

Universidad Central de Venezuela

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

EVALUACIÓN DE LA EFICACIA DE UNA ESTRATEGIA DE TRADING BASADA EN MODELO LINEAL GENERALIZADO

Trabajo Final de Pregrado

PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE: Licenciado en Ciencias Actuariales

Rodrigo Alejandro Serrano Morales

 $\label{eq:TUTOR:PTOF} \text{TUTOR: Prof. Jonattan Ramos \& Prof. Eloy Eligon}$







Agradecimientos

 ${\bf Agradecimientos}$

Gracias

Índice general

Índice de figuras	4
Índice de tablas	5
Introduccion	6
1. Análisis de Resultados 1.1. Resultados del modelo	7 7
Conclusiones y Recomendaciones	12
Lista de Referencias	13

Índice de figuras

1.1.	Trades según tipo de salida	10
1.2.	Retorno acumulado para cada índice	11

Índice de tablas

- 1.1. Resumen del modelo para cada período de entrenamiento utilizando S&P500 $\,$. . $\,$ 7
- 1.2. Resumen de resultados de aplicar el modelo en la data de prueba para los 5 índices

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.

Análisis de Resultados

En el presente capítulo se realiza la descripción de los resultados obtenidos despues de la aplicación del método propuesto para la estrategia. De igual modo, se presentan los resultados arrojados por las pruebas de Backtesting simulando las entradas y salidas.

1.1. Resultados del modelo

En la figura – se describen los resultados de los parámetros arrojados por la regresión logística en los 6 períodos de entrenamiento para la serie del S&P500.

Tabla 1.1: Resumen del modelo para cada período de entrenamiento utilizando S&P500

Período de entrenamiento 2009 - 2012

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.3599	0.0645	-5.58	0.0000
PC1	-0.0146	0.0181	-0.81	0.4183
PC2	-0.0134	0.0203	-0.66	0.5085
PC3	0.0050	0.0327	0.15	0.8779
PC4	0.0873	0.0353	2.47	0.0135
PC5	-0.0222	0.0373	-0.60	0.5514
PC6	-0.0158	0.0425	-0.37	0.7100
PC7	0.1057	0.0484	2.18	0.0289

Período de entrenamiento 2009 - 2013

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.4093	0.0580	-7.06	0.0000
PC1	0.0222	0.0165	1.35	0.1785
PC2	-0.0072	0.0182	-0.40	0.6925
PC3	0.0169	0.0290	0.58	0.5596
PC4	0.0537	0.0307	1.75	0.0800
PC5	0.0237	0.0336	0.71	0.4797
PC6	0.0393	0.0365	1.08	0.2817
PC7	-0.1222	0.0414	-2.95	0.0032

Período de entrenamiento 2009 - 2014

	Estimate	Std. Error	z value	$\Pr(> z)$
(Intercept)	-0.2806	0.0527	-5.33	0.0000
PC1	0.0464	0.0156	2.98	0.0029
PC2	0.0260	0.0173	1.50	0.1334
PC3	0.0755	0.0265	2.85	0.0043
PC4	-0.0440	0.0271	-1.63	0.1039
PC5	-0.0449	0.0314	-1.43	0.1527
PC6	-0.0774	0.0324	-2.39	0.0168
PC7	-0.1044	0.0384	-2.72	0.0065

Período de entrenamiento 2009 - 2015

	Estimate	Std. Error	z value	$\Pr(> z)$
(Intercept)	-0.1756	0.0490	-3.58	0.0003
PC1	-0.0670	0.0151	-4.43	0.0000
PC2	0.0259	0.0168	1.54	0.1239
PC3	-0.1284	0.0238	-5.39	0.0000
PC4	-0.0246	0.0270	-0.91	0.3622
PC5	-0.0647	0.0295	-2.19	0.0287
PC6	-0.1049	0.0309	-3.40	0.0007
PC7	-0.1040	0.0364	-2.86	0.0042

Período de entrenamiento 2009 - 2016

	Estimate	Std. Error	z value	$\Pr(> \mathbf{z})$
(Intercept)	-0.1306	0.0456	-2.86	0.0042
PC1	-0.0643	0.0139	-4.61	0.0000
PC2	0.0319	0.0157	2.03	0.0423
PC3	-0.1211	0.0217	-5.58	0.0000
PC4	-0.0209	0.0254	-0.82	0.4101
PC5	-0.0352	0.0274	-1.28	0.1988
PC6	-0.0993	0.0300	-3.31	0.0009
PC7	-0.0901	0.0342	-2.63	0.0084

Período de entrenamiento 2009 - 2017

	Estimate	Std. Error	z value	$\Pr(> \mathbf{z})$
(Intercept)	-0.1148	0.0427	-2.69	0.0072
PC1	0.0629	0.0130	4.85	0.0000
PC2	0.0334	0.0144	2.31	0.0208
PC3	0.0977	0.0199	4.90	0.0000
PC4	0.0053	0.0231	0.23	0.8202
PC5	0.0223	0.0255	0.87	0.3816
PC6	-0.0584	0.0275	-2.12	0.0340
PC7	-0.0725	0.0319	-2.28	0.0228

Se observa que para todos los períodos el ACP arroja componentes que recogen el $85\,\%$ de la variación. También se aprecia que a medida que aumentamos los años de entrenamiento el número de p-valores menores que 0.05 aumentan, insinuando que mientras más observaciones para entrenar el modelo, mayor será la asociación entre los componentes y la capacidad de predecir el retorno objetivo.

Tabla 1.2: Resumen de resultados de aplicar el modelo en la data de prueba para los 5 índices

	$S\&P_{-500}$	NASDAQ	NIKKEI_225	$FTSE_100$	BOVESPA
True Buys	21	61	99	53	128
False Buys	32	98	127	62	164
N° trades	53	159	226	115	292
Accuracy	60.38%	61.64%	56.19%	53.91%	56.16%
Accumulative Return	2.57%	5.17%	2.21%	0.70%	0.80%
Max Drawdown	1.13%	1.37%	3.46%	1.42%	5.64%

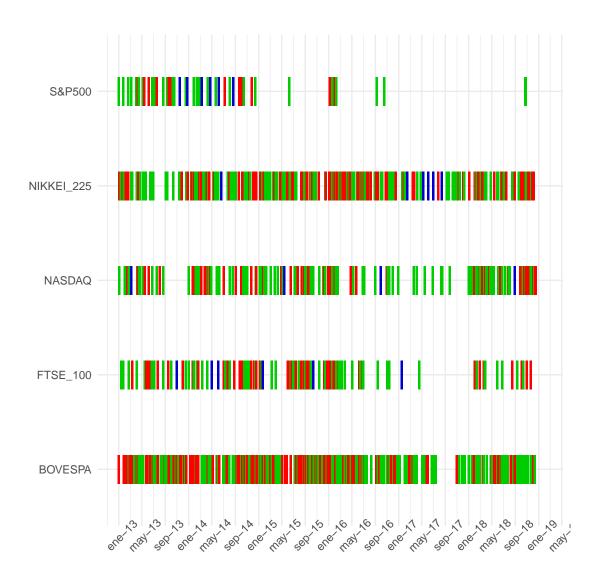


Figura 1.1: Trades según tipo de salida



Figura 1.2: Retorno acumulado para cada índice



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.