

Informe Final

Módulo Interdisciplinario

Integrantes: Martín E. Bravo
 Franco González
 Iván Vidal R.
Profesor: Carlos Flores G.
Auxiliar: Francisco Santibáñez P.
Grupo: 5
Fecha de entrega: 16 de diciembre de 2022
Santiago de Chile

Índice de Contenidos

1. Contexto	1
2. Matriz de Características	5
3. Modelos	7
4. Resultados	8
4.1. Métricas	8
4.2. Validación Cruzada	9
4.3. Random Forest Classifier	9
4.4. Gradient Boosting Classifier	11
4.5. Linear Discriminant Analysis	13
4.6. Modelo de Ensemble	15
5. Conclusiones	17

Índice de Figuras

1. Variación Divisas	2
2. Comparación entre el Dolar y el Cobre	3
3. Comparación entre el Dolar y la Unidad de Fomento	3
4. Matriz de Características	5
5. Real versus Predicción Random Forest	9
6. Aciertos de Predicción Random Forest	10
7. Importancia de las variables Random Forest	10
8. Real versus Predicción Gradient Boosting	11
9. Aciertos de prediccion Gradient Boosting	12
10. Importancia de las variables Gradient Boosting	12
11. Real versus Predicción Linear Discriminant	13
12. Aciertos de prediccion Linear Discriminant	13
13. Importancia de las variables Random Forest	14
14. Real versus Predicción Modelo de Ensemble	15
15. Aciertos de predicción Modelo de Ensemble	16

1. Contexto

Muchas empresas nacionales y transnacionales que operan en el día a día en Chile exportan e importan variedades de productos y materias primas bajo diferentes contratos que permiten relacionar a estas junto a las diferentes empresas pertenecientes al mercado internacional, estas relaciones benefician mutuamente a las empresas involucradas y a la economía nacional, pues permiten que exista un mercado más competitivo, otorgan certidumbre y además estabilidad; sin embargo, las empresas por lo general no se relacionan con empresas pertenecientes a un mismo país, esto debería generar un inconveniente, pues es sabido que cada mercado en su mayoría posee y se maneja bajo su propia moneda, es por eso que en el mercado internacional las empresas usan en general una divisa en común, en este caso el dólar estadounidense.

El dólar es la moneda que tiene la ubicación más privilegiada entre las diferentes monedas que existen, debido a la transabilidad que posee junto a su sustentabilidad económica, además de esto el peso chileno es una moneda que se respalda a base de las reservas en dólar que posea el banco central chileno y en el valor del cobre. Es por esto que las empresas buscan reducir al mínimo la pérdida de valor de su patrimonio o inversión en el mercado internacional en productos y materias primas mediante el intercambio de esta divisa. Como las empresas realizan operaciones en el día a día no pueden esperar tiempos muy prolongados para que así el dólar alcance un valor mínimo o máximo con respecto a la moneda nacional, es por eso que en un período menor se busca que esta logre un mínimo o máximo local.

Bajo estas condiciones se busca un modelo capaz de predecir si el dolar sube, baja o se mantiene al día siguiente para que así las empresas puedan realizar sus diferentes operaciones en esta divisa de manera que se minimicen sus perdidas. Este modelo debe ser capaz de clasificar si el día siguiente será un día bueno, malo o neutral para realizar la compra de dolares, por lo que pertenece a un modelo de clasificación. Este es un modelo de ejecución diaria ya que las predicciones que proporciona son para el día posterior, un ejecución en un rango mas extenso de días provocaría que aumente la imprecisión en la predicción de los datos que se buscan.

Se sabe que los valores de las divisas de todo el mundo varían de forma diaria y que esta variación depende de muchos factores, debido a que cada moneda y economía local posee su propio contexto, el poder cuantificar cada uno de estos factores y contextos no es posible, por lo que no se puede contar con absolutamente todos los detalles necesarios para poder predecir exactamente cuando la variación del dólar llega a un punto óptimo, por lo que el modelo que se busca deberá entregar respuestas en binario utilizando datos cuantificables, en donde "1" representará si el dolar aumentará mientras que "0" indicará que el dolar se mantiene o bajará su valor.

Los datos más fáciles de cuantificar y que más información pueden entregar acerca del cambio del valor del dólar son el valor de otras divisas importantes en los mercados internacionales y diversos datos que estén relacionados con la economía chilena, estos datos pueden ser obtenidos de los indicadores diarios que entrega la pagina del Banco Central de Chile.¹ Entre todos los datos que se tienen a disposición se buscan aquellos que tengan mayor relevancia a la hora de predecir los aumentos o disminución del valor del dólar, es por esto que se recolectan datos de los valores entre los años 2017 y 2022. Se sabe que el período 2017 - 2022 fue un periodo

¹ Indicadores Diarios Banco Central <https://si3.bcentral.cl/indicadoressiete/secure/indicadoresdiarios.aspx>

complicado, debido a que en este período hubieron ciertos acontecimientos que afectaron en todos los aspectos al país y el mundo, sin embargo no se busca que el modelo pueda predecir el valor del dólar en un momento específico, si no que sea capaz de considerar las variables relacionadas al valor del dólar y con eso predecir variaciones del mismo, para eso se busca considerar datos de periodos cercanos de tiempo, siendo un rango considerable el de 5 a 6 años, de esta forma se obtiene una gran cantidad de datos, para que la IA pueda abarcar y entrenarse bajo los acontecimientos actuales y períodos más "normales".

Los datos recolectados son los indicadores diarios del valor de dólar, valor del euro, TCM, UF, Cobre y libra esterlina. La elección de estos es debido a que son datos importantes que dan una relación entre la moneda chilena y el dólar o la economía, para poder ver que estas relaciones efectivamente se cumple, se gráfcaron los valores de los datos del período 2017 - 2022 los cuales están divididos por su promedio, esto se efectúa para así observar mejor su relación. Se intentó integrar más datos tales como el valor del barril de petróleo en EEUU, Índice de Precio al Consumidor(IPC), activos de reserva, tasa de desempleo, entre otros, sin embargo muchos de estos valores eran mensuales, trimestrales, anuales o directamente estaban incompletos, el tener los datos de esta manera dificultaba la realización del modelo deseado, así que se decidió usar los datos que se presentaron.

Por el lado de las divisas y el Índice de Tipo de Cambio Multilateral se tiene que si otras divisas distintas del dólar en conjunto con el TCM aumentan su valor es de esperar que el dólar también lo haga, evidentemente hay casos en los que por alguna u otra razón esto no es así(esta relación se ve representada en el gráfico 1), es por eso por lo que se debe ocupar varias divisas importantes en el mercado, para que la aproximación se realice de manera correcta.

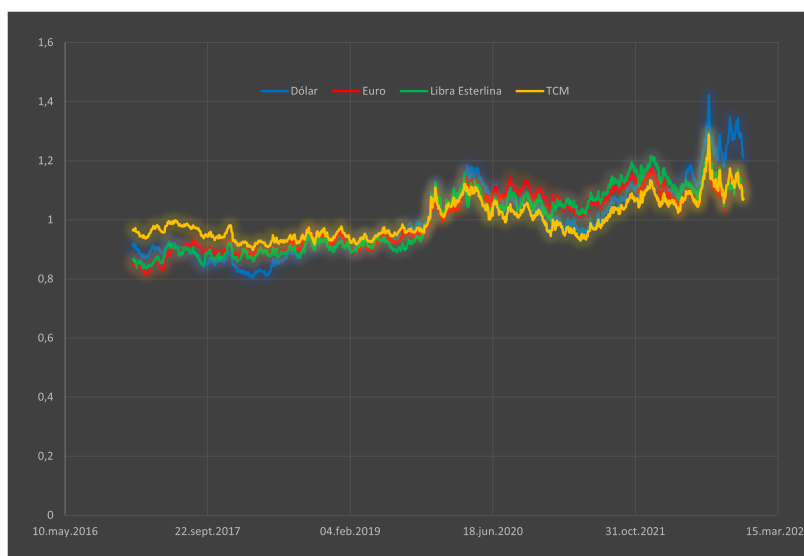


Figura 1: Variación Divisas

Por el lado del Cobre y la Unidad de Fomento (al igual que el TCM), estos datos van mas relacionados con el estado de la economía chilena y el contexto nacional, es normal que las divisas pierdan valor por la inflación u otros aspectos, pero no todas las divisas pierden valor al mismo ritmo, por lo que estos datos nos ayudaran a saber como se encuentra la economía, cuanta inflación sufrirá el

peso chileno y como esto afectara al valor del dólar con respecto al peso chileno.

Como el cobre representa el 54 % de la canasta exportadora, esta materia prima tiene una gran importancia en la economía local, es decir mientras mayor se valorice la libra de cobre, mayor peso tendrá la moneda nacional, es por esto que a medida que sube el precio de la libra de cobre, el dolar tenderá a disminuir y viceversa, esto se ve representado en el gráfico 2.

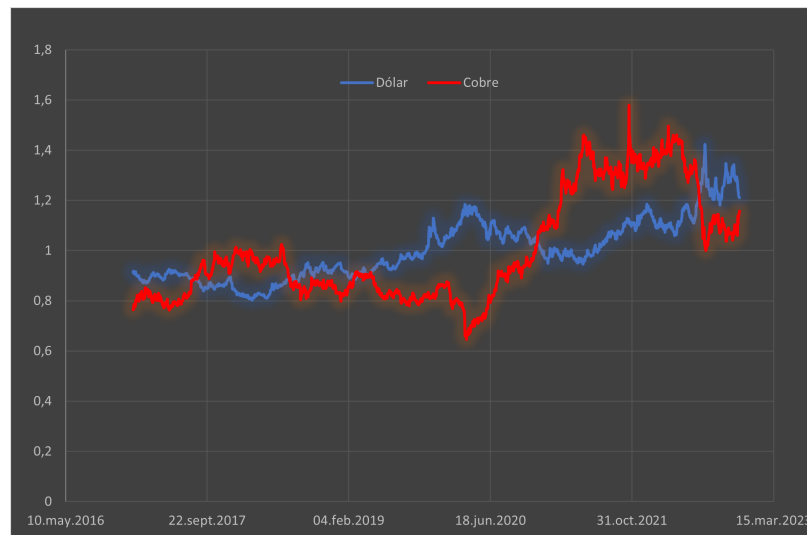


Figura 2: Comparación entre el Dolar y el Cobre

Por último el valor del UF parece no tener una relación directa con el valor del dolar(gráfico 3), sin embargo esta unidad es reajustable de acuerdo con la inflación así que es un dato que permite representar el contexto nacional.



Figura 3: Comparación entre el Dolar y la Unidad de Fomento

La idea es utilizar estos datos, y generar distintas variables a partir de ellos que permitan marcar

tendencias para así realizar más aproximaciones, de esta forma se puede generar una buena matriz de características, como se dijo anteriormente es importante que los datos sean diarios y que las fechas calcen entre estos, ya que de otra forma se puede malinterpretar la información. Como todos los datos recolectados cuentan con fecha de medición, se identifica a la llave en este problema como la fecha de la recolección de los datos.

2. Matriz de Características

	Fecha	Dolar	Variacion Dolar	Cobre	Variacion Cobre	Euro	Variacion Euro	Libra Esterlina	Variacion Libra Esterlina	TCM	Variacion TCM	UF	Variacion UF	Aumenta Mañana
0	2017-01-03	669.47	0.000000	2.4812	0.000000	705.60	0.00	826.10	0.000000	106.19	0.000000	26350.53	0.00	1.0
1	2017-01-04	673.36	3.890000	2.5052	0.024000	702.00	-3.60	825.50	-0.600000	106.49	0.300000	26351.38	0.85	0.0
2	2017-01-05	671.78	-1.580000	2.4887	-0.016500	703.51	1.51	827.11	1.610000	106.59	0.100000	26352.23	0.85	0.0
3	2017-01-06	666.41	-5.370000	2.5533	0.064600	706.09	2.58	826.50	-0.610000	106.64	0.050000	26353.08	0.85	0.0
4	2017-01-09	665.29	-0.373333	2.5222	-0.010367	701.26	-1.61	817.51	-2.996667	106.06	-0.193333	26355.63	0.85	1.0
...
1454	2022-11-08	919.58	-12.790000	3.6905	0.245000	921.79	-2.91	1057.96	3.240000	120.52	-1.830000	34680.44	10.02	0.0
1455	2022-11-09	907.35	-12.230000	3.5946	-0.095900	914.94	-6.85	1050.42	-7.540000	119.11	-1.410000	34690.47	10.03	0.0
1456	2022-11-10	904.42	-2.930000	3.6866	0.092000	907.41	-7.53	1030.21	-20.210000	118.54	-0.570000	34696.24	5.77	0.0
1457	2022-11-11	893.54	-10.880000	3.6806	-0.006000	906.87	-0.54	1040.69	10.480000	117.61	-0.930000	34702.01	5.77	0.0
1458	2022-11-14	887.46	-2.026667	3.7569	0.025433	916.89	3.34	1046.66	1.990000	117.96	0.116667	34719.32	5.77	0.0

Figura 4: Matriz de Características

La figura 4 representa la Matriz de Características del modelo, en donde la fila superior representa a las variables, de estas variables la columna "Fecha" corresponde a la llave, mientras que "Aumenta Mañana" corresponde a la variable a predecir.

De la primera columna de la matriz se desprende la llave:

- Fecha: Indica el año, mes y día en el que se midieron los valores de las demás variables.

Las siguientes variables que se presentan en el informe son las variables originales respecto a la matriz que fue entregada a través del informe de avance, estas están dadas junto a su descripción:

- Dolar: Corresponde a un promedio ponderado por montos transados de las operaciones spot (contado) de compra y venta entre el peso chileno y el dólar de los Estados Unidos de América, efectuadas en el Mercado Cambiario Formal(MCF) durante el día hábil bancario inmediatamente anterior. ²
- Cobre: Valor nominal de la libra de cobre en dolares para el día correspondiente.
- Euro: Cantidad de pesos chilenos por una unidad de Euro. ³
- Libra Esterlina: Cantidad de pesos chilenos por una unidad de Libra Esterlina.
- TCM(Tipo de Cambio Multilateral): Mide el valor nominal del peso chileno con respecto a una canasta amplia de monedas extranjeras para el día correspondiente. ⁴

² Dolar Observado https://si3.bcentral.cl/estadisticas/Principal1/Metodologias/EC/PARIDADES/Dolar_observado.pdf

³ Tipo de Cambio y Paridades <https://www.bcentral.cl/web/banco-central/areas/estadisticas/tipos-de-cambios-y-paridades>

⁴ Tipo de Cambio https://si3.bcentral.cl/estadisticas/Principal1/Metodologias/EC/PARIDADES/Indices_tipo_cambio_precios_e

- UF (Unidad de Fomento): Índice de reajustabilidad, calculado y autorizado por el Banco Central de Chile (Banco), para las operaciones de crédito de dinero en moneda nacional que efectúen las empresas bancarias y las cooperativas de ahorro y crédito para el día correspondiente.⁵

A partir de estas variables se generaron las siguientes variables:

- Variación Dólar: Representa la variación en pesos del dolar de la fecha correspondiente frente al día anterior.
- Variación Cobre: Representa la variación en pesos de la libra de cobre de la fecha correspondiente frente al día anterior.
- Variación Euro: Representa la variación en pesos del euro de la fecha correspondiente frente al día anterior.
- Variación Libra Esterlina: Representa la variación en pesos de la libra esterlina de la fecha correspondiente frente al día anterior.
- Variación TCM(Tipo de Cambio Multilateral): Representa la variación en pesos del TCM de la fecha correspondiente frente al día anterior.
- Variación UF(Unidad de Fomento): Representa la variación en pesos de la unidad de fomento de la fecha correspondiente frente al día anterior.

Finalmente estas variables se utilizan para predecir lo buscado, en donde la variable a predecir fue la siguiente:

- Aumenta Mañana: Indica si el dolar aumenta, disminuye o se mantiene, esta entrega una respuesta en binario, en donde 1 indica que aumentó, mientras que 0 indica que se mantiene o disminuye.

⁵ Unidad de Fomento <https://si3.bcentral.cl/estadisticas/Principal1/Metodologias/EMF/UF.pdf>

3. Modelos

Una vez obtenida la matriz de características se procede a seleccionar la columna que se busca predecir con los distintos modelos, en este caso se busca predecir si el dólar aumentará el día de mañana, y además se separa el gran volumen de datos en datos para entrenar y datos para comprobar la eficacia del modelo. Como el dato a predecir podía ser o bien "1" o "0" los modelos que se escogieron son todos de clasificación, debido a que son los que mejores resultados pueden entregar para el problema inicial.

Se probaron varios modelos y finalmente se seleccionaron los 3 mejores de entre los que ofrecía sklearn, esta selección se basó en la validación cruzada que se le hizo a cada modelo que se probó. Finalmente, la selección final de modelos son: "RandomForestClassifier", "GradientBoostingClassifier" y "LinearDiscriminantAnalysis". Todos los modelos mencionados anteriormente obtuvieron una puntuación mayor a 0.90 en la validación cruzada.

Con los modelos mencionados anteriormente también se armó el modelo ensamble, el cual toma el promedio de la predicción de los tres modelos para hacer su predicción, obteniendo resultados en general mejores que los que se obtuvieron con cada modelo por separado.

Un árbol de decisión es un modelo predictivo que divide el espacio de los predictores agrupando observaciones con valores similares para la variable respuesta o dependiente. Para dividir el espacio muestral en sub-regiones es preciso aplicar una serie de reglas o decisiones, para que cada sub-región contenga la mayor proporción posible de individuos de una de las poblaciones. Si una sub-región contiene datos de diferentes clases, se subdivide en regiones más pequeñas hasta fragmentar el espacio en sub-regiones menores que integran datos de la misma clase. Las predicciones finales del bosque aleatorio se realizan promediando las predicciones de cada árbol individual.

El modelo Random Forest Classifier se utiliza para resolver problemas de clasificación y regresión. El bosque aleatorio tiende a combinar cientos de árboles de decisión y luego entrena cada árbol de decisión en una muestra diferente de las observaciones.

El modelo de Ensamble es un tipo de modelo que permite la combinación de varios modelos de predicción para obtener un solo pronóstico basado en los pronósticos individuales de cada modelo. La clave de la operación de esta metodología se basa en la diversidad, la cual puede obtenerse de diferentes formas.

4. Resultados

Para la selección final de modelos fue muy importante los resultados que entregaba cada modelo, por lo que se buscó obtener la mayor cantidad de resultados posibles, resultados tanto gráficos como numéricos que permitieran de esta forma seleccionar el mejor modelo.

4.1. Métricas

La métrica que nos ayudó a escoger los modelos a utilizar fue la de validación cruzada, en esta métrica se basó nuestra elección de modelos.

El primer resultado que se analiza en cada modelo es el de correctitud, que nos permite saber qué porcentaje de las predicciones hechas por el modelo son correctas, esta métrica es de las más importantes para la selección final del modelo ya que lo principal en nuestra problemática es tener la seguridad de si el dolar aumentara o disminuirá su valor.

Otra métrica utilizada es la de precisión, que nos entrega un porcentaje del número de aciertos sobre lo predicho como éxito. En este caso esta métrica entregaría el porcentaje de veces que el dólar aumento de entre todas las veces que el modelo predijo que el dólar aumentaría.

Los resultados de sensibilidad permiten saber qué porcentaje de acierto tiene el modelo al predecir el resultado de aumento del dólar, es decir, de todas las veces que el dólar aumentaba en los datos, que porcentaje el modelo logró acertar.

También se utilizó “F1 Score”, esta métrica es una ponderación entre la sensibilidad y la precisión, lo ideal sería que este valor sea cercano a 1.

La última métrica utilizada es la de “ROC AUC Score”, la cual se trata de una medida de la eficacia o capacidad predictiva del sistema, mientras más cercano a 1 sea su valor mejor.

Otros resultados que se obtuvieron fueron gráficos en los que se muestran los resultados de los modelos y los valores reales, en el eje X están ordenados los datos según su llave, en el eje Y están los 2 valores posibles, es decir, 1 si aumenta el dólar y 0 si se mantiene o si disminuye su valor, este gráfico nos permite ver de manera más gráfica la cantidad de aciertos del modelo. El color azul es para los valores reales y el naranja para las predicciones.

El otro gráfico que se muestra es la cantidad de aciertos del modelo, siendo 1 un acierto y 0 un fallo, de esta forma se puede ver de forma gráfica el volumen de aciertos que tiene el modelo.

El último resultado analizado en cada modelo es el de la importancia basada en la permutación de cada variable de las que dispone el modelo, esto se muestra a través de un gráfico en el que mientras mayor sea el valor de una variable más importante es para la predicción.

4.2. Validación Cruzada

En la elección de los modelos se realizó una validación cruzada para obtener los mejores, los resultados obtenidos son los siguientes:

AD:	64.85
RF:	93.79
AB:	88.91
GB:	95.09
LD:	97.68
GN:	92.83
LR:	92.36
KNN:	69.09
SVC:	19.13
MLP:	60.55

En base a lo anterior se concluyo que la mejor opcion para crear un modelo de ensamble era utilizar “RandomForestClassifier” (RF), “GradientBoostingClassifier” (GB) y "LinearDiscriminantAnalysis" (LD).

4.3. Random Forest Classifier

Accuracy Score :	0.88
Precision Score :	0.38
Recall Score :	0.29
F1 Score :	0.33
ROC AUC Score :	0.62

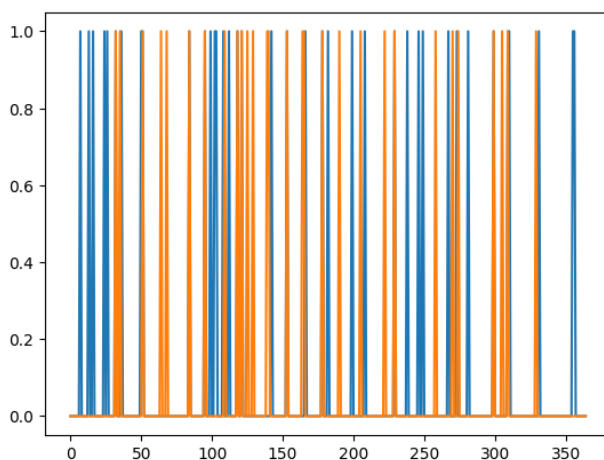


Figura 5: Real versus Predicción Random Forest

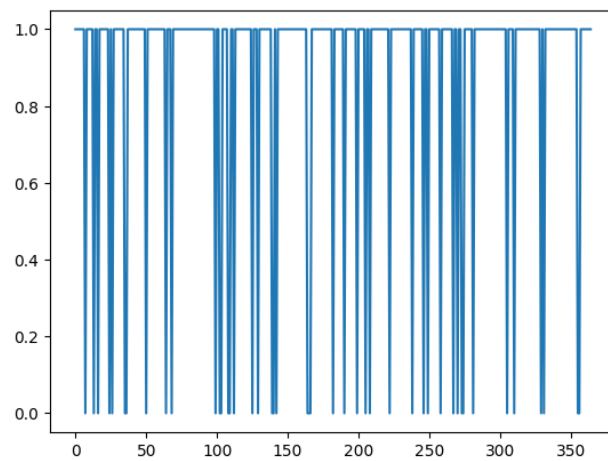


Figura 6: Aciertos de Predicción Random Forest

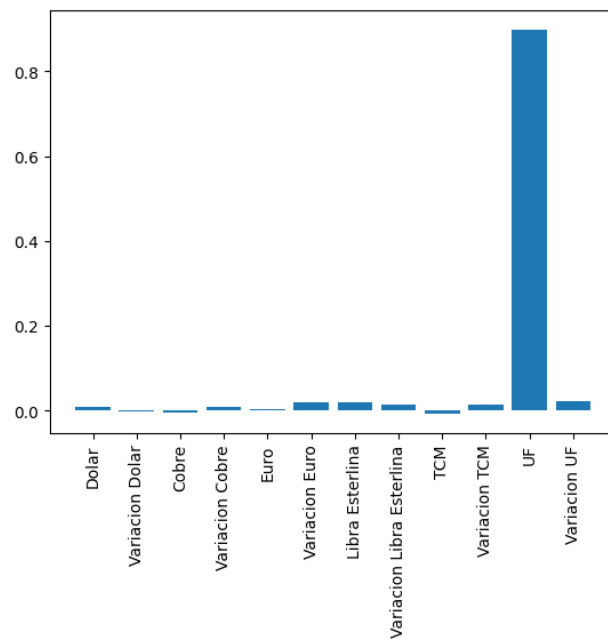


Figura 7: Importancia de las variables Random Forest

El modelo tiene buena precisión en general, esto se puede observar tanto en el valor de correctitud como en los graficos 5 y 6, pero falla en otras métricas como sensibilidad, en la cual presenta una puntuación bastante baja, esto nos dice que el modelo en general tiene problemas para predecir con efectividad cuando el dolar aumenta.

Otra cosa a destacar es que el modelo le entrega mucha importancia al valor de la UF, lo cual va en contra de la intuición inicial, ya que la gráfica del valor de la UF (3) es en general siempre creciente y no se observa relacion directa con la variacion del dolar, aun asi para el modelo el valor de la UF cobra gran relevancia.

4.4. Gradient Boosting Classifier

correctitud :	0.9
precisión :	0.53
sensibilidad :	0.45
F1 Score :	0.49
ROC AUC Score :	0.7

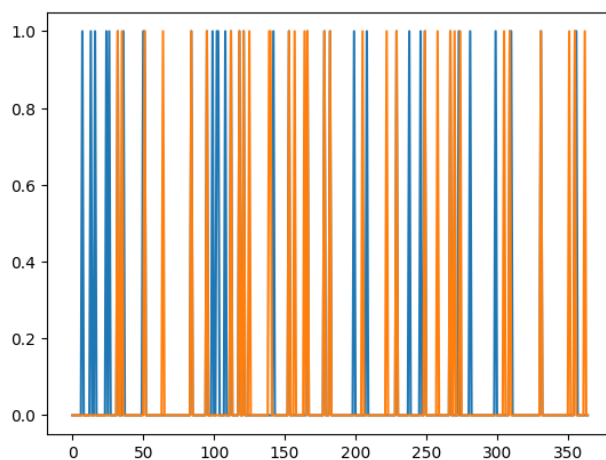


Figura 8: Real versus Predicción Gradient Boosting

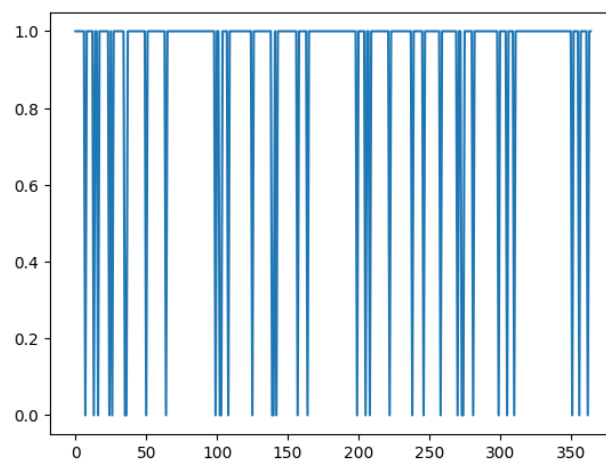


Figura 9: Aciertos de prediccion Gradient Boosting

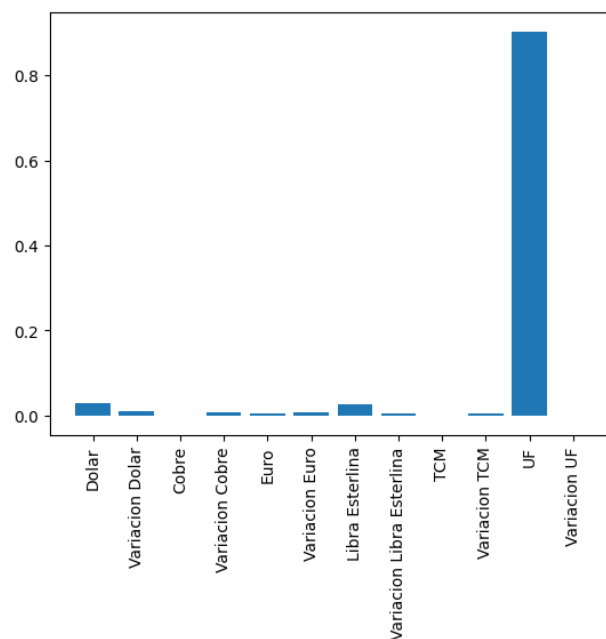


Figura 10: Importancia de las variables Gradient Boosting

El modelo de Gradient Boosting presenta mejores resultados que los de Random Forest en general, la correctitud es la misma pero hay una gran mejora en las otras métricas, en especial en la de ROC AUC score", la cual toma un valor muy cercano a 1, por lo que las predicciones de este modelo son mejores que las de Random Forest.

Este modelo tambien le entrega gran importancia al valor de la UF, que la UF sea el dato de mayor importancia en ambos casos es un resultado importante a considerar.

4.5. Linear Discriminant Analysis

correctitud : 0.9
precisión : 0.51
sensibilidad : 0.58
F1 Score : 0.54
ROC AUC Score : 0.76

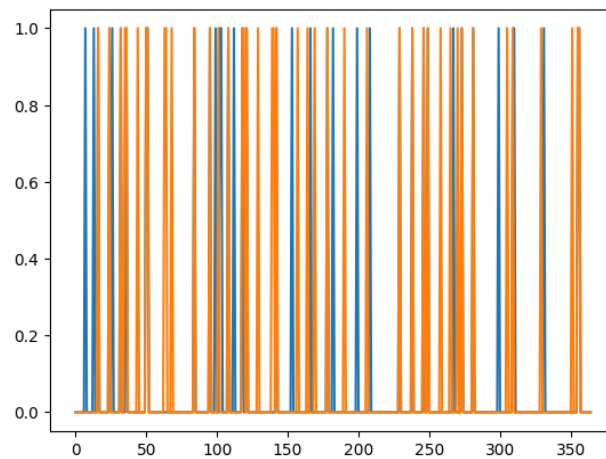


Figura 11: Real versus Predicción Linear Discriminant

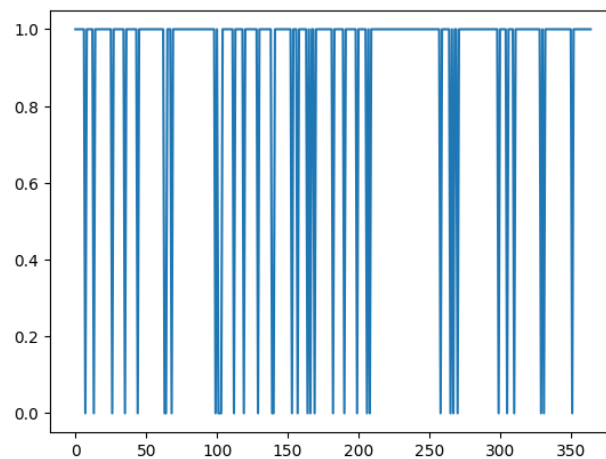


Figura 12: Aciertos de prediccion Linear Discriminant

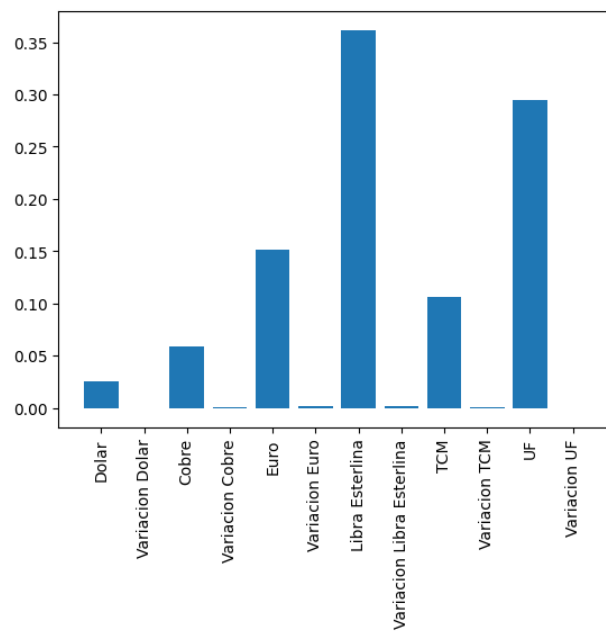


Figura 13: Importancia de las variables Random Forest

El modelo "*Linear Discriminant Analysis*" obtiene uno de los mejores resultados en las métricas, su correctitud es bastante buena y en la métrica de "*ROC AUC score*" obtiene la puntuación mas alta. Con esto podemos concluir que de entre los 3 modelos la opción a escoger debería ser esta, presenta resultados muy buenos.

En este caso hay mas variables con importancia y el valor de la libra esterlina pasa a ser el dato de mayor importancia, puede ser entonces que este modelo obtenga mejores resultados al darle mas importancia a otros datos y no solo a la UF, aunque para eso se tendría que comprobar entrenando mas veces el modelo.

4.6. Modelo de Ensamble

correctitud :	0.88
precisión :	0.4
sensibilidad :	0.32
F1 Score :	0.35
ROC AUC Score :	0.63

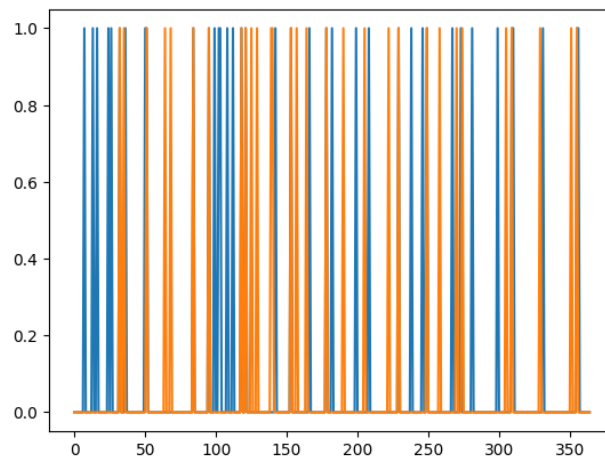


Figura 14: Real versus Predicción Modelo de Ensamble

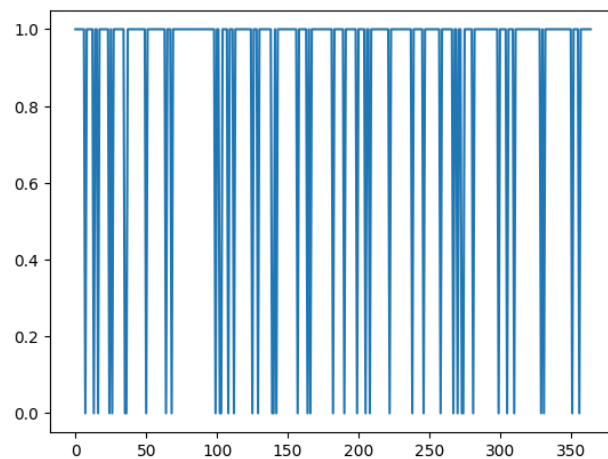


Figura 15: Aciertos de predicción Modelo de Ensemble

Finalmente, el modelo de ensemble que se generó obtiene resultados no muy destacables, probablemente porque es afectado por la predicción de Random Forest, que fue el que obtuvo peores resultados en las métricas, por lo que en este caso el modelo de ensemble que se generó funciona en general peor que el modelo de Linear Discriminant Analysis. La correctitud en general no es muy buena, acertar 88 de 100 no es un acierto muy prometedor, ya que ese 12 % de fallos no es un dato despreciable cuando se trata de empresas multinacionales.

5. Conclusiones

En el presente informe se habló sobre la tasa de cambio del dolar, que indicadores y características presentes en la economía nacional que entrega el banco central provocan una mayor tendencia a que este aumente, baje o se mantenga, y a partir de estas variables y las generadas posteriormente lograr una aplicación en la vida real, esta aplicación va dirigida a predecir si el dolar aumenta el día de mañana, para que distintas empresas que buscan minimizar las perdidas de valor en su inversión y patrimonio mediante el intercambio de la divisa nacional y la estadounidense logren tomar la mejor decisión en un período corto de tiempo sobre en que momento realizar este intercambio. Para obtener los resultados generados, se necesitó que las variables extraídas de los indicadores junto a las generadas marcaran una tendencia, con esto se logró obtener finalmente 12 variables sin tomar en cuenta la variable a predecir, de las cuales se generó la matriz de características.

A través de lo anterior se generaron 4 modelos predictivos, estos son “Random Forest Classifier”, “Gradient Boosting Classifier”, “Linear Discriminant Analysis” y un modelo de ensamble, estos modelos pertenecen a modelos de clasificación, utilizando los indicadores de cada modelo se puede notar que el modelo de Gradient Boosting Classifier y Linear Discriminant Analysis tienen una mayor correctitud y además estos dos modelos presentan mejores resultados que los otros dos restantes, pero Gradient Boosting Classifier domina a Linear Discriminant Analysis en solo una métrica de las cinco que se presentan en este informe, mientras que en otras tres Linear Discriminant Analysis es el de mejores resultados, con esto se concluye que Linear Discriminant Analysis es el mejor modelo de los cuatro presentados. Como grupo se esperaba que el modelo de ensamble obtuviera mejores resultados de los que se muestran, debido a que en este se integraban los tres mencionados, sin embargo esto no fue así, se cree que esto pudo haber sido producto de que algunos datos o variables no generaron una tendencia tan marcada, si se hubieran integrado una cantidad mayor de datos que permitiesen contextualizar de mejor manera el escenario nacional e internacional es posible que el resultado habría cambiado y así se obtendría un mejor modelo de ensamble.

Finalmente se puede concluir que la tasa de cambio del dolar, o el saber si el dolar aumentará o no, se puede predecir a través de una serie de características que se presenta en la el contexto nacional económico, en donde existen tendencias directamente proporcionales al alza de esta divisa como también existen tendencias no tan marcadas, también se concluye cual es el modelo más preciso de los modelos realizados para las características presentadas en el presente informe, sin embargo aun así ninguno de estos modelos es lo suficientemente preciso, pues su porcentaje de fallos es alrededor del 10 %, lo que se traduce en importantes perdidas para las empresas en patrimonio o inversiones. Es por esto que este trabajo aun es mejorable a través de la integración de otras series de características, datos o indicadores.