

DATA SCIENCE AND BIG DATA Posgraduate Autor: Juan CARLOS FORERO CARREÑO

2020 - 2021



TABLA DE CONTENIDOS

Introducción y Justificación

Analisis de datos

Caso Practico

• Conclusiones y futuras Líneas de Investigación

INTRODUCCIÓN Y JUSTIFICATION

Realizar un montaje exploratorio de series financieras en periodos de muy corto tiempo y utilizar redes neuronales, para predecir el precio de los activos desde una perspectiva de clasificación y regresión.

hacer el back testing de esta estrategia de trading de alta frecuencia un entorno lo más real posible.



TRADING DE ALTA FRECUENCIA

Definición

Es un tipo de trading donde las decisiones de inversión tienen un horizonte temporal más pequeño, minutos o incluso segundos, allí las determinaciones de inversión deben ser ejecutadas por algoritmos precisamente por la estrechez de ese horizonte temporal.

Importancia

Se estima que entre el 60 y 70 % de todas las operaciones realizadas en los mercados de acciones —60 % del mercado de futuros y un 50 % en el mercado de treasury bonds americanos— son realizadas por algún tipo de algoritmo. Además, se estima que para el 2026 el valor de las operaciones diarias realizadas por algoritmos alcance US 21.52 billones tomando como base el 2019 con una cifra promedio de US 9.53 billones (Research, 2020).

SERIES TEMPORALES Y SELECCIÓN DE PARAMETROS

Fuente de los datos

• Periodo: 23 de mayo del 2019 – 5 de mayo 2021

• Granularidad: 5 minutos

• Total, datos = $140.000 \ ticks$

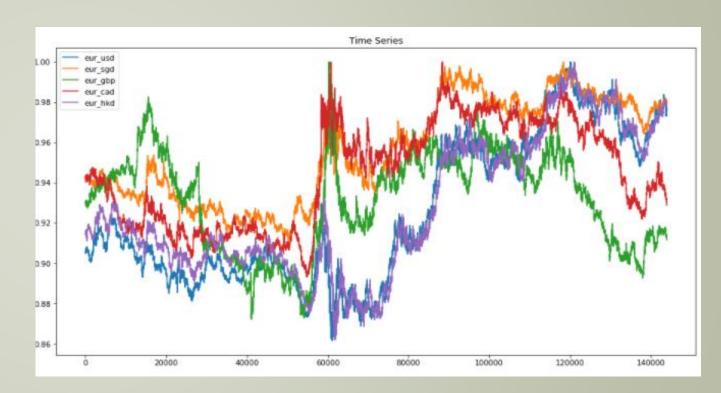
• Datos de validación: 60 % = 84000 ticks

• Datos de prueba: 20 % = 28.000

• Datos de validación: 10 % = 14.000

Características principales

- EUR/USD: Euros por dólar americano
- EUR/SGD: Euros por dólar de Singapur
- EUR/GBP: Euros por Libras Esterlinas
- EUR/CAD: Euros por dólar canadiense
- EUR/HKD: Euros por dólar Hongkonés
- Volumen de negociación de cada uno de ellos



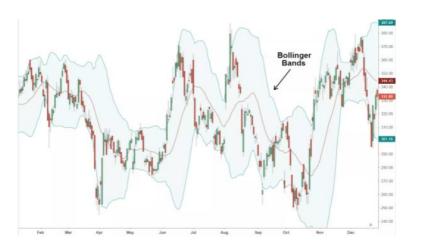


CARACTERÍSTICAS ADICIONALES

- Media móvil 10 periodos
- Media móvil 20 periodos
- Media móvil 30 periodos

- RSI: Relative Strenght Index 14 días
- BBM: Banda de Bollinger media
- BBI: Banda de Bollinger inferior

- BBS: Banda de Bollinger superior
- EMA: Media móvil exponencial 20 días







TRATAMIENTO DE DATOS

Estandarización MinMax

$$x_{rescalado} = \frac{(x_i - x_{\min})}{(x_{max} - x_{min})}$$

Spread Bid – Ask Historico

• 0.6 Puntos básicos = 0.0006

Mínimo retorno requerido

• 0.0006

Ventana móvil

- 15 Periodos hacia atrás
- Numero de características 41
- Numero de prametros 15*41 =615

Entrenamiento

- Google Colab Pro
- GPU NVIDIA P100 16GB



MEDIDAS DE RIESGO Y DESEMPEÑO

Retorno total

$$TR_i = egin{cases} \sum_{i=1}^t c_{i-1} + c_{i-1}(1+r_i) * k & k=1 \ si \ tiene \ posicion \ en \ el \ activo \ & k=0 \ si \ no \ tiene \ posicion \ en \ el \ activo \end{cases}$$

Donde:

 TR_i : Retorno total en el momento t

 $c_{i-1} = valor$ de la cartera en el momento t-1

 r_i : retorno entre el momento t y t -1

k: define si tenemos el activo en el cartera en el monento t

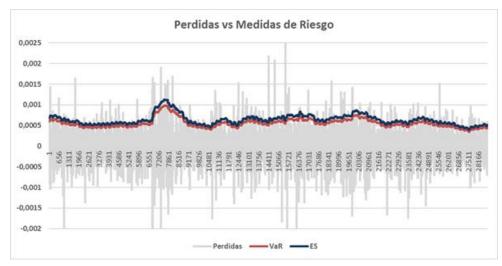
Value at Risk

$$VaR_{\alpha} = \mu + \sigma\Phi^{-1}(\alpha)$$

Expected shortfall

$$VaR_{\alpha} = \mu + \sigma \Phi^{-1}(\alpha)$$

$$ES_{\alpha} = \mu + \sigma \frac{\phi(\Phi^{-1}(\alpha))}{1 - \alpha}$$



Medida	Alfa	Perdidas > L	TOTAL	% Error
VaR (L)	99%	281	28785	0,98%
ES (L)	99%	443	28785	1,54%

ALGORITMO

Regresión

$$Compra_i = \begin{cases} \text{compra} & \mathbf{r}_{i+t} = \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) > k \\ & \text{no hace nada compra} & \mathbf{r}_{i+t} = \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) \leq k \end{cases} \quad \forall \ x_i, \forall r_i > 0$$

• Clasificación

$$pra_{i} = \begin{cases} compra & f_{i+1}(w) \in kg_{i} > k \\ no \ hace \ nada \ compra & f_{i+1}(w) \in kg_{i} > k \end{cases} \quad \forall \ x_{i}, \forall r_{i} > 0$$

$$Compra_{i} = \begin{cases} compra & f_{i+1}(w) \in kg_{i} > k \\ no \ hace \ nada & f_{i+1}(w) \in kg_{i} < k \end{cases} \quad \forall \ x_{i}$$

$$vende \qquad \qquad \mathbf{r}_i = \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) \leq ES \quad \forall \ x_i, \forall r_i < 0$$

$$vende \qquad \mathbf{r}_i = \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) \leq RT \qquad \qquad x_i, \forall r_i < 0$$

$$vende \qquad \qquad \mathbf{r}_i = \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) < k \qquad \qquad \forall \ x_i, \forall r_i < 0$$

$$no \ hace \ nada \qquad \mathbf{r}_i \ \mathbf{k} < \ \ln\left(\frac{f_{i+1}(w)}{x_i}\right) \leq 0$$

$$vende_i = \begin{cases} vende & f_{i+1}(w) \in kg_i < RT & \forall x_i \ \forall r_i < 0 \\ vende & f_{i+1}(w) \in kg_i < ES & \forall x_i \ \forall r_i < 0 \\ vende & f_{i+1}(w) \in kg_i < k \\ no \ hace \ nada & k < f_{i+1}(w) \in kg_i < 0 \end{cases} \quad \forall x_i \ \forall r_i < 0$$

RESULTADOS

Redes Neuronales LSTM (long short-term memory networks)

Red Neuronal Convolucional Completamente conectada con LSTM

Red Neuronal Convolucional Completamente conectada con LSTM Clasificación

Mejor Algoritmo

Comparación

RED NEURONALES LSTM (LONG SHORT-TERM MEMORY NETWORKS)

Configuración

1. Capa: LSTM: 900 Neuronas

2. Capa Drop Out: 20%

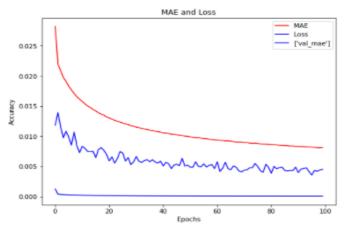
3. Capa: LSTM: 600 Neuronas

4. Capa Drop Out: 20%

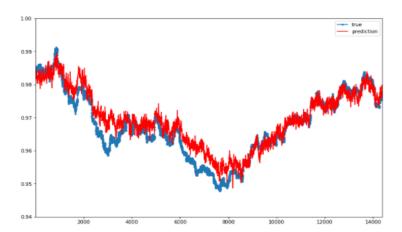
5. Capa: LSTM: 350 Neuronas

6. Capa: Densa

LSTM MAE AND LOSS



Pronostico LSTM validación



Retorno Total



Retorno Anual					
Datos	inicio	Fin	Dias	Estrategia	Buy Hold
Train	23/05/2019	01/10/2020	497,00	no aplica	no aplica
Test	01/10/2020	22/02/2021	144,00	14,77%	8,31%
Validation	22/02/2021	06/05/2021	73,00	5,93%	-3,70%

RED NEURONAL CONVOLUCIONAL COMPLETAMENTE CONECTADA CON LSTM

Configuración

1. Capa: Convolucional:Kernel 16*16

2. Capa Drop Out : 20%

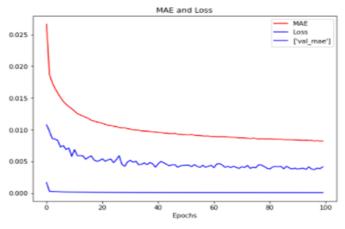
3. Capa: LSTM: 650 Neuronas

4. Capa Drop Out : 20%

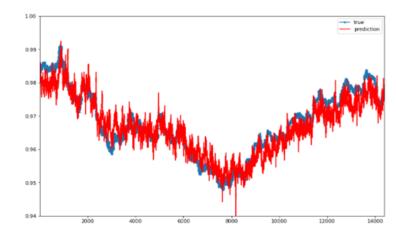
5. Capa: LSTM: 350 Neuronas

6. Capa: Densa

MAE AND LOSS







Retorno Total



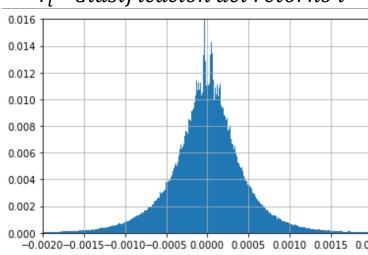
Retorno Anual					
Datos	inicio	Fin	Dias	Estrategia	Buy Hold
Train	23/05/2019	01/10/2020	497,00	no aplica	no aplica
Test	01/10/2020	22/02/2021	144,00	8,86%	8,31%
Validation	22/02/2021	06/05/2021	73,00	1,37%	-3,70%

MODELOS DE CLASIFICACIÓN

Agrupación de retornos en categorías

$$r_i \begin{cases} 0 & \forall, r_i > 0.00006 \\ 1 & -0.00003 \le r_i \le 0.00006 \\ 2 & \forall, r_i < -0.00003 \end{cases}$$

 r_i : Clasificacion del retorno i



Matriz de Confusión

Actual Values

		Positive (1)	Negative (0)
d Values	Positive (1)	TP	FP
Predicted	Negative (0)	FN	TN

RED NEURONAL CONVOLUCIONAL COMPLETAMENTE CONECTADA CON LSTM (RETORNOS)

Configuración

1. Capa: Convolucional: Kernel 16*16

2. Capa Drop Out : 20%

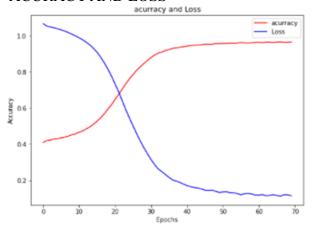
3. Capa: LSTM: 650 Neuronas

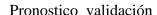
4. Capa Drop Out : 20%

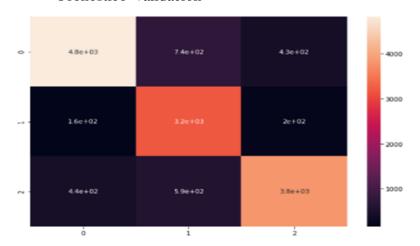
5. Capa: LSTM: 350 Neuronas

6. Capa: Densa

ACURACY AND LOSS







Retorno Total



Retorno Anual					
Datos	inicio	Fin	Dias	Estrategia	Buy Hold
Train	23/05/2019	01/10/2020	497,00	no aplica	no aplica
Test	01/10/2020	22/02/2021	144,00	10,79%	8,31%
Validation	22/02/2021	06/05/2021	73,00	5,93%	-3,70%

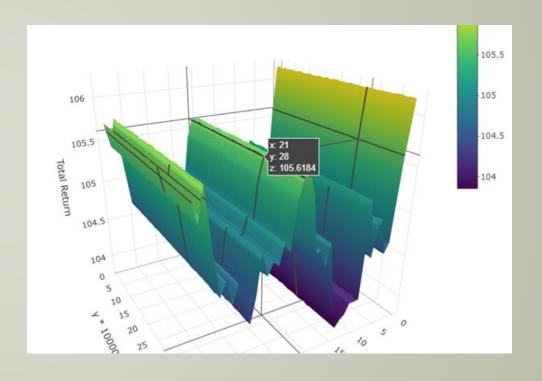
OPTIMIZACIÓN DEL ALGORITMO

Retorno Acumulado venta RT < 0.009

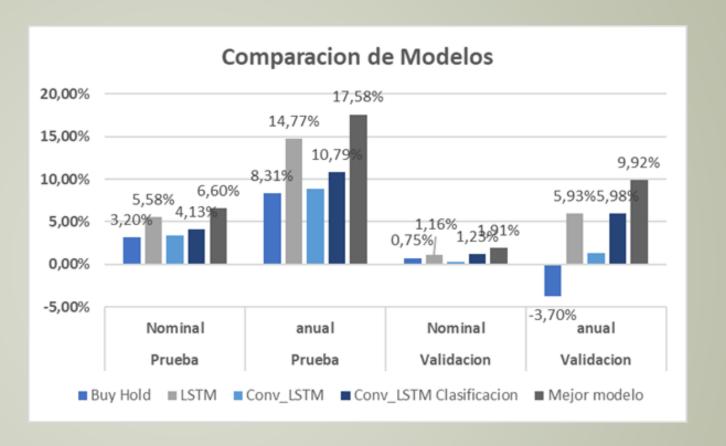
Retorno pronosticdo $\langle ES_i \rangle$

Compra a partir de nivel de retorno pronosticado $r_i > 0.0007$

Venta a partir de nivel de retorno pronosticado $r_i < -0.0006$



RESULTADOS



CONCLUSIONES