Literatura
- Datos
- Análisis de la crisis de 2008
- Conclusiones
- Bibliografía

## 1. INTRODUCCIÓN

En el dinámico y complejo mundo de las finanzas, la volatilidad del mercado es una constante que puede cambiar repentinamente, especialmente durante períodos de crisis económicas. Este fenómeno, caracterizado por fluctuaciones significativas en los precios de los activos financieros, puede ser tanto una oportunidad como un desafío para los inversores, quienes deben tomar decisiones estratégicas para proteger sus inversiones y maximizar sus rendimientos.

En este contexto, la aplicación de modelos de elección discreta y variables instrumentales emerge como una herramienta invaluable para entender las complejas dinámicas del mercado financiero y evaluar las estrategias de inversión más efectivas en momentos de crisis. Estos modelos proporcionan un marco analítico riguroso que permite a los investigadores examinar cómo los inversores toman decisiones en condiciones de incertidumbre y riesgo, y cómo estas decisiones afectan sus carteras de inversión.

La elección discreta se refiere a la selección de una opción entre un conjunto finito de alternativas, donde cada opción está claramente definida y no se puede dividir en partes más pequeñas. En el contexto financiero, esto se traduce en decisiones de inversión, como la elección de un activo específico, una estrategia de trading o la asignación de capital entre diferentes clases de activos. Los modelos de elección discreta permiten a los investigadores analizar qué factores influyen en estas decisiones y cómo responden los inversores a cambios en el entorno económico y financiero.

Por otro lado, las variables instrumentales son utilizadas para abordar posibles problemas de endogeneidad en el análisis de datos financieros. La endogeneidad puede surgir cuando una variable explicativa está correlacionada con el término de error en un modelo de regresión, lo que puede sesgar las estimaciones de los parámetros y conducir a conclusiones erróneas. Las variables instrumentales proporcionan una solución al permitir que los investigadores identifiquen variables exógenas que están correlacionadas con la variable endógena de interés, pero no con el término de error, lo que ayuda a obtener estimaciones consistentes y confiables.

En este estudio, nos proponemos explorar cómo la volatilidad del mercado financiero varía durante períodos de crisis económicas y analizar las estrategias de inversión más efectivas en estos contextos. Centraremos nuestro análisis en la crisis financiera de 2008, un evento que tuvo repercusiones globales y que sigue siendo objeto de estudio y debate en la comunidad financiera. Utilizaremos modelos de elección discreta y variables instrumentales para entender las decisiones de inversión tomadas durante esta crisis y evaluar su eficacia en la gestión del riesgo y la preservación del capital.

A través de este enfoque metodológico robusto, esperamos contribuir al cuerpo de conocimientos existente sobre la gestión de riesgos financieros y proporcionar insights valiosos para inversores, gestores de activos y reguladores en la toma de decisiones durante períodos de turbulencia económica. En las siguientes secciones, revisaremos la literatura relevante, presentaremos los datos utilizados en nuestro análisis, realizaremos un detallado examen de la crisis de 2008, discutiremos los resultados obtenidos y ofreceremos conclusiones y recomendaciones derivadas de nuestro estudio.

## 2. LITERATURA

El análisis de la literatura existente en el campo de la volatilidad del mercado financiero y las estrategias de inversión durante crisis económicas revela una amplia gama de enfoques teóricos y metodológicos. Los estudios previos han explorado diversos aspectos relacionados con la volatilidad del mercado, incluyendo su naturaleza, sus determinantes y sus implicaciones para los inversores y los mercados financieros en su conjunto. Además, se han investigado las estrategias de inversión utilizadas por los agentes económicos para gestionar el riesgo y aprovechar las oportunidades durante períodos de crisis.

Uno de los enfoques más comunes en la literatura es el análisis de la volatilidad como medida de riesgo en los mercados financieros. Según "The Behavior of Stock Market Volatility Over Time" (Engle, 1982), la volatilidad del mercado financiero es una característica intrínseca que puede variar significativamente a lo largo del tiempo, siendo crucial para comprender su dinámica y sus implicaciones para los inversores. Engle es uno de los pioneros en el análisis de la volatilidad y conocido por sus aportaciones en el campo de los modelos de heterocedasticidad condicional autorregresiva (familia GARCH). El enfoque de volatilidad como medida de riesgo agrupa una gran cantidad de modelos que se clasifican en medidas estructuradas y no estructuradas, incluyéndose dentro de las medidas estructuradas los enfoques de heterocedasticidad condicional autorregresiva, los modelos de volatilidad realizada y los modelos de volatilidad estocástica.

Otro tema importante abordado en la literatura es la relación entre la volatilidad del mercado y las estrategias de inversión. En "The Benefits of International Diversification: A Mean-Variance Analysis" (Solnik, 1974), se discute cómo las estrategias de diversificación internacional pueden ayudar a reducir la volatilidad de una cartera de inversiones, proporcionando beneficios significativos para los inversores que buscan mitigar el riesgo y maximizar los rendimientos. El enfoque media-varianza fue desarrollado por Markowitz quién estableció la teoría moderna de gestión de carteras que ha dominado el campo de las finanzas en las últimas décadas al introducir conceptos tan importantes como la maximización del rendimiento esperado para un nivel de riesgo o en contra cara, la minimización del riesgo para un retorno esperado dado, conceptos posteriormente recogidos y desarrollados por Sharpe.

Además, se ha prestado atención a los efectos de las políticas macroeconómicas y las intervenciones de los bancos centrales en la volatilidad del mercado. Según "Monetary Policy and Asset Price Volatility" (Bernanke & Gertler, 2001), las decisiones de política monetaria pueden tener un impacto sustancial en la volatilidad del mercado financiero, influenciando la percepción de riesgo de los inversores y afectando el comportamiento de los precios de los activos. Este enfoque menos financiero y más macroeconómico, ofrece una visión de igual modo importantísima y a tener en cuenta a la hora de entender las complejas relaciones existentes entre las variables económico financieras que influyen en los mercados, la volatilidad y la inversión.

En resumen, la literatura existente proporciona una base sólida para nuestro estudio, ofreciendo insights sobre la naturaleza y determinantes de la volatilidad del mercado, así como sobre las estrategias de inversión utilizadas para gestionar el riesgo y aprovechar las oportunidades durante crisis económicas. Nuestro trabajo se enmarca dentro de este

contexto, contribuyendo con un análisis empírico detallado de la crisis financiera de 2008 y evaluando la eficacia de las estrategias de inversión aplicadas en ese contexto específico.

### 3. DATOS

El análisis financiero y económico se sustenta en una amplia gama de datos e indicadores que proporcionan información relevante sobre la salud y el rendimiento de los mercados. A través de un script de Python, podemos acceder y analizar diversos conjuntos de datos relevantes, cada uno proveniente de fuentes específicas y desempeñando un papel único en la comprensión de la dinámica económica y financiera.

Uno de los datos fundamentales que analizamos es el índice S&P 500, representado por el ticker '^GSPC'. Este índice, compuesto por las 500 mayores empresas cotizadas en bolsa en los Estados Unidos, proporciona una visión general del rendimiento del mercado de valores y es un indicador ampliamente utilizado por inversores y analistas para evaluar la salud del mercado. A través de la descarga de precios de cierre ajustados de Yahoo Finance, podemos analizar la evolución histórica de este índice y detectar tendencias y patrones significativos.

```
# Descargar los precios ajustados de cierre del índice S&P 500 (GSPC) desde Yahoo Finance
gcsp_prices = yf.download('^GSPC', start='2000-01-01', end='2024-01-01')['Adj Close']
```

*Fig 1: Script de extracción de los datos referidos al S&P 500*

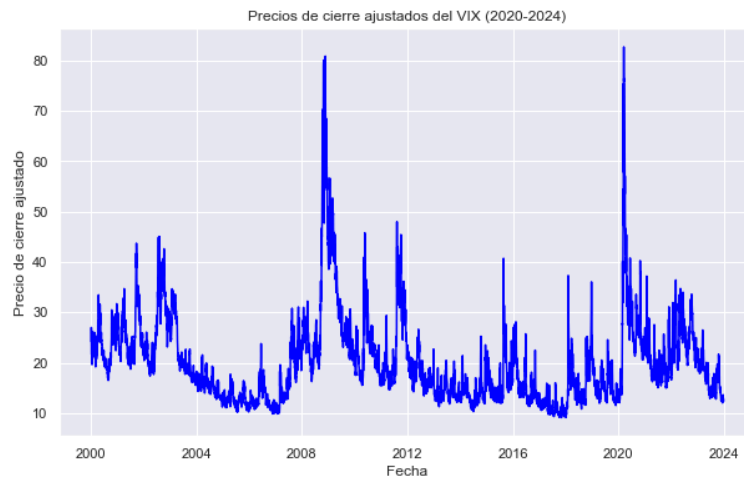


*Fig 2: Representación de los datos S&P 500 obtenidos. Elaboración propia.*

Otro conjunto de datos es el índice de volatilidad del mercado, conocido como VIX, representado por el ticker '^VIX'. El VIX mide la volatilidad implícita del mercado de opciones del S&P 500 y es una medida clave del sentimiento del mercado y la incertidumbre. Al examinar los precios de cierre ajustados del VIX a lo largo del tiempo, podemos identificar períodos de alta volatilidad y evaluar el nivel de riesgo percibido por los inversores en el mercado.

```
# Convertir los precios de cierre ajustados del VIX a una matriz de NumPy
vix_prices_array = np.array(vix_data['Adj Close'])
```

*Fig 3: Script de extracción de los datos referidos al VIX*

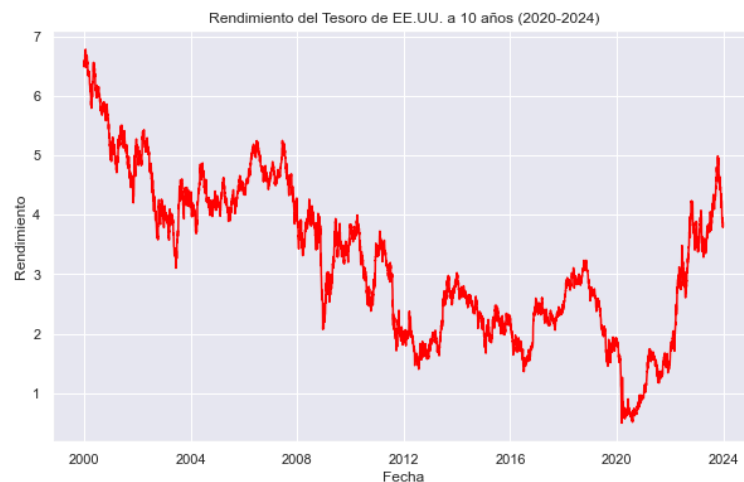


*Fig 4: Representación de los datos VIX obtenidos. Elaboración propia.*

Además, el rendimiento de los bonos del Tesoro de EE.UU. a 10 años, representado por el ticker '^TNX', proporciona información valiosa sobre las condiciones del mercado de bonos y las expectativas de inflación y tasas de interés a largo plazo. Estos datos, descargados de Yahoo Finance, son cruciales para comprender la dinámica de los mercados de deuda y su relación con otros activos financieros.

```
# Descargar los datos del rendimiento del Tesoro de EE.UU. a 10 años
tnx_data = yf.download('^TNX', start='2000-01-01', end='2024-01-01')
```

*Fig 5: Script de extracción de los datos referidos al rendimiento del Tesoro - USA*

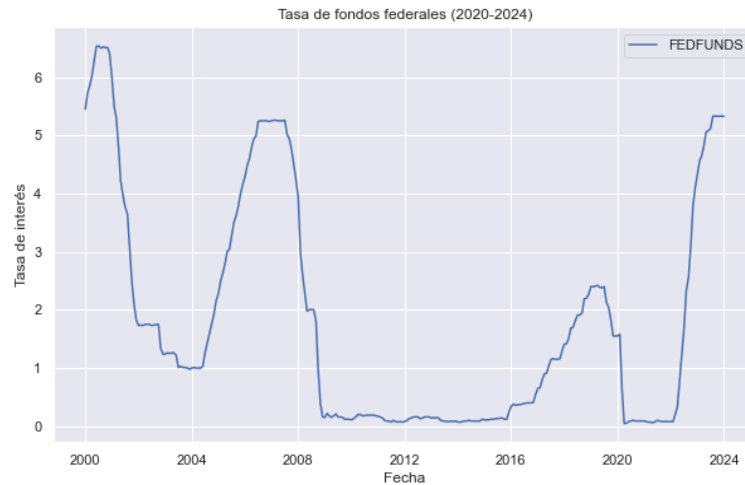


*Fig 6: Representación de los datos US Treasuru obtenidos. Elaboración propia.*

Por otro lado, las tasas de interés y políticas monetarias son indicadores clave de la política económica y financiera. La tasa de fondos federales, obtenida de FRED con el identificador 'FEDFUNDS', representa el costo del crédito a corto plazo y es una herramienta principal de la política monetaria de la Reserva Federal. Mientras tanto, la tasa de descuento, identificada como 'INTDSRUSM193N' en FRED, indica el interés que los bancos pagan al Federal Reserve System por préstamos obtenidos de sus reservas.

```
# Descargar los datos de la tasa de fondos federales
fed_funds_rate = web.DataReader('FEDFUNDS', 'fred', start, end)
```

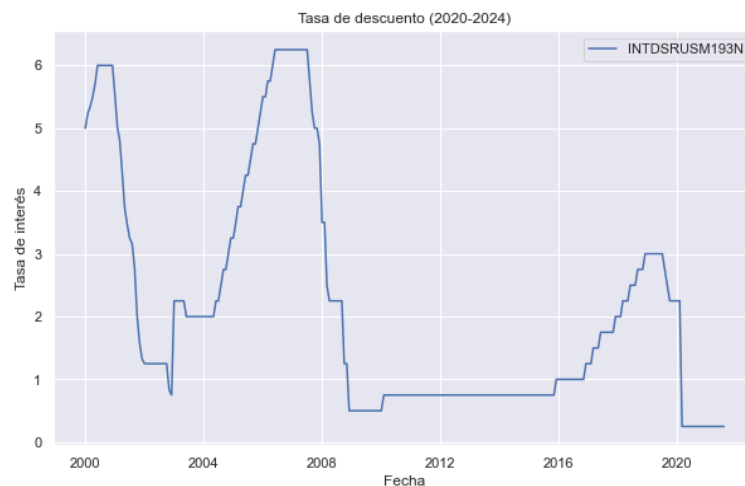
*Fig 7: Script de extracción de los datos referidos a la tasa de fondos federales - USA*



*Fig 8: Representación de los datos FEDFUNDS obtenidos. Elaboración propia.*

```
# Descargar los datos de la tasa de descuento
discount_rate = web.DataReader('INTDSRUSM193N', 'fred', start, end)
```

*Fig 9: Script de extracción de los datos referidos a la tasa de descuento - USA*



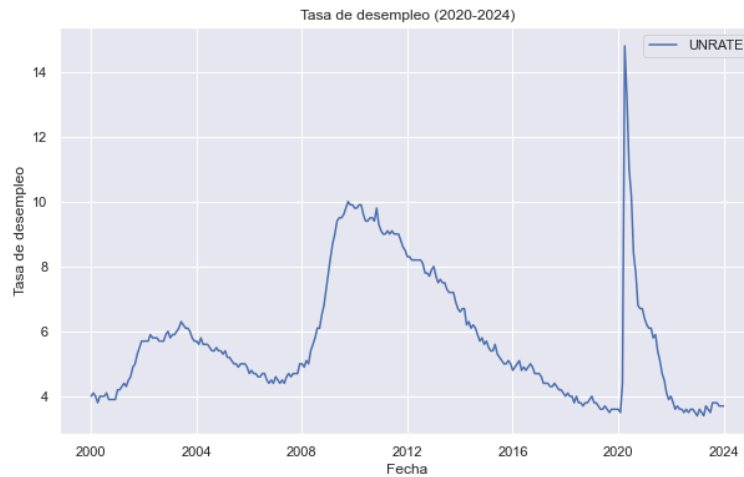
*Fig 10: Representación de los datos INTDSRUSM193N obtenidos. Elaboración propia.*

Finalmente, la tasa de desempleo, representada por el identificador 'UNRATE' en FRED, ofrece una visión crítica del mercado laboral y la salud económica en general. Esta tasa, que refleja el porcentaje de la fuerza laboral desempleada, es un indicador clave para evaluar el crecimiento económico y la distribución del ingreso.



```
# Descargar los datos de la tasa de desempleo
unemployment_rate = web.DataReader('UNRATE', 'fred', start, end)
```

*Fig 11: Script de extracción de los datos referidos a la tasa de desempleo- USA*



*Fig 12: Representación de los datos US-Desempleo obtenidos. Elaboración propia.*

En resumen, el análisis de estos datos nos permite comprender mejor la dinámica económica y financiera, identificar tendencias y patrones significativos en los mercados y tomar decisiones informadas en materia de inversión y política económica. El acceso programático a través de un script de Python nos facilita la tarea de recopilar, analizar y visualizar estos datos de manera eficiente, permitiéndonos obtener insights valiosos para nuestra investigación o análisis financiero.

#### 4. ANÁLISIS DE LA CRISIS DEL 2008

A continuación, se ajusta un modelo de regresión logística que analiza la probabilidad de que el índice de volatilidad del mercado VIX sea alto o bajo en función de tres variables independientes: el rendimiento del S&P 500, la evolución del tipo de interés a c/p de EE.UU y la tasa de desempleo.

Para ello se define la variable dependiente (elección) como 'High\_VIX' que toma el valor 1 si el VIX está por encima de su mediana y 0 si está por debajo. Esto proporcionará una medida binaria de alto y bajo nivel de volatilidad.

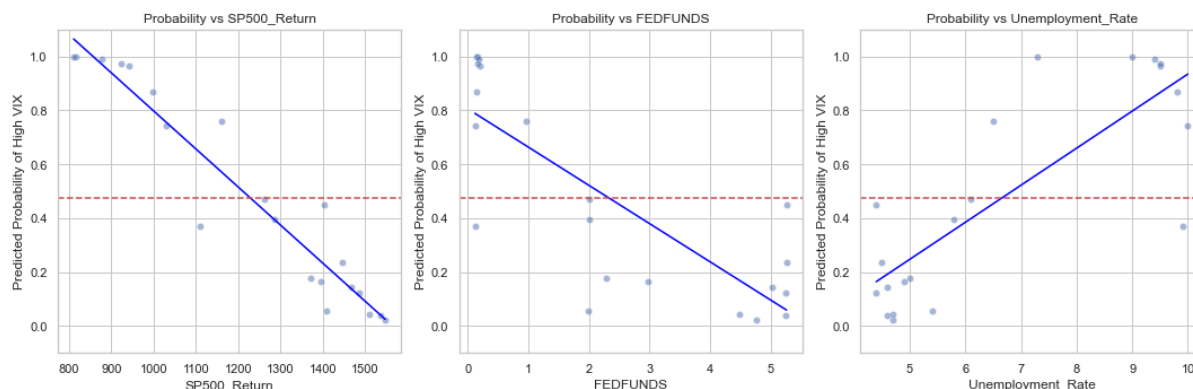
Se ajusta la regresión logística en Python utilizando la clase Logit de la biblioteca 'statsmodels'. El modelo se ajusta a los datos utilizando las variables independientes y la variable dependiente definida anteriormente y estima los coeficientes para cada variable independiente, así como el intercepto, utilizando el método de máxima verosimilitud.

Se representa primero la evolución de dichas variables en el periodo estudiado.



*Fig 13: Representación de la evolución conjunta de las variables 2007-2009. Elaboración propia.*

Y se procede a graficar de igual modo los resultados del modelo.



*Fig 14: Resultados del modelo. Elaboración propia.*

Estos gráficos muestran la relación entre la probabilidad predicha de un VIX alto y las tres variables independientes: el retorno del S&P 500, la evolución de los tipos de interés, y la tasa de desempleo.

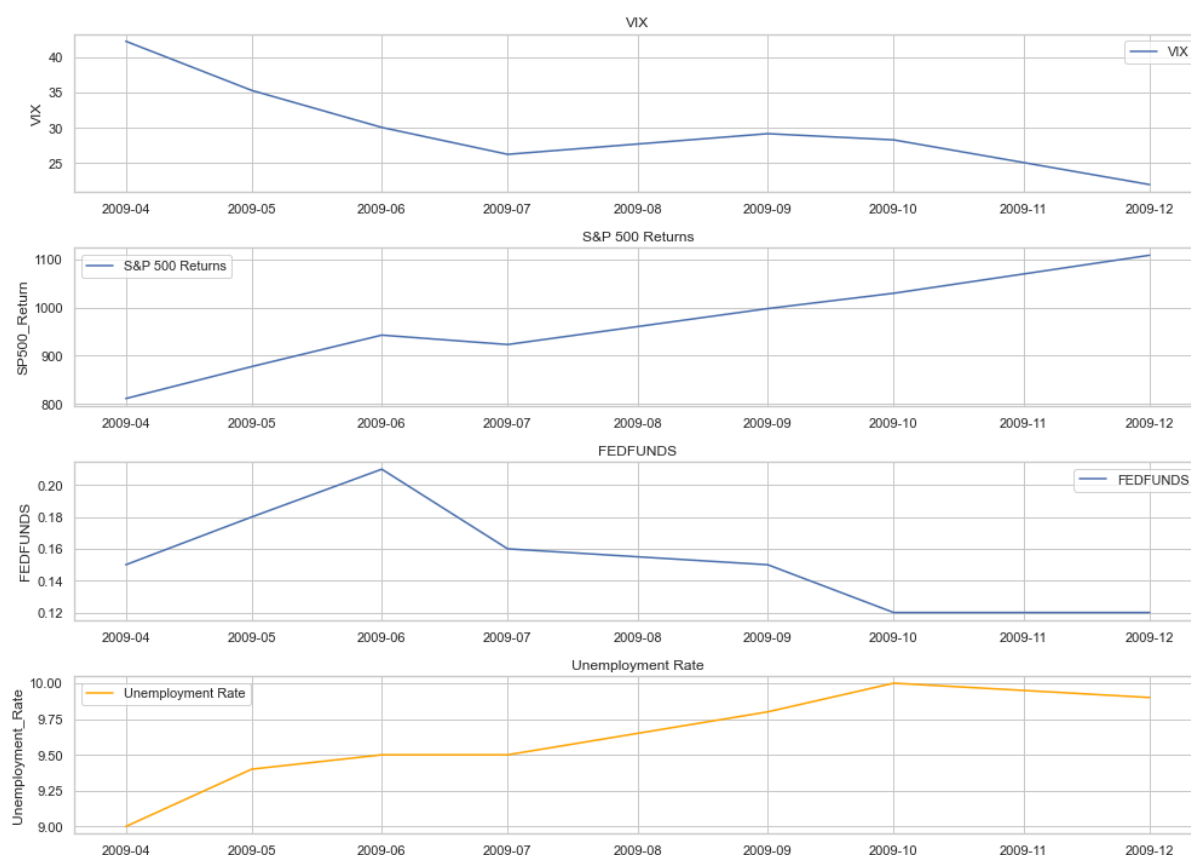
El primer gráfico muestra la relación entre la probabilidad predicha y los retornos del S&P 500. Es fácilmente comprobable que cuando el retorno del S&P 500 aumenta, la probabilidad predicha de un alto VIX disminuye. Esto sugiere que mayores retornos del S&P 500 están asociados con una menor volatilidad del mercado. Lo cual tiene mucho sentido económico.

El tercer gráfico muestra la relación entre la probabilidad predicha de un VIX alto y la evolución de la tasa de desempleo. A medida que la tasa de desempleo aumenta, la probabilidad predicha de un VIX alto también aumenta. Esto indica que una mayor tasa de desempleo está asociada con una mayor volatilidad del mercado, lo cual tiene mucho sentido económico.

El segundo gráfico, muestra la relación entre la probabilidad predicha de un VIX alto y la evolución de los tipos de interés. Puede verse de igual forma que antes como un mayor nivel de la tasa de Fed funds está asociado con una menor probabilidad de un VIX alto. Esto indica que a medida que la tasa de los fondos federales aumenta, la volatilidad del mercado disminuye. A priori podríamos pensar que esta conclusión no tiene demasiado sentido económico pero esto puede reflejar la relación entre políticas monetarias y una percepción de mayor estabilidad económica. La representación de las series previo al análisis se hizo con el objetivo de tratar de validar el mismo, así bien si nos fijamos en la evolución del VIX y la evolución de los Fed funds vemos que efectivamente, a mayor VIX, menor tasa de Fed funds. Esto tiene que ver con la respuesta por parte de la autoridad monetaria a la crisis financiera tratando de estimular la economía por medio de la reducción de los tipos de interés coincidiendo así periodos de máxima volatilidad con periodos de mínima tasa de interés y en contraposición, periodos de mínima volatilidad con periodos con tasas de interés superiores. Es por esto que resulta crucial la interpretabilidad de los datos en una disciplina como la economía puesto que los resultados arrojados por el modelo podrían inducir a pensar en una posible relación causal entre las subidas o bajadas de tipos y la estabilización de la volatilidad.

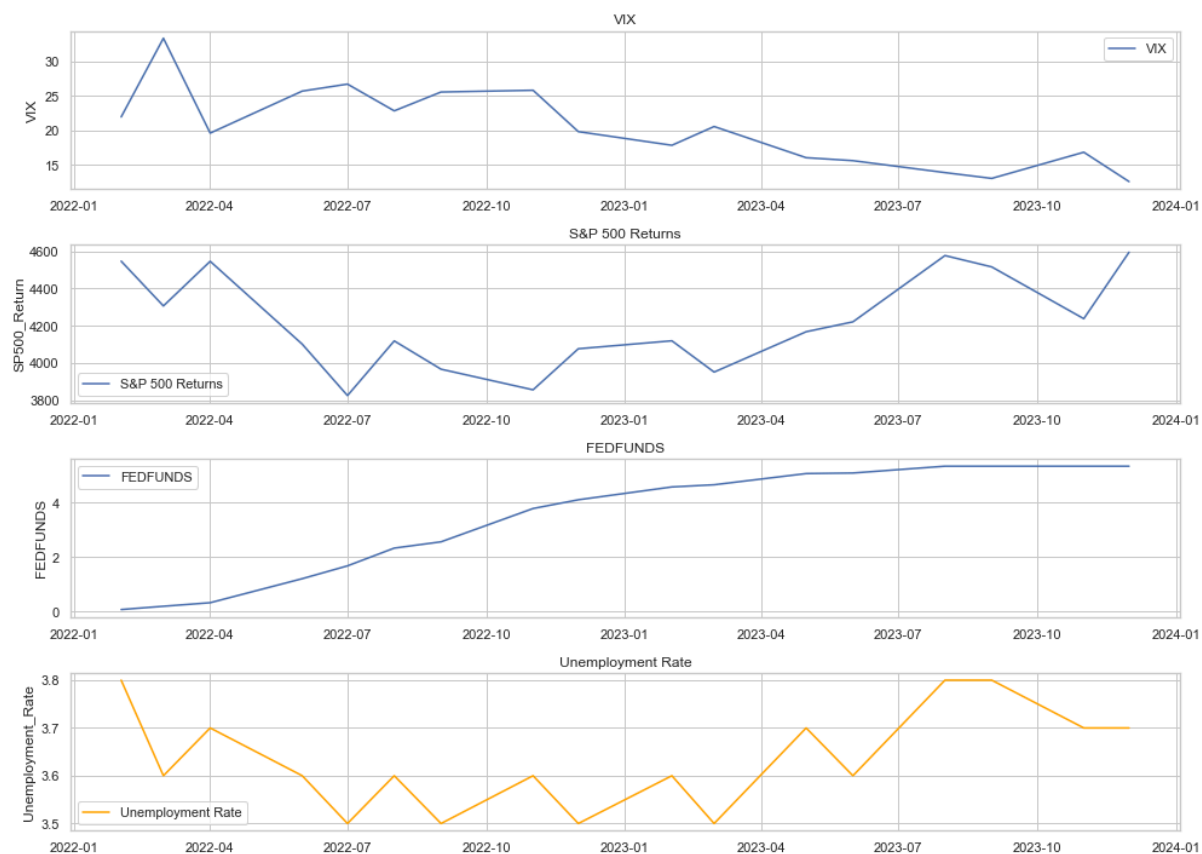
Este análisis aplica al caso concreto del 2008 que es el que aquí nos atañe dado que se trata de una crisis económica clásica (reducción de actividad y deflación) . Pero empleando el mismo modelo podríamos obtener conclusiones muy divergentes si se tratase del estudio de caso de otra crisis financiera. Por ejemplo, en un escenario de estanflación (enfriamiento de la actividad y subida de precios) como el vivido en los años 2022-2023, las conclusiones serían opuestas puesto que una bajada de tipos en lugar de estimular la economía en una crisis deflacionista (vemos cómo a medida que el VIX sube, los tipos se desploman como respuesta de la autoridad monetaria para estimular la economía), avivará una espiral inflacionista (veríamos cómo a medida que el VIX sube, los tipos también subirán como respuesta de la autoridad monetaria para frenar la inflación). También debemos tener en cuenta el decalaje que existe entre las variables. La actuación de la política monetaria, estabilizará la volatilidad esperada del mercado en períodos siguientes y no de forma inmediata.

Si por ejemplo consideramos la parte final de la crisis (punto a partir del cual el VIX comienza a disminuir y los rendimientos del S&P 500 comienzan a subir) 2009-adelante, podemos ver cómo la bajada de los tipos induce a una caída de la volatilidad



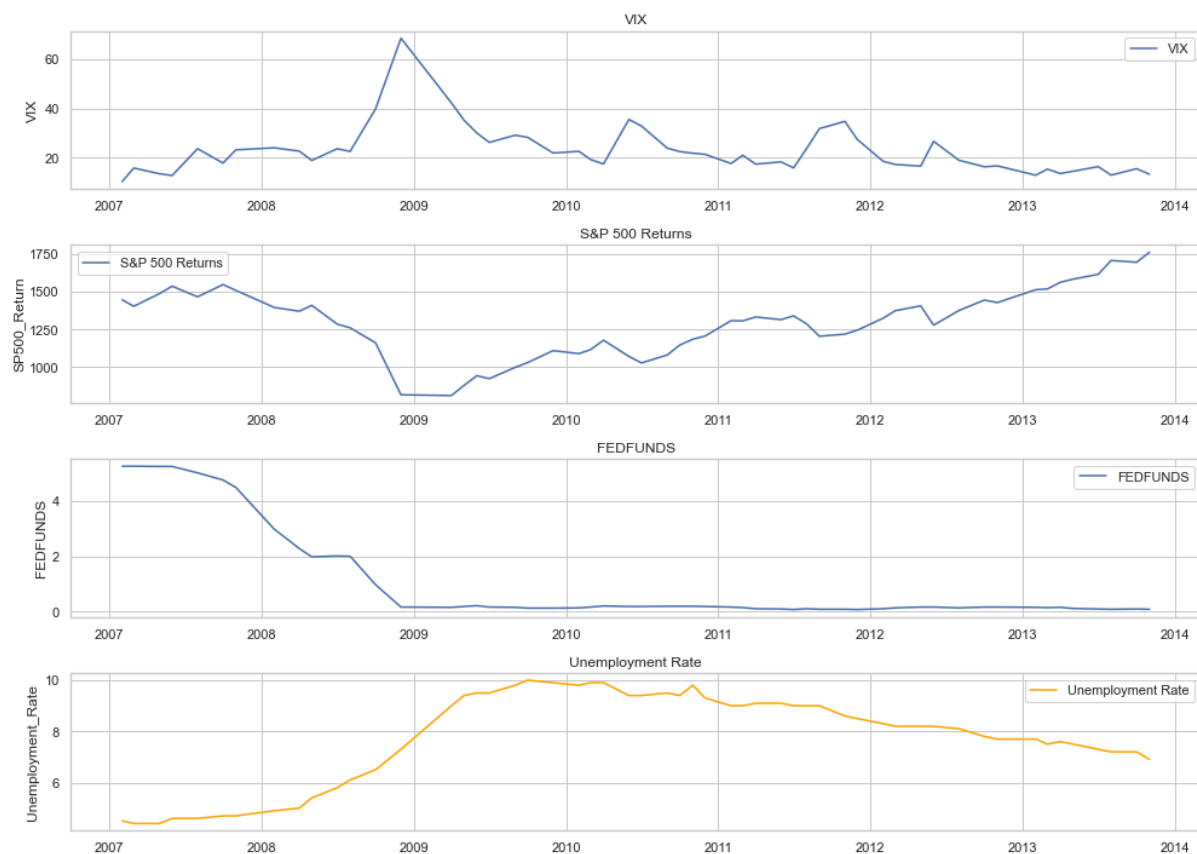
*Fig 15: Representación conjunta de la evolución de las variables 2009. Elaboración propia.*

Pero si representamos el caso concreto de 2022 vemos como es al revés, la subida de los tipos genera una mejora en la estabilización de la volatilidad.

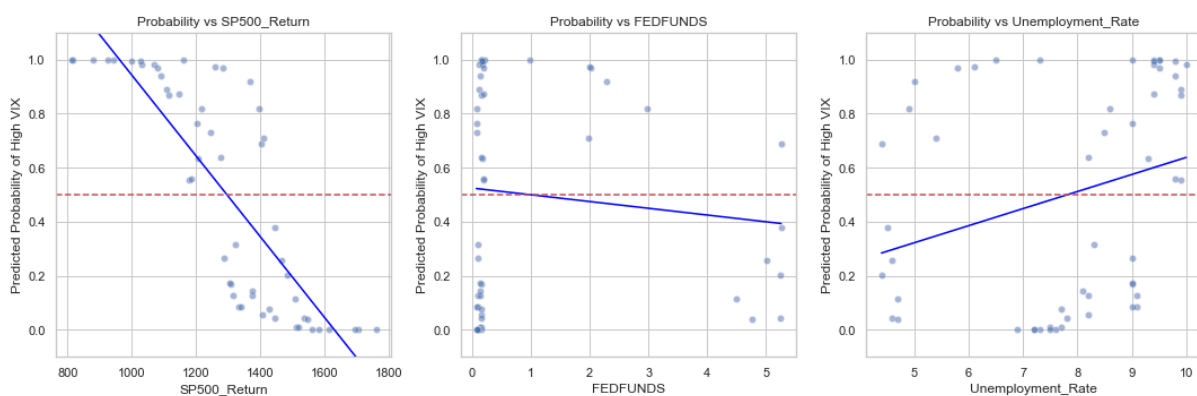


*Fig 16: Representación conjunta de la evolución de las variables 2022-2023. Elaboración propia.*

Volviendo a la crisis de 2008, podemos considerar un horizonte temporal más grande para realizar de nuevo el ajuste del mismo modelo de regresión logística con la finalidad de encontrar conclusiones más sólidas y estadísticamente más significativas.



*Fig 17: Representación conjunta de la evolución de las variables 2007-2014. Elaboración propia.*



*Fig 18: Resultados del modelo ajustado al período 2007-2014. Elaboración propia.*

En cuanto a la evolución de las series, vemos como la volatilidad se dispara durante la crisis, también se dispara el desempleo y caen por un lado los rendimientos de la bolsa y por otro los tipos de interés como respuesta de la política monetaria. Podemos confirmar además la clarísima relación entre los retornos de la bolsa y el desempleo con la volatilidad. Y reafirmar en la importancia de la interpretabilidad de la variable de tipos de interés que al mantenerse en niveles cercanos a cero durante todo el resto de períodos, aligera la pendiente de la regresión ajustada en el gráfico dos con respecto al análisis anterior pero sigue indicando una relación negativa puesto que la caída de los tipos coincide con la explosión de la volatilidad.

Los resultados de los coeficientes estimados de este último modelo son los siguientes

## Logit Regression Results

```

=====
Dep. Variable:      High_VIX  No. Observations:      54
Model:              Logit    Df Residuals:      50
Method:             MLE      Df Model:         3
Date:               Sun, 26 May 2024  Pseudo R-squ.:      0.5877
Time:               12:10:54  Log-Likelihood:      -15.431
converged:          True     LL-Null:        -37.430
Covariance Type:    nonrobust  LLR p-value:       1.511e-09
=====

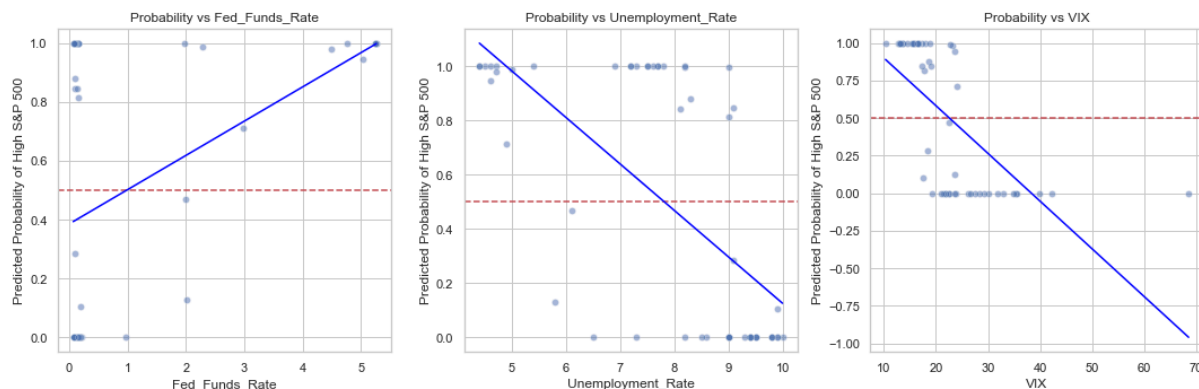
=====
               coef  std err      z  P>|z|  [0.025  0.975]
-----
const          48.5591   15.058    3.225   0.001   19.046   78.072
SP500_Return   -0.0263    0.007   -3.522   0.000   -0.041   -0.012
FEDFUNDS       -0.6070    0.623   -0.974   0.330   -1.829    0.615
Unemployment_Rate -1.7398    0.794   -2.192   0.028   -3.295   -0.184
=====
=====

```

A continuación se ajusta un modelo de regresión logística utilizando el S&P 500 como variable dependiente y el VIX como una de las independientes para el mismo periodo.

### Logit Regression Results

=====						
=====						
Dep. Variable:	High_SP500	No. Observations:	54			
Model:	Logit	Df Residuals:	50			
Method:	MLE	Df Model:	3			
Date:	Sun, 26 May 2024	Pseudo R-squ.:	0.8741			
Time:	12:15:30	Log-Likelihood:	-4.7127			
converged:	True	LL-Null:	-37.430			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	4.050e-14			
=====						
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
-----						
const	93.9892	51.627	1.821	0.069	-7.198	195.177
Fed_Funds_Rate	-0.2001	1.696	-0.118	0.906	-3.524	3.124
Unemployment_Rate	-4.5516	2.752	-1.654	0.098	-9.945	0.842
VIX	-2.9218	1.579	-1.851	0.064	-6.016	0.173
=====						
=====						



*Fig 19: Resultados del modelo 2007-2014. S&P500 como variable dependiente. Elaboración propia.*

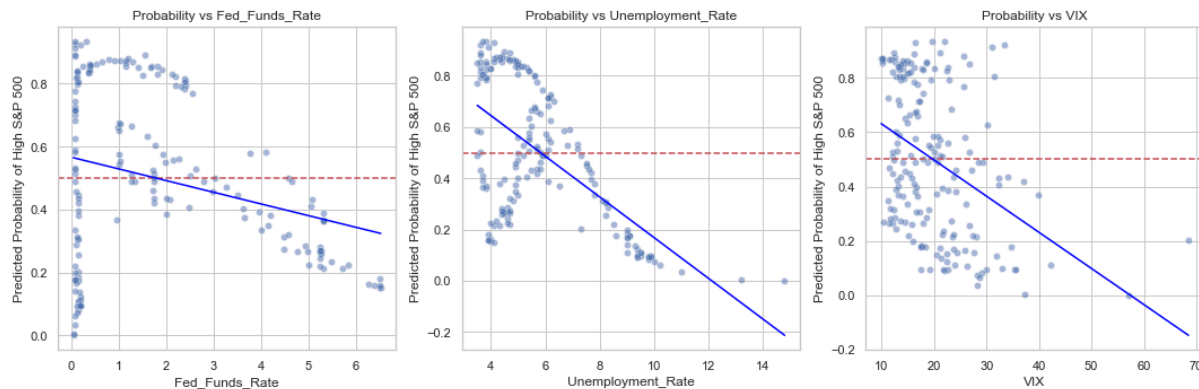
Igual que en el caso anterior, vemos una clara relación inversa entre el VIX y el S&P500 y entre el desempleo y el S&P500:

- A mayor desempleo, menor S&P 500
- A mayor volatilidad, menor S&P 500

De nuevo puesto que estamos trabajando con los mismos datos, la variable con más interpretabilidad es el tipo de interés puesto que arroja una correlación positiva con el S&P 500 debido a que en 2008 como ya se ha demostrado anteriormente, coinciden momentos de tasa de interés mayor con mejores niveles del S&P 500. Aunque como también hemos



mencionado antes, esta relación no es extrapolable a todos los periodos y con el ánimo de demostrarlo se ajusta el mismo modelo al intervalo 2000-2023.



*Fig 20: Resultados del modelo 2000-2023. Elaboración propia.*

Podemos ver como en el caso del desempleo y la volatilidad no hay duda de su relación negativa, pero apreciamos como en este caso, se invierte la tendencia de la relación entre el tipo de interés y la bolsa americana. Este nuevo resultado tiene más sentido económico ya que afirma que a mayores tipos de interés, menores resultados bursátiles y viceversa (a menores tipos, más actividad).

Con todo esto quiero poner de manifiesto la grandísima importancia de exploración, selección e interpretación de los datos empleados para cualquier análisis en el mundo económico dónde no existen las leyes universales ni las verdades axiomáticas.

Ajustamos ahora un modelo similar pero de la clase Probit. La diferencia principal entre los modelos Logit y Probit, radica en la función de enlace que utilizan para modelar la relación entre las variables independientes y la variable dependiente binaria. El modelo Logit utiliza la función logística mientras que el modelo Probit utiliza la función de distribución acumulativa de la distribución normal estándar. Así, el Logit asume errores con distribución logística mientras que el Probit asume errores con distribución normal. La curva logística por su parte tiene colas ligeramente más gruesas en comparación con la curva normal utilizada por el modelo Probit lo que conlleva una mayor robustez del modelo Logit a la hora de captar valores atípicos.

Si lo hacemos para los mismos periodos que antes; obtenemos:

- Para el periodo amplio de crisis 2007-2014

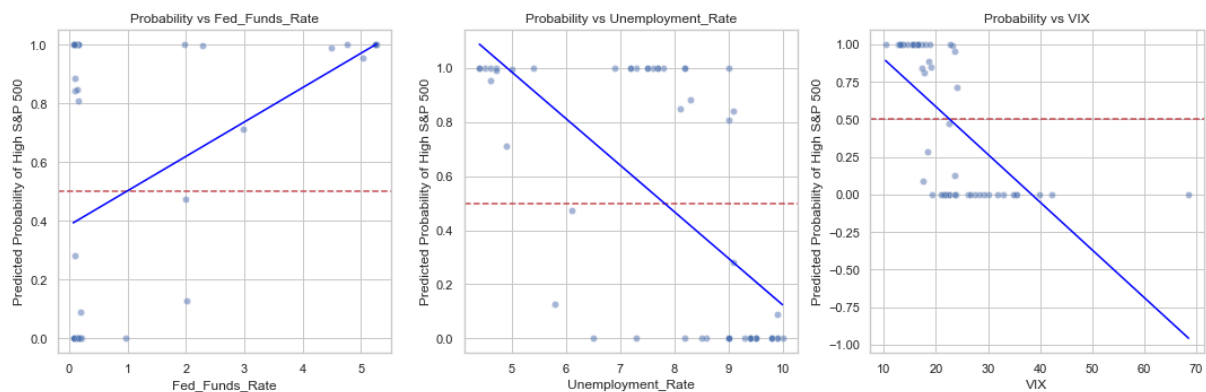


Fig 21: Resultados del modelo Probit, 2007-2014. Elaboración propia.

### Probit Regression Results

=====						
=====						
Dep. Variable:	High_SP500	No. Observations:	54			
Model:	Probit	Df Residuals:	50			
Method:	MLE	Df Model:	3			
Date:	Sun, 26 May 2024	Pseudo R-squ.:	0.8760			
Time:	12:31:56	Log-Likelihood:	-4.6425			
converged:	True	LL-Null:	-37.430			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	3.779e-14			
=====						
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
-----						
const	56.8114	30.354	1.872	0.061	-2.681	116.304
Fed_Funds_Rate	-0.1510	0.958	-0.158	0.875	-2.028	1.726
Unemployment_Rate	-2.7691	1.631	-1.698	0.090	-5.966	0.427
VIX	-1.7582	0.918	-1.915	0.055	-3.558	0.041
=====						

- Para el periodo 2000-2023

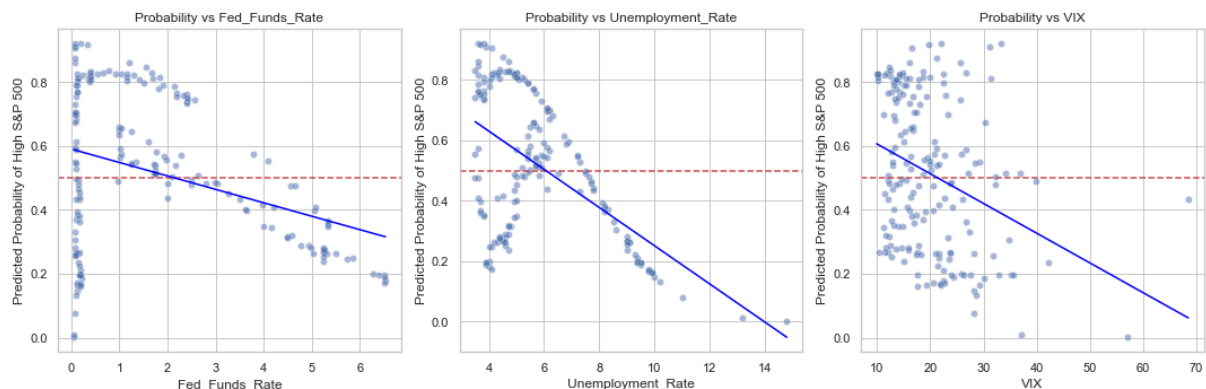


Fig 22: Resultados del modelo Probit, 200-2023. Elaboración propia.

Unos resultados prácticamente idénticos al caso del modelo Logit.

## MODELO BINARIO DE SELECCIÓN DE ACTIVOS

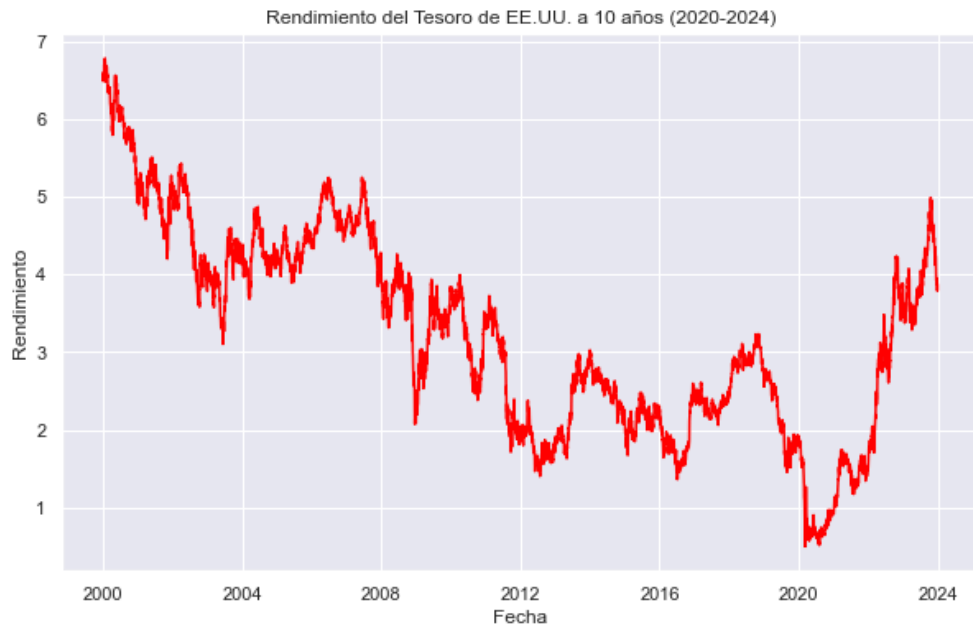
Pasamos ahora a realizar un modelo de predicción financiera (selección de activos) mediante la regresión logística. Implementamos un modelo Logit para predecir si invertir en acciones -renta variable- (representadas por el S&P500) o en bonos -renta fija- (representados por los bonos del tesoro a 10 años) sería una mejor opción en función de sus respectivos rendimientos históricos.

Definimos la variable objetivo como “choice” comparando las rentabilidades diarias de los dos activos. Si la rentabilidad del S&P500 es mayor que la del bono del tesoro, la variable objetivo tomará el valor “acciones” y en caso contrario “bonos”.

Si recordamos las series son:



*Fig 23: Representación de la evolución del precio de cierre ajustado S&P500. Elaboración propia.*



*Fig 24: Representación de la evolución del rendimiento del Tesoro de EE.UU a 10 años.  
Elaboración propia.*

Y sus rentabilidades se calculan como una tasa de variación. Dividimos con intención de validar el modelo los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba ya que con los datos de entrenamiento se ajustará el modelo y se generarán predicciones para los datos de prueba.

Para ajustar el modelo en python utilizamos LogisticRegression de “sklearn” y lo evaluamos utilizando un reporte de clasificación que nos proporciona métricas como la precisión, recall y F1-score.

	precision	recall	f1-score	support
acciones	0.79	0.97	0.87	641
bonos	0.95	0.72	0.82	566
accuracy			0.85	1207
macro avg	0.87	0.84	0.85	1207
weighted avg	0.87	0.85	0.85	1207

*Fig 25: Reporte de clasificación.Métricas. Elaboración propia.*

A continuación se presentan las métricas clave tanto globales como por clases (acciones y bonos) y su interpretación:

### **Acciones**

Precisión (Precision): 0.79

Esto significa que el 79% de las predicciones etiquetadas como 'acciones' fueron correctas.

Sensibilidad o Recall (Recall): 0.97

Esto indica que el 97% de las verdaderas instancias de 'acciones' fueron correctamente identificadas por el modelo.

F1-Score: 0.87

El F1-score es la media armónica de la precisión y el recall. Un valor de 0.87 sugiere un buen equilibrio entre precisión y recall para la clase 'acciones'.

Soporte (Support): 641

Representa el número total de instancias verdaderas de 'acciones' en el conjunto de prueba.

### **Bonos**

Precisión (Precision): 0.95

El 95% de las predicciones etiquetadas como 'bonos' fueron correctas.

Sensibilidad o Recall (Recall): 0.72

El 72% de las verdaderas instancias de 'bonos' fueron correctamente identificadas por el modelo.

F1-Score: 0.82

Un F1-score de 0.82 indica un equilibrio razonable entre precisión y recall para la clase 'bonos'.

Soporte (Support): 566

Número total de instancias verdaderas de 'bonos' en el conjunto de prueba.

### **Métricas Globales**

Exactitud (Accuracy): 0.85

La exactitud global del modelo es del 85%, lo que significa que el modelo predice correctamente el 85% de las instancias en el conjunto de prueba.

Promedio Macro (Macro Avg):

Precisión (Precision): 0.87

Promedio no ponderado de la precisión de las dos clases.

Sensibilidad o Recall (Recall): 0.84

Promedio no ponderado del recall de las dos clases.

F1-Score: 0.85

Promedio no ponderado del F1-score de las dos clases.

Promedio Ponderado (Weighted Avg):

Precisión (Precision): 0.87

Promedio ponderado de la precisión de las dos clases, considerando el soporte de cada clase.

Sensibilidad o Recall (Recall): 0.85

Promedio ponderado del recall de las dos clases, considerando el soporte de cada clase.

F1-Score: 0.85

Promedio ponderado del F1-score de las dos clases, considerando el soporte de cada clase.

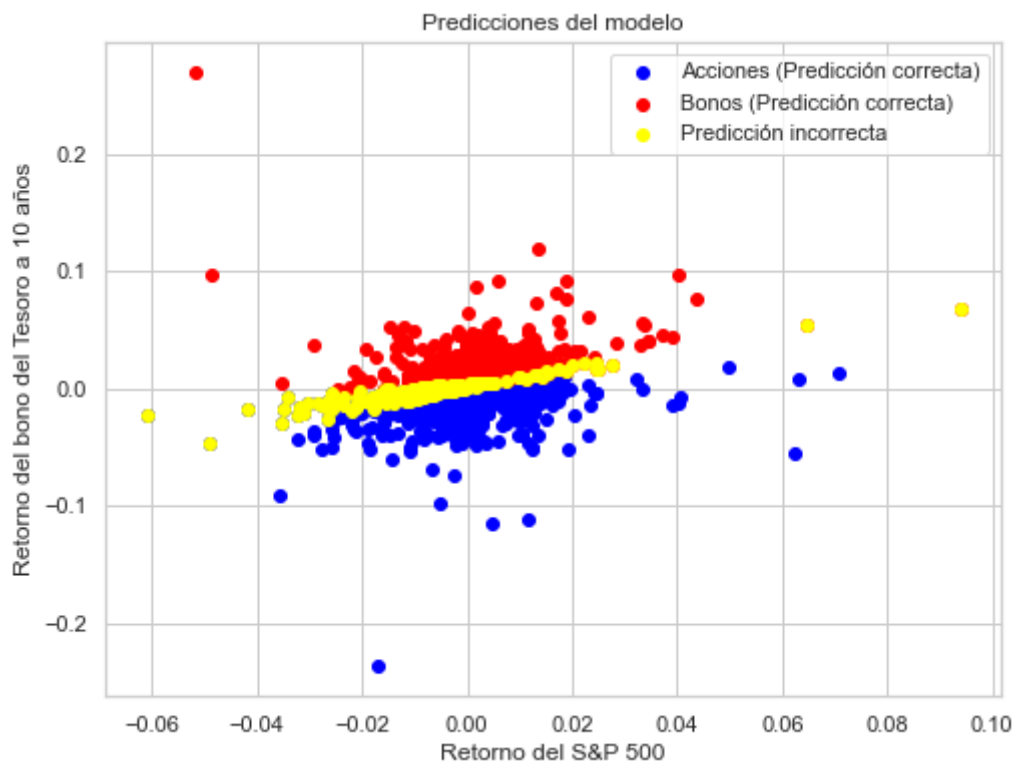
El modelo tiene un buen desempeño general con una exactitud del 85%.

La clase 'acciones' tiene un recall muy alto (0.97), lo que indica que casi todas las verdaderas instancias de 'acciones' son identificadas correctamente. Sin embargo, su precisión es moderada (0.79), lo que sugiere un número significativo de falsos positivos.

La clase 'bonos' tiene una alta precisión (0.95), indicando que casi todas las predicciones etiquetadas como 'bonos' son correctas. No obstante, su recall es relativamente bajo (0.72), lo que significa que hay un número considerable de instancias verdaderas de 'bonos' que no fueron identificadas correctamente.

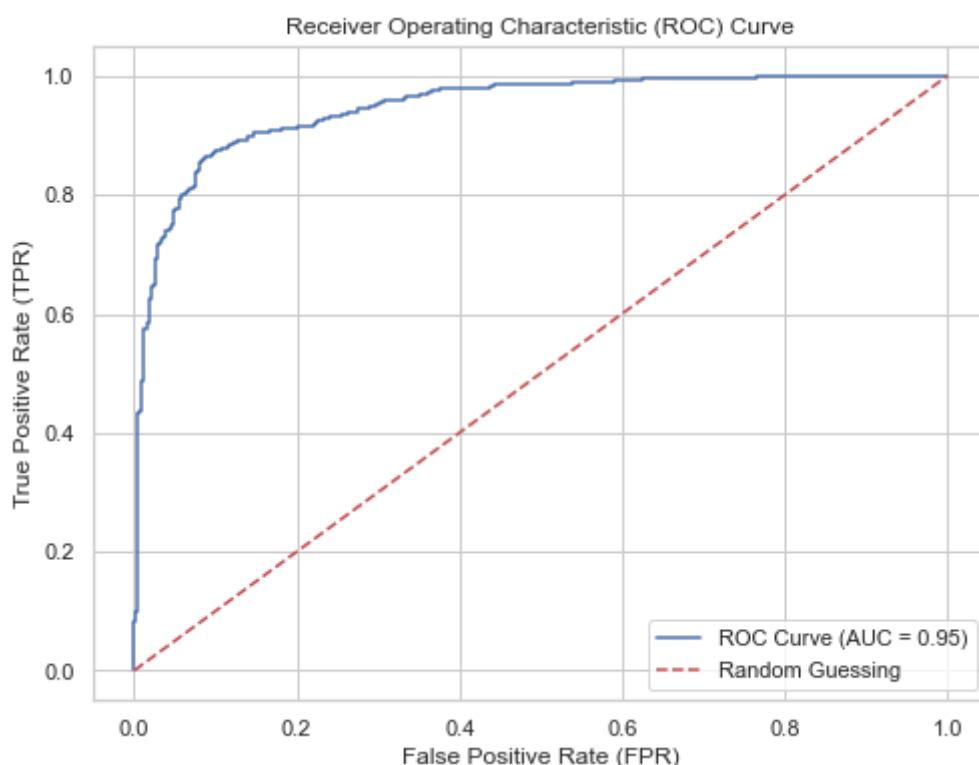
El F1-score muestra un equilibrio razonable entre precisión y recall para ambas clases, con un F1-score de 0.87 para 'acciones' y 0.82 para 'bonos'.

Y finalmente se visualizan los resultados para entender mejor cómo el modelo hace su predicción. Se crea un gráfico de dispersión de las rentabilidades del S&P 500 frente a las rentabilidades del bono del tesoro y se colorean los puntos según si las predicciones del modelo fueron correctas e incorrectas.



*Fig 26: Resultados del modelo de selección de activos. Elaboración propia.*

Por último, evaluamos la capacidad del modelo para distinguir entre las dos clases de activos usando la curva ROC (Receiver Operating Characteristic) y calculamos el área bajo la curva (AUC), que proporciona una medida del rendimiento del modelo.



*Fig 27: Curva ROC ajustada al modelo de selección de activos. Elaboración propia.*

El modelo de regresión logística desarrollado utiliza por tanto datos históricos (2000-2024) para predecir si las acciones o los bonos ofrecerán mejores retornos. Mediante la evaluación de métricas de rendimiento y visualización de los resultados, podemos apreciar tanto la precisión del modelo como su capacidad para distinguir entre las dos clases de inversión.

## **VARIABLE INSTRUMENTAL**

Para concluir esta investigación, se implementa un modelo de regresión de variables instrumentales para indagar sobre la relación entre los rendimientos del S&P 500 y las tasas de desempleo, usando las tasas de fondos federales como un instrumento.

Un modelo de variable instrumental es utilizado para estimar relaciones causales en presencia de variables endógenas, es decir, variables explicativas que están correlacionadas con el término de error del modelo. La endogeneidad puede surgir debido a diversas razones, como la simultaneidad o el sesgo de variables omitidas ...

Las variables instrumentales son variables que no están correlacionadas con el término de error del modelo pero están correlacionadas con las variables endógenas. Estas variables se utilizan para proporcionar una estimación más precisa del efecto causal de las variables endógenas sobre la variable dependiente.

Nosotros emplearemos un modelo de variable instrumental para investigar la relación entre los rendimientos del S&P 500 y la tasa de desempleo utilizando la tasa de fondos federales como variable instrumental. Aquí, la tasa de fondos federales es una variable que no se

espera que esté directamente correlacionada con los rendimientos del S&P 500, pero que sí está correlacionada con la tasa de desempleo. De este modo se puede obtener una estimación más precisa del impacto de la tasa de desempleo en los rendimientos de S&P 500.

Así el análisis de variable instrumental suele dividirse en etapas, una primera donde se calcula la regresión de la tasa de desempleo sobre la tasa de fondos federales (la variable instrumental) para obtener valores predichos de la tasa de desempleo. Y, una segunda etapa en la que se calcula la regresión de los rendimientos del S&P500 sobre los valores predichos de la tasa de desempleo obtenidos en la primera etapa.

Para proceder en nuestro caso, acumulamos los rendimientos diarios del S&P500 y definimos las variables.

- Variable dependiente “Y”, independiente “x” y el instrumento “z”.

Agregamos una constante a “x” y “z” para incluir un intercepto<sup>1</sup> en el modelo lo cual asegura que el modelo incluya un término constante para capturar el efecto base de la variable dependiente que no está explicado por las variables independientes y ajustamos el modelo en python por medio del método de dos etapas mínimos cuadrados (IV-2SLS).

Podemos en el código, modificar los intervalos de fechas al gusto para ajustar el modelo a un periodo determinado. Por ejemplo, realicemos el análisis para todos los meses del año 2008.

Si representamos las series originales obtenemos:

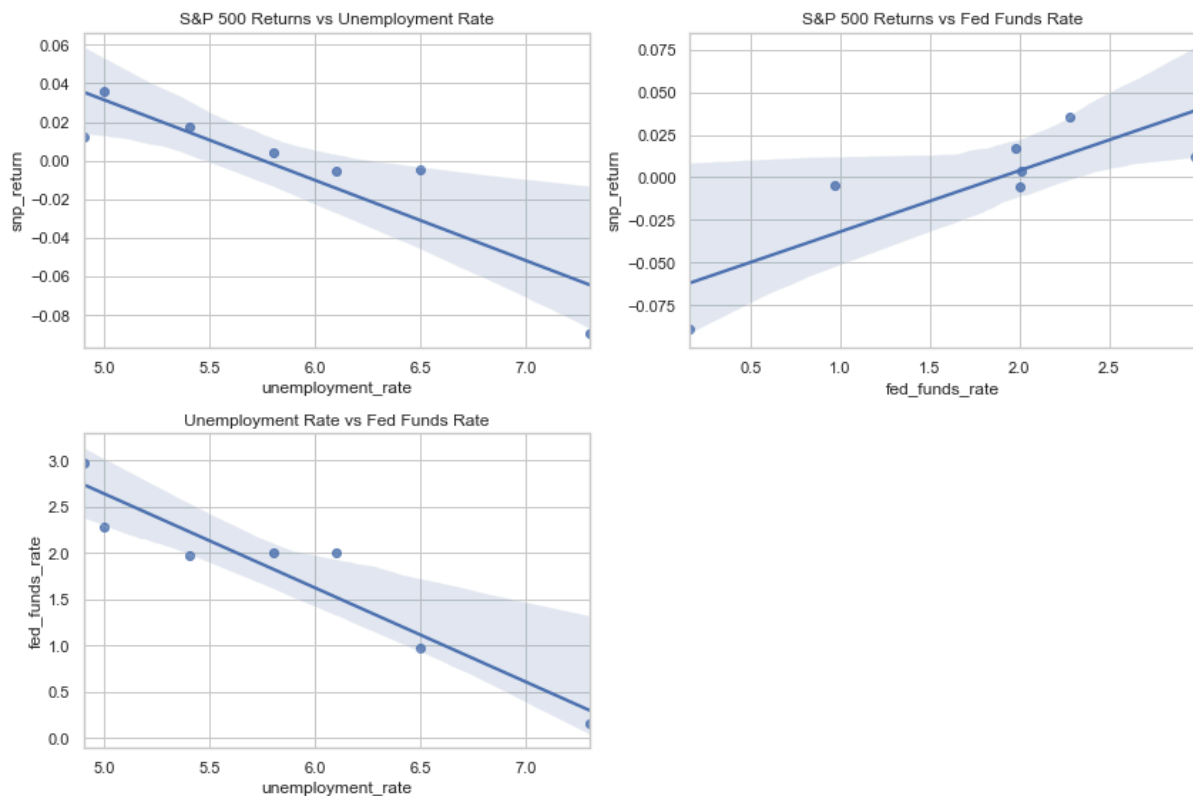


*Fig 28: Representación de la evolución conjunta de las series originales 2008. Elaboración propia.*

<sup>1</sup> Un intercepto en un modelo de regresión es el valor de la variable dependiente cuando todas las variables independientes son iguales a cero



y tras ajustar el modelo a este período, podemos visualizar la relación entre las variables:



*Fig 29: Resultados del modelo de variable instrumental. Elaboración propia.*

Podemos observar primeramente el caso de la evolución de las series originales y resaltar como hemos venido haciendo a lo largo de todo el texto que en el caso de 2008, coinciden momentos de mayor tasa de interés con momentos de mayor retornos bursátiles.

Así puede entenderse la relación positiva entre estas variables que se representa en el segundo gráfico

Por otro lado, como también puede verse en la evolución de las series originales, a medida que aumenta el desempleo, se reducen los tipos. Relación que también se recoge en el tercer gráfico de relaciones. (Primera etapa)

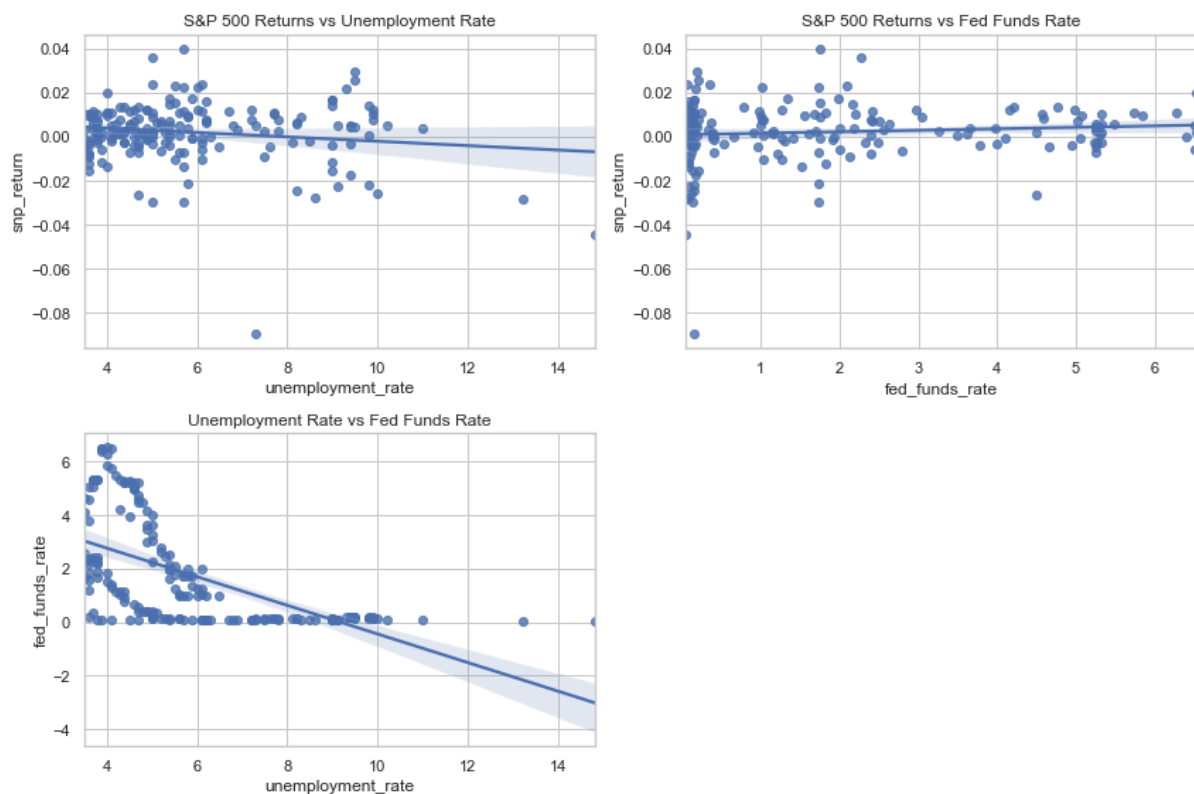
Finalmente, el primero de los gráficos de relaciones confirma la intuición clara que a lo largo de este texto hemos puesto de manifiesto y que por medio de la implementación de este modelo hemos querido contrastar. A mayor desempleo, menores retornos del S&P500 (Segunda etapa).

Si reejecutamos el análisis para un periodo más amplio como el 2000-2023 con la intención de obtener unos resultados menos condicionados por la volatilidad del corto plazo y más orientados a explicar la relación de equilibrio de largo plazo entre las variables obtenemos:

## Las series originales



*Fig 30: Representación de la evolución conjunta de las variables 2000-2023. Elaboración propia.*



*Fig 31: Resultados del modelo de variable instrumental. Elaboración propia.*

Dónde vemos que se disipan las tendencias tan claras del caso anterior y confirmamos lo que ya sabíamos: que no existe una respuesta única, verdadera y directa a las cuestiones económicas.

## CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo, hemos implementado diversas técnicas microeconómicas para analizar la dinámica de los mercados financieros, su relación con la volatilidad y evolución en contextos de crisis, específicamente enfocándonos en la predicción de un VIX alto, los retornos del S&P 500, la selección de activos entre acciones y bonos, y la evaluación de relaciones causales utilizando un modelo de variable instrumental. Estos métodos nos han permitido no solo capturar relaciones estadísticas entre variables sino también abordar desafíos críticos como la endogeneidad, plantearnos reflexiones teóricas sobre el sentido económico de los resultados y verificar la inexistencia de conclusiones universales.

La implementación de modelos logit y probit ha sido fundamental para modelar las probabilidades de observar un VIX alto y altos retornos del S&P 500. Estos modelos de regresión logística y probabilística son particularmente útiles cuando la variable dependiente es binaria. Por ejemplo, en el caso del VIX, hemos podido identificar las probabilidades condicionadas a diferentes factores económicos, como la tasa de desempleo y la tasa de fondos federales. La flexibilidad de los modelos logit y probit para manejar la no linealidad en las relaciones y sus interpretaciones probabilísticas hace que sean herramientas valiosas en la investigación económica.

Por otro lado, el modelo de selección de activos entre acciones y bonos basado en regresión logística nos ha permitido evaluar decisiones de inversión condicionadas a los retornos relativos de ambos activos. Este enfoque no solo facilita la comprensión de las preferencias de inversión bajo diferentes escenarios económicos, sino que también ofrece un marco para la toma de decisiones basado en datos históricos y relaciones esperadas.

La utilización de un modelo de variable instrumental (IV) para examinar la relación entre los rendimientos del S&P 500 y la tasa de desempleo, con la tasa de fondos federales como instrumento, ha sido crucial para abordar el problema de endogeneidad. Esta técnica nos permite obtener estimaciones más precisas y confiables al corregir la correlación entre la variable endógena y el término de error. La corrección por endogeneidad es fundamental en la investigación económica, ya que ignorar este problema puede conducir a conclusiones incorrectas sobre las relaciones causales.

La importancia de las técnicas microeconómicas en la investigación económica radica en su capacidad para proporcionar estimaciones más precisas y robustas, lo cual es esencial para la formulación de políticas y la toma de decisiones informadas.

En resumen, el uso de modelos logit, probit y de variables instrumentales en este trabajo ilustra la aplicabilidad y el valor de las técnicas microeconómicas en el análisis económico. Estas metodologías no solo mejoran la precisión de las estimaciones sino que también permiten una comprensión más profunda de las relaciones subyacentes entre variables económicas, proporcionando una base sólida para futuras investigaciones y decisiones estratégicas en el ámbito financiero y económico.

## **BIBLIOGRAFÍA**

Train, Kenneth. Discrete Choice Methods with Simulation. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. ISBN 9788497322683.

Wooldridge, J. M. Introducción a la Econometría: Un Enfoque Moderno. 2nd ed. Madrid: Editorial Thomson, 2006.

Berndt, Ernst R. The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary. Reading, MA: Addison-Wesley, 1996.