



UNIVERSIDAD CENTRAL DE VENEZUELA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y SOCIALES  
ESCUELA DE ESTADÍSTICA Y CIENCIAS ACTUARIALES

EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DEL MÉTODO  
GARCH-EVT-COPULAS PARA EL CÁLCULO  
DEL VAR COMO MEDIDA DE RIESGO EN  
MERCADOS DE COMMODITIES  
LATINOAMERICANOS

Trabajo Final de Pregrado

PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE:

**Licenciado en Ciencias Actuariales**

**Valeria Desiree Revolledo Gonzales**

TUTOR:

Prof. Jonattan Ramos & Prof. Eloy Eligon



Caracas, noviembre 2018

*Dedicado a mis padres y a mi hermana, por ser los pilares de mi vida y ser mi motivo de  
haber cumplido esta meta.*

## Agradecimientos

Agradecimientos

**Gracias**

# ÍNDICE GENERAL

<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>4</b>
<b>ÍNDICE DE CUADROS</b>	<b>5</b>
<b>Introduccion</b>	<b>6</b>
<b>1. El Problema</b>	<b>7</b>
1.1. Justificación . . . . .	7
1.2. Planteamiento del Problema . . . . .	7
1.3. Objetivo General . . . . .	7
1.4. Objetivos Específicos . . . . .	7
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>8</b>
2.1. Antecedentes . . . . .	8
2.1.1. Trading de Cryptomonedas basado en Aprendizaje Automatico . . . . .	8
2.1.2. Modelos predictivos para el mercado FOREX . . . . .	8
2.1.3. Diseño e implementación de un sistema automatizado para operar en el mercado de divisas usando reglas de asociación . . . . .	8
2.2. Bases Teóricas . . . . .	8
2.2.1. CAPM vs Active Portafolio Manager . . . . .	8
2.2.2. Arbitrage Pricing Theory . . . . .	8
2.2.3. Efficient market Hipotesis . . . . .	8
2.2.4. Introducción al aprendizaje automático . . . . .	8
2.2.5. Aprendizaje Supervisado y No Supervisado . . . . .	8
2.2.6. Métodos de Aprendizaje Supervisado Basado en GLM . . . . .	8
2.2.7. Analisis de Componentes Principales como método de reducción de de variables . . . . .	8
2.2.8. Regresión Logística . . . . .	8
2.2.9. Curva ROC . . . . .	8
2.2.10. Función de Perdida . . . . .	8
2.3. Bases Legales . . . . .	8
<b>3. Marco Metódico</b>	<b>9</b>
3.1. Análisis Exploratorio de los datos . . . . .	9
3.1.1. Datos OHLC y Fuente de los datos . . . . .	9

3.1.2. Series a utilizar . . . . .	9
3.2. Entrenamiento del Modelo . . . . .	10
3.2.1. Indicadores Técnicos como variables predictoras . . . . .	10
3.2.2. Variable dependiente . . . . .	11
3.2.3. Backtesting tipo WalkForward . . . . .	11
3.2.4. Reducción de la dimensión con Análisis de Componentes Principales . . . .	12
3.2.5. Validación Cruzada en Series de Tiempo . . . . .	12
3.2.6. Evaluación del desempeño del modelo . . . . .	12
<b>4. Análisis de Resultados</b>	<b>13</b>
4.1. Series de Rendimientos . . . . .	13
<b>Conclusiones y Recomendaciones</b>	<b>14</b>
<b>Lista de Referencias</b>	<b>15</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

3.1. Precios de Cierre de los índices a utilizar en el período de estudio . . . . .	10
3.2. Metodología WalkForward . . . . .	11
3.3. Matriz de Confusión . . . . .	12

## ÍNDICE DE CUADROS

## Introducción

Las economías de países latinoamericanos son reconocidas históricamente por depender en gran magnitud del comercio de sus materias primas, lo cual hace que el comercio con dichos commodities resulte de gran impacto para el gasto fiscal y para la balanza de pagos, esto deja como consecuencia, la necesidad de los actores económicos de estudiar el riesgo a profundidad para poder evitar resultados que reduzcan sus retornos positivos.



# CAPÍTULO 1

## El Problema

### 1.1. Justificación

El mercado de commodities ha ido evolucionando paralelamente al de otros mercados financieros y actualmente es un mercado globalizado, como el que podemos encontrarnos en los mercados de divisas, de renta variable o de renta fija. Este desarrollo ha permitido la entrada de muchos participantes en el mercado y la implementación de diversos productos e instrumentos de inversión.

### 1.2. Planteamiento del Problema

### 1.3. Objetivo General

Evaluar la eficacia de una estrategia de trading basada en técnicas de aprendizaje automático en diferentes instrumentos financieros

### 1.4. Objetivos Específicos

- Definir los indicadores técnicos a utilizar como variables predictoras
- Utilizar Análisis de Componentes Principales como técnica de reducción de la dimensión de variables predictoras
- Aplicar modelo de Regresión Logística con las componentes arrojadas por el ACP
- Definir la mejor combinación de parametros (Take Profit, Stop Loss y Horizonte) para cada instrumento de inversión según la probabilidad positiva arrojada por el modelo
- Aplicar el modelo en la data de Validación y analizar resultados
- Aplicar Montecarlo a la variable ganancia

## CAPÍTULO 2

### Marco Teórico

#### 2.1. Antecedentes

2.1.1. Trading de Cryptomonedas basado en Aprendizaje Automatico

2.1.2. Modelos predictivos para el mercado FOREX

2.1.3. Diseño e implementación de un sistema automatizado para operar en el mercado de divisas usando reglas de asociación

#### 2.2. Bases Teóricas

2.2.1. CAPM vs Active Portafolio Manager

2.2.2. Arbitrage Pricing Theory

2.2.3. Efficient market Hipotesis

2.2.4. Introducción al aprendizaje automático

2.2.5. Aprendizaje Supervisado y No Supervisado

2.2.6. Métodos de Aprendizaje Supervisado Basado en GLM

2.2.7. Analisis de Componentes Principales como método de reducción de de variables

2.2.8. Regresión Logística

2.2.9. Curva ROC

2.2.10. Función de Perdida

#### 2.3. Bases Legales

## CAPÍTULO 3

### Marco Metódico

#### 3.1. Análisis Exploratorio de los datos

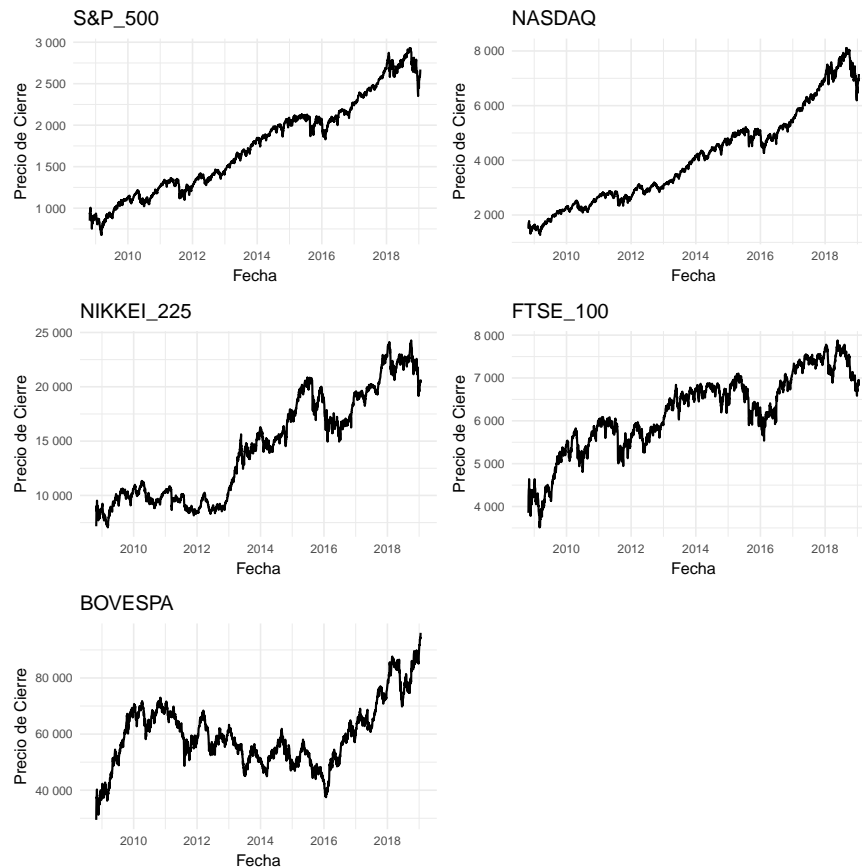
##### 3.1.1. Datos OHLC y Fuente de los datos

La estructura de los datos utilizados en el trabajo es de tipo OHLC por sus siglas en inglés Open, High, Low, Close. La misma agrega en 4 registros el comportamiento del precio del activo (Apertura, Cierre, Mínimo y Máximo) en un intervalo de tiempo, en el caso de la presente investigación, de un día.

Este tipo de dato provee la información necesaria para cubrir las exigencia del modelo, tanto para la creación de la variable dependiente como para el cálculo de los indicadores técnicos

##### 3.1.2. Series a utilizar

El universo de estudio está representado por los índices bursátiles de los mercados financieros existentes entre el período 26/10/2008 - 18/01/2019. Un índice búrsatil es un promedio de los precios de los activos que representan un mercado o sector en concreto. La muestra está constituida por 5 índices bursátiles que representan distintos mercados del mundo: NASDAQ, NIKKEI, FTSE 100, BOVESPA y SP500.



**Figura 3.1:** Precios de Cierre de los índices a utilizar en el período de estudio

## 3.2. Entrenamiento del Modelo

### 3.2.1. Indicadores Técnicos como variables predictoras

Los indicadores a utilizar fueron seleccionados buscando recoger la mayor información posible sobre el precio del activo que se pueden resumir en tres categorías: tendencia, momentum y volatilidad.

No es de interés en la presente investigación describir como funciona cada indicador para la toma de decisiones en el trading basado en fundamentos técnicos. Cada indicador puede utilizarse de distintas maneras, calcularse con distintos parámetros y asociarse a discreción del trader, lo que conlleva a un sin fin de reglas de asociación.

Lo que busca la investigación es utilizar la relación entre estos indicadores como variables independientes que ayuden al modelo a predecir oportunidades de entradas. En este sentido se asume la existencia de una dinámica local del mercado que puede ser predecida con ayuda de estos indicadores.

### 3.2.2. Variable dependiente

Las decisiones de entrada en el trading pueden ser producto de muchos factores, en la presente investigación se analiza el enfoque donde se define un porcentaje objetivo de ganancia y se intenta predecir si dicho objetivo se materializará en un futuro cercano. Este enfoque reduce la toma de decisión en una variable tal que:

$$P_X(x) = \begin{matrix} p ; & x = c \\ 1 - p ; & x = -d \end{matrix}$$

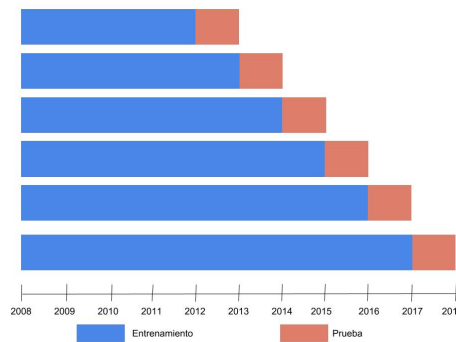
Dado los datos OHLC del activo es posible identificar los períodos en donde se materializa la variable dependiente, es decir, que el precio alcanza un porcentaje de ganancia sin antes haber retrocedido un porcentaje fijo.

Se añade una columna con 'buy' para identificar los registros donde se da la señal y 'stay' en caso de que no haya ocurrido o hubiese ocurrido primero el retroceso del precio.

### 3.2.3. Backtesting tipo WalkForward

En principio se utilizó el método de entrenamiento, validación y prueba comúnmente utilizado, en donde la mayor parte de la data es destinada a entrenamiento del modelo, otra sección es destinada a validación, para elegir los parámetros óptimos, y finalmente se testeaba el modelo en la data de prueba. Sin embargo este tipo de metodología en opinión del investigador no es el más óptimo dado el dinamismo de los mercados bursátiles.

Se optó por el método de backtesting Walkforward, el cual consiste en entrenar el modelo en un período base de data, en este caso los primeros 4 años de estudio, posteriormente se aplica la estrategia directamente en el año siguiente y se obtiene los primeros resultados. Luego este año de aplicación es incluido en la data de entrenamiento (es decir, la data de entrenamiento pasa a ser de 5 años) y se evalúa el modelo en el siguiente año. De esta manera, contemplamos el dinamismo del mercado permitiendo al modelo y por ende a la estrategia, utilizar el período más reciente con respecto al cual será utilizada.



**Figura 3.2:** Metodología WalkForward

Otra de las características de la metodología que se modificó fue la elección de los parámetros óptimos. Previamente se utilizaba la data de validación para optimizarlos. Ahora bien en la

metodología de Walkforward se utilizan los mismo dado la limitación en tiempo para programar una función que contemple todos las posibles configuraciones y elija la óptima. Sin embargo a opinión del investigador este enfoque también estaría limitado a un posible cesgo de sobreoptimización. El hecho de que en un año determinado unas configuraciones optimas den los mejores resultados no asegura que se replique en el siguiente año.

### 3.2.4. Reducción de la dimensión con Análisis de Componentes Principales

### 3.2.5. Validación Cruzada en Series de Tiempo

### 3.2.6. Evaluación del desempeño del modelo

En los problemas de clasificación se utiliza la matriz de confusión para evaluar el desempeño del modelo. La misma es una tabla que categoriza las predicciones realizadas por el modelo de acuerdo a la coincidencia con los valores reales.

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

**Figura 3.3:** Matriz de Confusión

La estrategia solo toma la señal cuando el modelo predice un incremento en el precio, la venta por el contrario no depende del modelo, sino de los parámetros predefinidos. Esta característica condiciona al modelo a optimizar la predicción de los verdaderos positivos, este indicador se conoce como *Precisin*.

$$Precisin = \frac{VP}{VP + FN}$$

En principio se desconoce cuales debieran ser los parámetros (tp, sl y horizonte) con los que opere la estrategia. Para su estimación, se aplica el modelo entrenado en la data de validación y se obtiene la precisión del modelo para cada combinación de parámetros definidos previamente.

## CAPÍTULO 4

### Análisis de Resultados

En el presente capítulo se realiza la descripción de los resultados obtenidos despues de la aplicación del método propuesto para el cálculo del VaR. De igual modo, se presentan los resultados arrojados por las pruebas de Backtesting realizadas a las estimaciones obtenidas y sus respectivos análisis.

#### 4.1. Series de Rendimientos

A partir de las series de precios correspondientes a los commodities Petróleo, Oro, Cacao, Harina de Soja y Aluminio; comprendidas entre el periodo (10/2010–10/2018) se calcularon las series de rendimientos logaritmicos para cada uno de los activos. Cabe destacar que se disponen de 1679 observaciones de rendimientos diarios para cada commodity.

## Conclusiones y Recomendaciones

El estudio presentado se centró en confirmar alternativas eficaces para el cálculo del VaR en mercados de materias primas. Los hechos estilizados de las series de tiempo financieras fueron considerados a lo largo del trabajo. Y frente a estos planteamientos, se desarrolló una investigación que permitiera detectar una aproximación con el método GARCH-EVT-COPULAS que tuviese la capacidad de estimar el riesgo del mercado de commodities.



## Lista de Referencias

- Alexander, N. Y Zafer, D. (2016). *Gestión del riesgo con el uso de commodities energéticos utilizando Valor en riesgo y Teoría del Valor Extremo*. Suecia, Universidad de Lund.