



Universidad Nacional de Colombia

FACULTAD DE CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA

PROYECTO DE GRADO

Trabajo de Grado
Prof. Mario Enrique Arrieta Prieto

Autor Mateo Santiago Cardona Ayala

Bogotá, 22 de Noviembre de 2023

Introducción

El salario mínimo es una herramienta importante de política económica y social en Colombia. El establecimiento de un salario mínimo busca proteger a los trabajadores garantizando un ingreso básico, al tiempo que promueve el crecimiento económico y controla la inflación. Sin embargo, el incremento del salario mínimo es un proceso complejo que involucra múltiples factores económicos, políticos y sociales.

En este estudio se propone un modelo de pronóstico del salario mínimo en Colombia basado en un modelo autorregresivo de medias móviles integradas fraccionariamente (TFT). El modelo TFT permite capturar relaciones de largo plazo y patrones cíclicos en series de tiempo económicas. Específicamente, se utilizarán series de tiempo históricas como el salario mínimo, el PIB del país en precios corrientes, el IPC, la inflación real y la meta de inflación del Banco de la República. Además, se incorporarán variables políticas como la aprobación del presidente, así como factores demográficos, comerciales y coyunturales como crisis económicas.

El objetivo de este estudio es desarrollar un modelo de pronóstico preciso y confiable para el salario mínimo en Colombia, que incorpore factores económicos relevantes así como variables políticas y demográficas, respondiendo así a la propuesta de modificación del Decreto 2555 de 2010 presentada por el Ministerio de Hacienda con el fin de alinearse con la IFRS 17; una norma contable emitida por el Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad (IASB) que establece los principios para el reconocimiento, medición, presentación y revelación de los contratos de seguro.

El desarrollo de un modelo econométrico que logre capturar de manera robusta las interrelaciones entre las principales variables relacionadas con el salario mínimo puede proveer proyecciones útiles para apoyar la política salarial. A continuación se presenta el marco teórico que sustenta la selección de variables para el modelo TFT del salario mínimo en Colombia, así como la justificación del uso de esta metodología econométrica para modelar relaciones de equilibrio de largo plazo entre factores económicos, políticos y demográficos.

Marco Teórico

Salarío Mínimo

El salario mínimo en Colombia es el salario mínimo legal que todo trabajador debe percibir por sus servicios. Fue implementado en el país desde principios del siglo XX y ha tenido ajustes y modificaciones a lo largo del tiempo. La determinación del salario mínimo involucra factores económicos, políticos y sociales. Busca proteger el poder adquisitivo de los trabajadores frente a la inflación, pero también impacta variables como el desempleo y la desigualdad. se encuentra contemplado en el artículo 53 de la constitución, mientras que los criterios y procedimientos para su determinación cada año se encuentran en la Ley 278 de 1996.

Producto Interno Bruto

El Producto Interno Bruto (PIB) es *el valor monetario total de los bienes y servicios finales producidos por una economía en un período determinado*, normalmente un año o un trimestre. Es un indicador integral que mide el resultado de toda la actividad económica interna de producción dentro de las fronteras de un país.

El PIB incluye el valor agregado generado por todos los sectores productivos residenciados en el territorio nacional, como la agricultura, la industria, los servicios gubernamentales y privados, etc. Se construye sumando el Valor Agregado Bruto de cada sector. Este valor agregado refleja la contribución de cada sector al total de la economía luego de remover los insumos y materias primas requeridos en la producción.

El PIB es importante para determinar el salario mínimo por las siguientes razones:

- El crecimiento del PIB se relaciona con la productividad de la economía. Si el PIB crece, significa que la capacidad de generar riqueza y empleos en el país es mayor.
- La Ley 278 de 1996 establece que uno de los factores para fijar el salario mínimo es el crecimiento económico y del Producto Interno Bruto.
- Un aumento adecuado del salario mínimo puede estimular el consumo e impulsar así mismo el crecimiento del PIB, generando un círculo virtuoso.

El PIB sirve como una referencia macroeconómica importante para determinar la capacidad productiva del país y en ese sentido, la viabilidad de aumentar el salario base de los trabajadores sin afectar en exceso a las empresas.

Indice de Precios al Consumidor

El Índice de Precios al Consumidor (IPC) es una medida estadística de la evolución de los precios de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo final de los hogares. Esta canasta no incluye cualquier tipo de gastos. Se elabora a partir de la Encuesta Nacional de Presupuesto de los Hogares (ENPH) que estudia en detalle los hábitos y patrones de consumo estadísticos de los hogares del país.

De esta forma, la canasta considera artículos esenciales para la subsistencia como alimentos y vivienda, junto con otros bienes y servicios de consumo habitual como transporte público, restaurantes, esparcimiento, etc. en proporciones representativas al consumo promedio nacional.

Así, el incremento porcentual del IPC refleja cómo aumentan los precios de esta canasta de referencia mes a mes. Y dado que cubre el consumo típico del colombiano común, el IPC sirve para medir la inflación media del país.

El salario mínimo busca garantizar que los trabajadores no pierdan poder adquisitivo por efecto de la inflación, por lo que el IPC es una variable clave en su determinación.

- El incremento del IPC refleja la inflación. Si los precios suben, el costo de vida aumenta y el poder adquisitivo de los salarios disminuye.
- La ley colombiana establece que uno de los criterios para definir el salario mínimo es el costo de vida de los trabajadores. El IPC es el principal indicador del costo de vida.
- El aumento del salario mínimo busca que este poder adquisitivo se mantenga o mejore. Por eso, normalmente se incrementa de acuerdo al porcentaje del IPC del año anterior.

Inflación

La inflación refleja el aumento generalizado del nivel de precios en la economía y por ende, del costo de vida promedio de los habitantes. Una inflación persistentemente alta genera pérdida

del poder adquisitivo real de los salarios y en general de los ingresos.

El DANE calcula el IPC y por ende la inflación mensual y anual comparando el costo en pesos corrientes de la canasta de referencia entre dos periodos de tiempo. La variación porcentual positiva entre el costo actual y el costo previo de la canasta es precisamente la inflación observada del mes. Es decir, cuánto aumentó en términos porcentuales el costo de vida de los consumidores colombianos según la metodología del IPC. De forma similar se calculan la inflación anual comparando el costo vigente de la canasta versus su valor 12 meses atrás. O la inflación en cualquier periodo de tiempo requerido.

Ante esto, el Banco de la República como autoridad monetaria fija una meta específica de inflación, típicamente entre 2% y 4% anual, a la cual busca converger la economía mediante políticas monetarias como tasas de interés y control de agregados.

Esta meta de inflación comunica las expectativas oficiales sobre el crecimiento esperado de los precios y por tanto del costo de vida para el próximo año. Y dado que por ley uno de los factores para determinar el salario mínimo es precisamente la variación en el costo de vida, la meta de inflación se convierte en un punto de referencia relevante.

En la práctica, el incremento porcentual del salario mínimo suele fijarse cercano al rango meta de inflación del Banco Central para el siguiente período, buscando proteger el poder adquisitivo de esta remuneración básica. Adicionalmente, la meta refleja expectativas macroeconómicas agregadas y viabilidad fiscal del país, proporcionando un fundamento técnico sólido para fijar un salario mínimo prudente.

Aprobación del Presidente

La aprobación de la gestión del presidente por parte del país no es un requisito formal para el incremento del salario mínimo. Sin embargo, puede considerarse importante ya que un presidente con baja popularidad y apoyo ciudadano tiene menor respaldo político para tomar decisiones que impactan a la sociedad, además una alta desaprobación puede generar inconformismo y protestas ante políticas impopulares como un bajo incremento al salario mínimo. Si la ciudadanía apoya la gestión presidencial es indicativo que hay confianza en sus políticas económicas y sociales; esto da más margen de maniobra. La legitimidad del presidente fortalece su liderazgo para negociar el monto del aumento con sindicatos y comisiones de concertación. Sin embargo, la aprobación ciudadana no es indispensable. El presidente puede decretar el

incremento aun con niveles altos de desaprobación si tiene el respaldo técnico y de sus ministros, la aprobación ciudadana no es un requisito legal pero facilita la viabilidad política de un aumento significativo al salario mínimo en el contexto económico del país.

Para el presente estudio se utilizó como indicador de aprobación presidencial, los datos de la encuesta periódica realizada por la firma Invamer. Esta empresa de investigación y asesoría de mercado aproximadamente cada 3 meses realiza un estudio sobre el estado de ánimo y la percepción de los colombianos sobre la situación del país.

Dentro de esta encuesta se consulta específicamente la aprobación de la gestión del Presidente de la República como indicador de su aval ciudadano. Se obtienen dos series: el porcentaje de personas que aprueban la gestión presidencial y el porcentaje que la desaprueban.

Indicadores Demográficos

El salario mínimo impacta a una proporción significativa de la población trabajadora del país. Conocer el tamaño de esa población permite dimensionar el impacto fiscal y presupuestal. El crecimiento de la población indica si es necesario ampliar la cobertura del salario mínimo, más población joven ingresando al mercado laboral ejerce presión para aumentarlo. La información demográfica permite comprender la dependencia económica, más hogares con población dependiente necesitan un salario mínimo más alto.

Balanza Comercial

La balanza comercial mide la diferencia entre exportaciones e importaciones de un país. Refleja la competitividad exterior de la economía, por lo que una balanza comercial positiva y superavitaria significa que las exportaciones son mayores, lo que aporta divisas al país y permite un mayor dinamismo de la actividad económica interna; lo cual da más margen para aumentar el salario mínimo sin afectar significativamente los costos laborales de las empresas orientadas a la exportación, mientras que una balanza comercial negativa o déficit, reduce la disponibilidad de divisas, encarece importaciones de insumos y puede generar presiones inflacionarias que limitan el incremento salarial. La balanza comercial es un referente importante para evaluar la salud exportadora de la economía y su capacidad de absorber y sustentar un mayor salario mínimo sin perder competitividad.

Crisis Económicas

Las crisis generan contracción económica, menor crecimiento del PIB, aumento del desempleo y la inflación. Estos efectos limitan el incremento salarial, ya que en épocas de crisis disminuye la recaudación fiscal y se reduce la capacidad presupuestal del Estado para absorber aumentos salariales de los trabajadores del sector público. Las crisis suelen requerir políticas monetarias restrictivas que buscan controlar la inflación y el tipo de cambio, restringiendo también el consumo y la inversión por lo que los sectores productivos se ven obligados a recortar costos durante las crisis, y un alza importante de salarios mínimos puede afectar su competitividad. Los trabajadores enfrentan mayor vulnerabilidad laboral y tienen menor capacidad de negociación salarial colectiva en medio de crisis. Analizar crisis previas, su duración e impacto, permite entender mejor el contexto en que se fija el salario mínimo y si la economía puede soportar un incremento robusto.

Para el presente estudio se tuvieron en cuenta las crisis económicas mas relevantes de los últimos años;

- Caida del PIB (1999): Tras experimentar una disminución del 4,5% en el Producto Interno Bruto, se desencadenó una crisis económica que llevó al gobierno a tomar medidas extraordinarias. La necesidad de estabilizar el sector financiero impulsó la adquisición de varias entidades financieras por parte del gobierno. Esta crisis no solo afectó la salud financiera del país, sino que también puso de manifiesto la vulnerabilidad de ciertos sectores económicos.
- Crisis de los TES (2002): Esta crisis marcó un hito en la historia financiera colombiana al alcanzar precios mínimos históricos y experimentar bajos volúmenes de transacción. El mercado de deuda pública se sumió en su peor crisis hasta la fecha, evidenciando fragilidades estructurales. El índice de deuda pública IDP-Corfivalle registró una caída del 15%, generando un impacto significativo en la confianza de los inversionistas y la estabilidad financiera.
- Crisis de las pirámides (2006): La crisis derivada de la quiebra e intervención estatal de empresas involucradas en esquemas piramidales y captación ilegal de dinero dejó al descubierto la fragilidad de ciertos modelos de negocio. Las acusaciones de actividades ilegales, como lavado de dinero, llevaron a una intervención gubernamental para contener el daño económico y restaurar la confianza en los mercados financieros. Esta crisis tuvo un impacto directo en la percepción de riesgo en inversiones.

- Escándalo de Interbolsa (2012): El descubrimiento del desvío de millonarias sumas de dinero por parte de la directiva de Interbolsa, uno de los principales corredores de bolsa, generó un escándalo que socavó la integridad del mercado bursátil colombiano. La revelación de malas prácticas financieras y la utilización indebida de fondos afectaron la confianza de los inversionistas y destacaron la necesidad de una mayor supervisión y regulación en el sector financiero.
- Caída de los precios internacionales del crudo (2015): La brusca caída de los precios internacionales del petróleo tuvo un impacto multifacético en la economía colombiana. Aunque benefició a importadores de petróleo, perjudicó significativamente a las naciones exportadoras, como Colombia. La dependencia de los ingresos petroleros dejó al descubierto la vulnerabilidad económica del país frente a las fluctuaciones en los mercados internacionales de materias primas.
- Crisis del Café (2019): La crisis en el sector cafetero colombiano en 2019 se desencadenó por la volatilidad y la caída de los precios internacionales del café. Esta situación afectó adversamente a más de medio millón de familias cultivadoras en el país, evidenciando la fragilidad de la cadena de suministro y la necesidad de estrategias de diversificación para proteger la economía frente a los shocks en los mercados agrícolas.
- Pandemia por el COVID-19 (2020-2021): La pandemia mundial por el COVID-19 provocó una crisis económica sin precedentes. Las pérdidas económicas mensuales estimadas entre \$ 4,6 billones y \$ 59 billones revelaron la vulnerabilidad de la economía colombiana ante eventos globales imprevistos. Los diferentes escenarios de aislamiento evidenciaron la necesidad de contar con estrategias de resiliencia económica y sistemas de salud robustos para hacer frente a crisis de magnitudes excepcionales.

Temporal Fusion Transformer

El TFT es un tipo de modelo de deep learning diseñado específicamente para predecir series de tiempo. Utiliza una arquitectura basada en atención (attention) para modelar tanto patrones estacionales como tendencias a largo plazo. El modelo toma como entrada una serie de tiempo multidimensional. Cada dimensión representa una variable diferente que cambia con el tiempo. La serie de tiempo se divide en segmentos de entrada y blancos. Los segmentos de entrada se usan para entrenar el modelo, mientras que en los segmentos blancos se hace la predicción. El modelo aplica varias capas de procesamiento:

- Capas de atención para identificar relaciones entre los pasos de tiempo y variables.
- Capas de fusión temporal para combinar información de diferentes horizontes de tiempo.
- Capas completamente conectadas para hacer la predicción final.

Durante el entrenamiento, el modelo ajusta sus parámetros para minimizar el error de predicción en los segmentos de entrada. Una vez entrenado, el modelo se evalúa con los segmentos blancos que no vio durante el entrenamiento. Se calcula un error de predicción como el RMSE o MAPE. Mediante validación cruzada, se puede estimar la capacidad del modelo para generalizar a nuevos datos que no ha visto antes. En resumen, el TFT utiliza mecanismos de atención y fusión temporal para detectar patrones en series de tiempo multidimensionales y hacer predicciones precisas. Requiere una cuidadosa validación cruzada para evaluar su desempeño.

Un modelo de Temporal Fusion Transformer (TFT) permite procesar múltiples variables numéricas y categóricas como inputs, incluyendo factores económicos, demográficos y políticos que influyen en el salario mínimo debido a su arquitectura de auto-atención captura interacciones entre diferentes variables de entrada. Esto es útil para un tema multidimensional como el salario mínimo. Además, dado que puede manejar tanto datos de tipo cuantitativo como cualitativo esto permite analizar la evolución histórica desde factores de naturaleza categórica. Por lo que debido a su capacidad de memoria a largo plazo, importante para entender contextos y tendencias y su flexibilidad permite adaptar la arquitectura y los hiperparámetros para el problema específico de predecir el salario mínimo.

Motivación

El proyecto de decreto antes mencionado trae consigo cambios importantes en el régimen de reservas técnicas de las entidades aseguradoras, específicamente en el artículo 8 el cual modifica al artículo 2.31.4.3.3 del Decreto 2555 de 2010 indica:

"Artículo 2.31.4.3.3 Metodología de cálculo de la reserva matemática para el ramo de seguros de pensiones de Ley 100, riesgos laborales y pensiones voluntarias y/o conmutación pensional, seguro educativo, flujos derivados de pensiones de invalidez y sobrevivencia, y prestaciones que conlleven a indemnizaciones vitalicias.

[...]

g) El vector de salario mínimo conforme a lo dispuesto en el numeral 6 del artículo 2.31.4.1.4 del presente Decreto."

Donde el numeral 6 del artículo 2.31.4.1.4 indica:

"6. Vector de salario mínimo. Las entidades aseguradoras deberán utilizar un vector para aquellos flujos de efectivo futuros que sean sensibles a la variación del salario mínimo. Las entidades aseguradoras deberán utilizar un vector de salario mínimo propio, el cual deberá contar con su debido sustento técnico y estar a disposición de la Superintendencia Financiera de Colombia."

Por lo que se quiere hacer uso de modelos de series de tiempo con las metodologías actuales de deep learning para proporcionar un vector de salario mínimo acorde a la realidad y que responda a los objetivos de la IFRS 17, como son mejorar la calidad, consistencia y la transparencia en la contabilidad de los contratos de seguro por parte de las aseguradoras.

Metodologia

Después de tener la base de datos recopilada con las series descritas anteriormente, usando la librería pandas se crea un dataframe, el cual es una estructura de datos muy eficiente y que además es la única que reciben las librerías que se van a usar para el entrenamiento del modelo.

Se divide el dataframe de datos en conjunto de entrenamiento y validación basado en un índice de corte temporal que generalmente es la misma longitud del horizonte de predicción que se está considerando, para efectos de este estudio es de 2 meses. Este índice se establece considerando que se quiere conocer el incremento que se dará en diciembre, que por ley es el mes en el que se debe emitir el decreto con el aumento del salario mínimo. Por lo tanto, este corte temporal va hasta el próximo diciembre. Los datos de entrenamiento nos ayudarán con la estimación de los parámetros y en general el ajuste del modelo. Por otra parte, el conjunto de validación lo usaremos para evaluar el modelo que se ajustó en la fase de entrenamiento y así realizar optimización de hiper parámetros como;

- La tasa de aprendizaje. Esta tasa nos permite fijar cuánto queremos que nuestro modelo aprenda de los datos, es decir, controla cuán rápido se actualizan los pesos de la red

neuronal durante el entrenamiento. Una tasa muy alta puede divergir, mientras que una muy baja converge muy lento.

- Número de épocas (epochs): Cantidad de veces que el algoritmo ve todo el conjunto de entrenamiento. Más épocas significan más entrenamiento pero pueden causar sobreajuste. Por lo que se usó Early stopping, el cuál es un módulo que ayuda a encontrar un valor óptimo.
- Función de pérdida (loss function): Mide qué tan bien predice el modelo. Se busca minimizarla durante el entrenamiento. En este estudio se usó SMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error), ya que al usar el error porcentual es invariante a escala entre series y al considerar error absoluto es menos sensible a outliers, además como se basa en dividir por el promedio del predicho y real, no distingue sobre y sub-predicciones y penaliza errores grandes de manera lineal en lugar de cuadrática.
- Tamaño de capas ocultas: Cantidad de neuronas en las capas ocultas. Más neuronas capacitan al modelo para aprender relaciones más complejas pero deben ser ajustadas con cuidado ya que pueden causar sobreajuste.
- Dropout: Es una técnica que ignora aleatoriamente un porcentaje de neuronas durante el entrenamiento para prevenir sobreajuste. El hiperparámetro controla dicho porcentaje.
- Tamaño del attention head: En redes del estilo de los Transformers, indica cuántas "cabezas" tendrá el mecanismo de atención. Cabezas más grandes capturan interacciones más complejas entre los datos de entrada.
- Tamaño del batch: El batch size controla cuántos ejemplos se utilizan en cada iteración de entrenamiento antes de actualizar los pesos de la red. En este estudio se usa un tamaño de batch pequeño, ya que a pesar de que presenta un costo computacional y de tiempo altos, tiene ventajas en cuanto a la generalización de la red, la precisión en el cálculo de gradientes y reduce su fluctuación (optimización de los parámetros) lo que puede llevar a una convergencia más estable.

Se especifica una columna como el índice de tiempo, la cual es muy importante, ya que es como este tipo de modelos pueden analizar los diferentes horizontes temporales en cada grupo. Para este estudio, se decidió agrupar por el periodo de cada presidente dentro del rango temporal que se ha tomado. Es decir, nuestro índice de tiempo ("time_idx") va de 1 a 48, a partir de la posesión de cada nuevo presidente en agosto, hasta el mes de julio cuando deja el cargo. De esta

forma, se pretende que a partir de la situación del país durante el mandato de cada presidente se ayude a predecir, dada la situación actual, cuánto debería ser el aumento de nuestra variable objetivo, el salario mínimo. Por lo tanto, el modelo entiende que el periodo de 4 años de cada presidente es una serie de tiempo única. Se espera entonces que la red neuronal busque patrones parecidos a la situación actual y a partir de lo ocurrido con anteriores gobiernos, determinar cuál será la decisión que el actual presidente tomará, o al menos, cuál sería la más razonable dado el panorama económico presente.

A continuación, se procede a crear un objeto de series de tiempo a partir del dataframe de entrenamiento que hemos creado. Para esto, debemos especificar, además de la variable objetivo y el índice temporal que se va a usar, la longitud máxima y mínima para la secuencia de entrada y salida del modelo. Esto define cuántos periodos hacia atrás queremos ver (secuencia de entrada o encoder) y usarlos para predecir cierta ventana (secuencia de salida) de tiempo. También se deben indicar las variables a usar, señalando de qué tipo son, dependiendo de su escala y de la naturaleza de su variación respecto al **índice temporal**, es decir:

- Numéricas Estáticas
- Categóricas Estáticas (Presidente)
- Numéricas Variantes en el tiempo de forma desconocida (PIB, Exportaciones)
- Categóricas Variantes en el tiempo de forma desconocida (Periodos de crisis)
- Numéricas Variantes en el tiempo de forma conocida
- Categóricas Variantes en el tiempo de forma conocida (mes, año)

Además, se especifica la forma en la que se va a normalizar la variable respuesta. En este estudio se hizo por grupos, ya que cada grupo, al estar en un periodo distinto de tiempo y al considerar variables de tipo económico, por efectos del cambio en el valor del dinero, las magnitudes no serían comparables entre sí. Tampoco son el objetivo final, sino que lo que el modelo tendrá en cuenta son variaciones temporales, no magnitudes en momentos específicos del índice temporal.

Finalmente, se añaden columnas con información relativa de tiempo y longitud de secuencia, y se aplican encoders a columnas categóricas para asegurar la parsimonia y la mejor estimación de los parámetros del modelo.

Usando el objeto de serie de tiempo creado, se entrena un modelo Temporal Fusion Transformer con las librerías PyTorch Forecasting y PyTorch Lightning para el proceso de entrenamiento.

También se emplean los módulos como Early Stopping o Learning Rate Logging para ahorrar recursos computacionales, tiempo de ejecución, además de prevenir el sobreajuste.

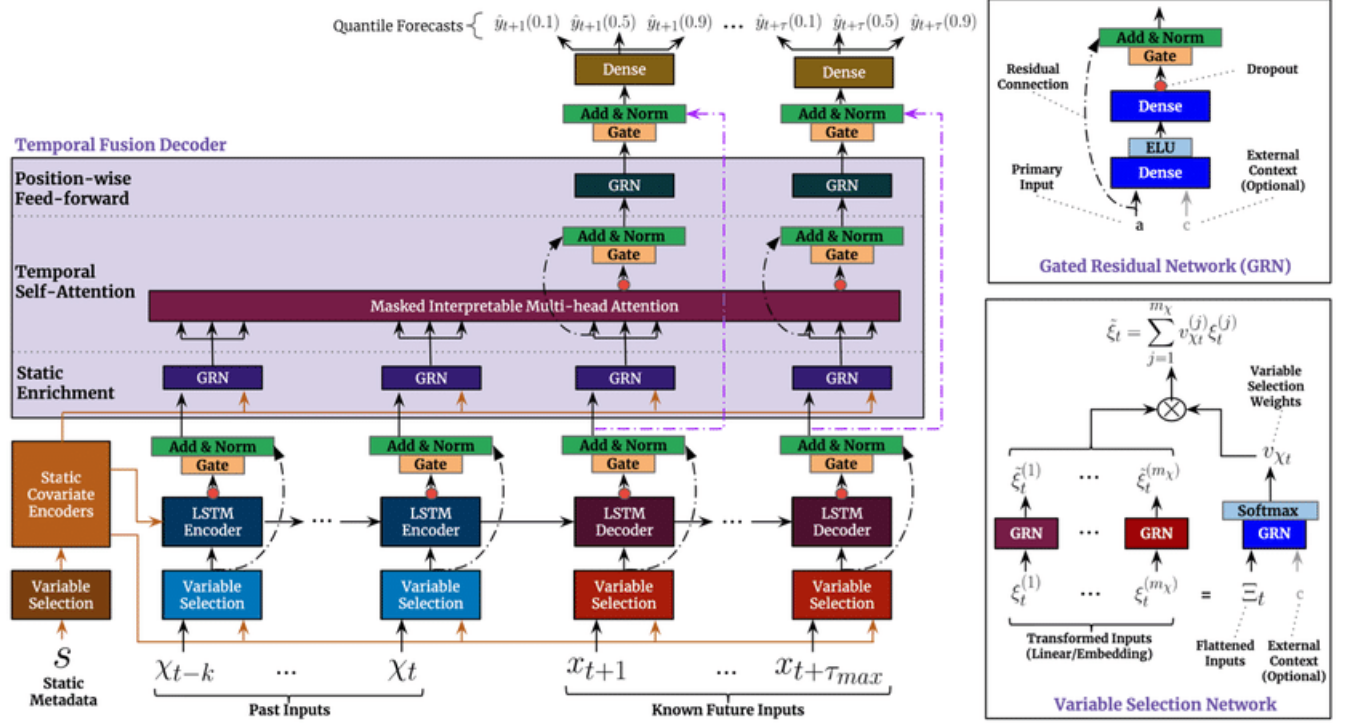


Figure 1: Arquitectura del Temporal Fusion Transformer (paper original)

Según la estructura del modelo que se puede observar en la Figura 1, tenemos una serie temporal multivariada como entrada con variables numéricas y categóricas. El encoder TFT procesa cada paso de tiempo de manera individual utilizando una capa de embedding. Esto implica que convierte cada paso de tiempo en un vector numérico de la longitud especificada anteriormente (secuencia de entrada) según los valores de las variables. Luego, se aplica una capa de Multi-Head Self-Attention a los embeddings temporales.

El uso de Multi-Head Self-Attention permite que cada paso de tiempo "observe" a los demás pasos y capture las interacciones entre ellos. Esto significa que los vectores creados se comparan entre sí, de manera que los patrones similares tengan embeddings cercanos.

Posteriormente, los embeddings temporales procesados por la Self-Attention se pasan a través de una capa Feed Forward para extraer características de alto nivel. En términos simples, las representaciones de entrada (embeddings) se transforman linealmente, luego se aplica una transformación no-lineal (ReLU o alguna función similar) y se realiza una normalización por capa y conexiones residuales sobre la salida antes de pasarla a la siguiente capa. Los pasos 2-5 se repiten apilando múltiples capas de encoder para obtener representaciones más ricas.

Las variables estáticas se procesan en paralelo utilizando un MultiLayer Perceptron (MLP), que

es un tipo de red neuronal artificial compuesta por múltiples capas de neuronas interconectadas. Por otro lado, el decoder predice cada paso de tiempo futuro aplicando atención tanto sobre las salidas del encoder como sobre los pasos futuros, para modelar la autocorrelación.

Luego de esto, se concatena la salida del decoder con las variables estáticas procesadas y finalmente se pasa por capas en una red neuronal artificial. En esta red, cada neurona en una capa está conectada a todas las neuronas de la capa siguiente para realizar la predicción final.

El objetivo principal es minimizar la función de pérdida sobre las predicciones. Para lograr esto, la red se entrena de manera extremo a extremo (end-to-end), es decir, se busca aprender una representación directa y completa de los datos de entrada y su correspondiente salida deseada. Esto implica que el modelo aprende a realizar la tarea específica sin necesidad de descomponerla en subproblemas más pequeños. Además, esta aproximación permite una mayor generalización del modelo.

Resultados

Después de entrenar el modelo a partir de el objeto de series de tiempo con las series descritas en el marco teórico y variables auxiliares como el año de gobierno, el nombre del presidente y una indicadora para el mes de diciembre (mes en que se debe hacer el aumento del salario mínimo), además de los siguientes hiperparámetros;

- Tasa de aprendizaje del 15%
- Máximo de épocas de 50
- 12 capas ocultas
- Dropout al 10%
- Attention head de tamaño 4
- Batch de tamaño 6

Finalmente en la época 49 se encuentra el óptimo.

Primero analizamos los errores de predicción del modelo en las 6 series de tiempo (una por cada presidente).

Los errores MAE para cada serie son:

Presidente	CG	ES	AP	AU	JS	ID
MAE	2793.7656	1028.9844	3928.1953	1351.8750	3883.7500	2836.0625

Table 1: Errores de predicción de las series para el TFT

A partir de estos los errores por serie de la tabla 1 calculamos el error promedio de predicción del modelo TFT, obteniendo un MAE de 2,637.11. Comparamos este error con un modelo baseline ajustado al mismo conjunto de series de tiempo, el cual obtuvo un MAE de 22,686.83. Dado que el error del TFT es sustancialmente menor, podemos concluir que el modelo TFT está prediciendo de forma adecuada en relación al baseline.

Ahora veamos el ajuste respecto a algunas covariables,

A primera vista podría pensarse que hay problemas de sobreajuste en las predicciones del modelo. Sin embargo, hay que tener en cuenta la escala de las gráficas y la escala de los errores MAE vistos anteriormente, por lo que en las gráficas no se alcanzan a apreciar bien los detalles. No obstante, podemos ver que el modelo capta satisfactoriamente el comportamiento de la relación entre las variables continuas, como se muestra en la Figura 4, así como variables indicadoras, como en la Figura 3, e incluso variables categóricas, como se aprecia en la Figura 2. En esta última, además, se observa que la división en grupos por período de gobierno que se realizó previamente puede ser adecuada para modelar el comportamiento del salario mínimo.

Veamos ahora si la red neuronal logró capturar la dinámica de la variable de salario mínimo, es decir, el aumento que se da en el mes de diciembre y que se mantiene el resto del año en curso. Además de la tendencia estrictamente creciente del salario mínimo a lo largo del tiempo. En la Figura 5 se observa que esto se cumple de manera aceptable y acorde a lo esperado. La red neuronal pudo modelar adecuadamente el incremento próximo en diciembre.

Como podemos observar en la Figura 6, el modelo predice correctamente que para el mes de noviembre no habrá incremento en el salario mínimo, tal como debe ser. Mientras que para el mes de diciembre predice un salario mínimo de \$ 1'190,814.25, lo que significa un aumento aproximado del 2.66% con respecto al salario mínimo del año 2023, que fue de \$ 1'160.000. En

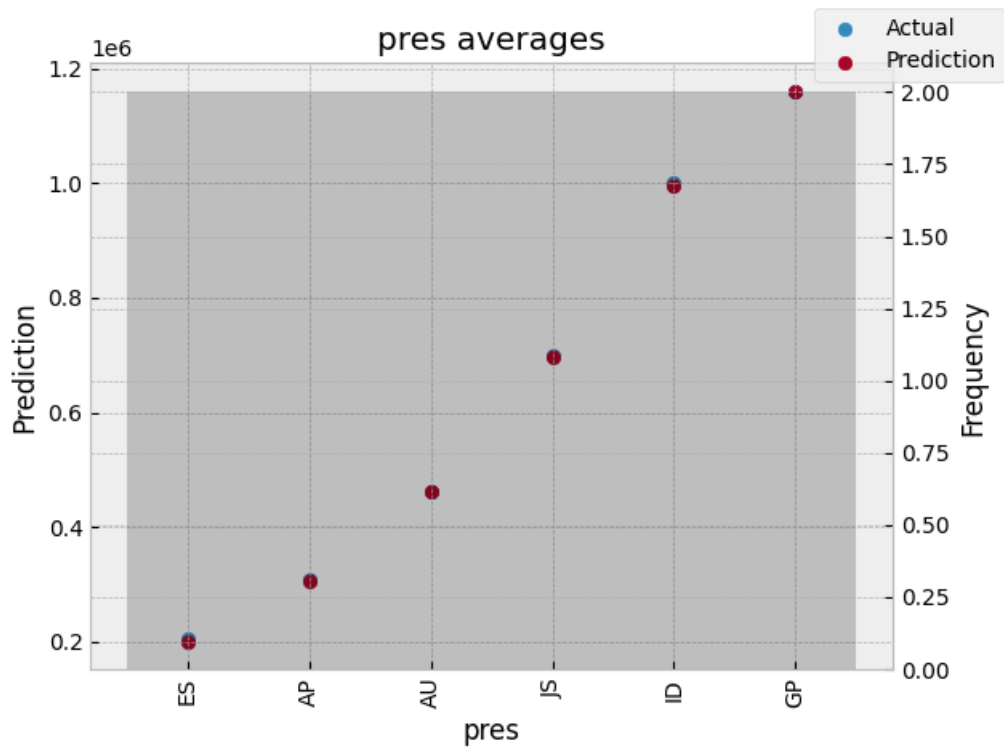


Figure 2: Predicción contra valores actuales respecto a la variable Presidente

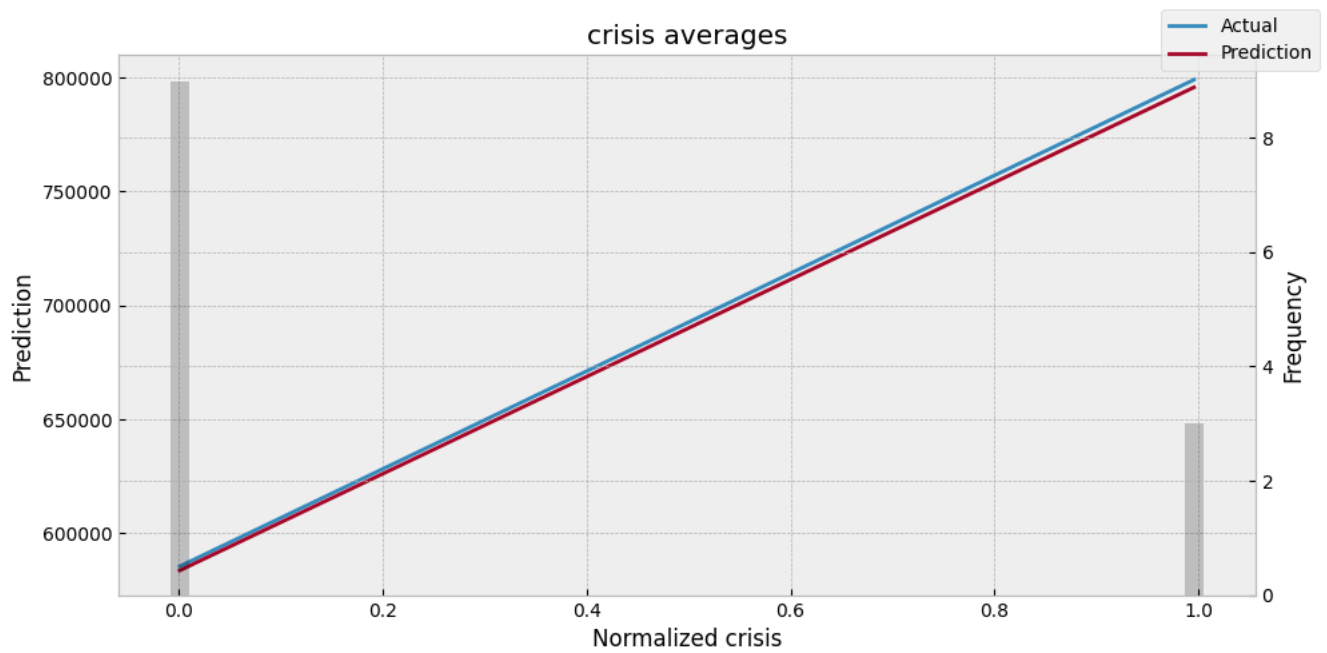


Figure 3: Predicción contra valores actuales respecto a la variable Crisis

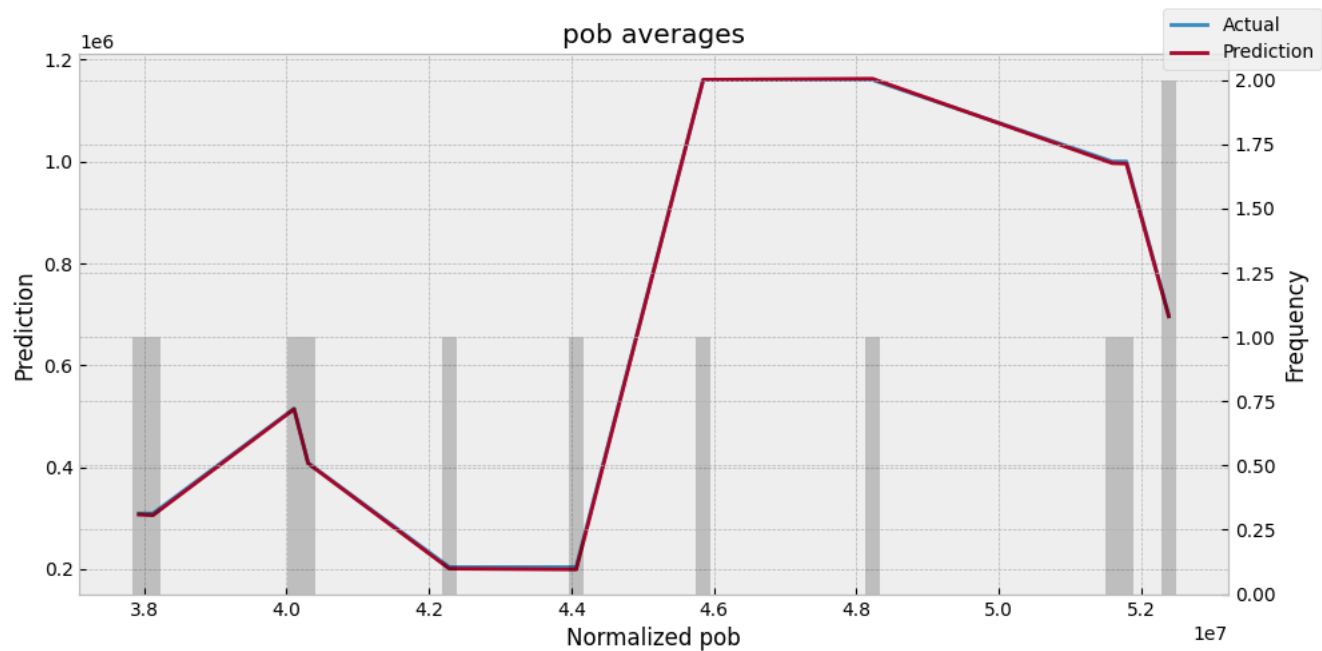


Figure 4: Predicción contra valores actuales respecto a la variable Población

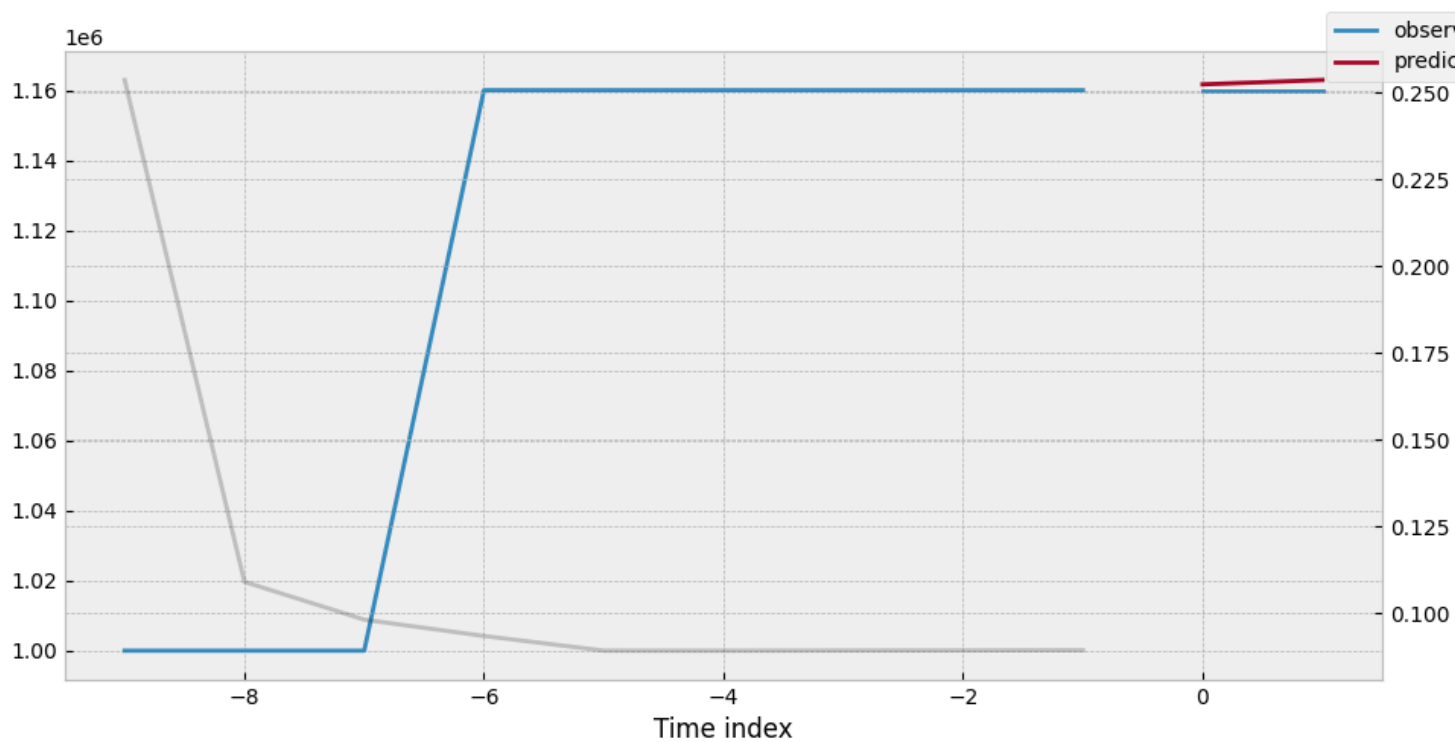


Figure 5: Predicción para octubre del 2023

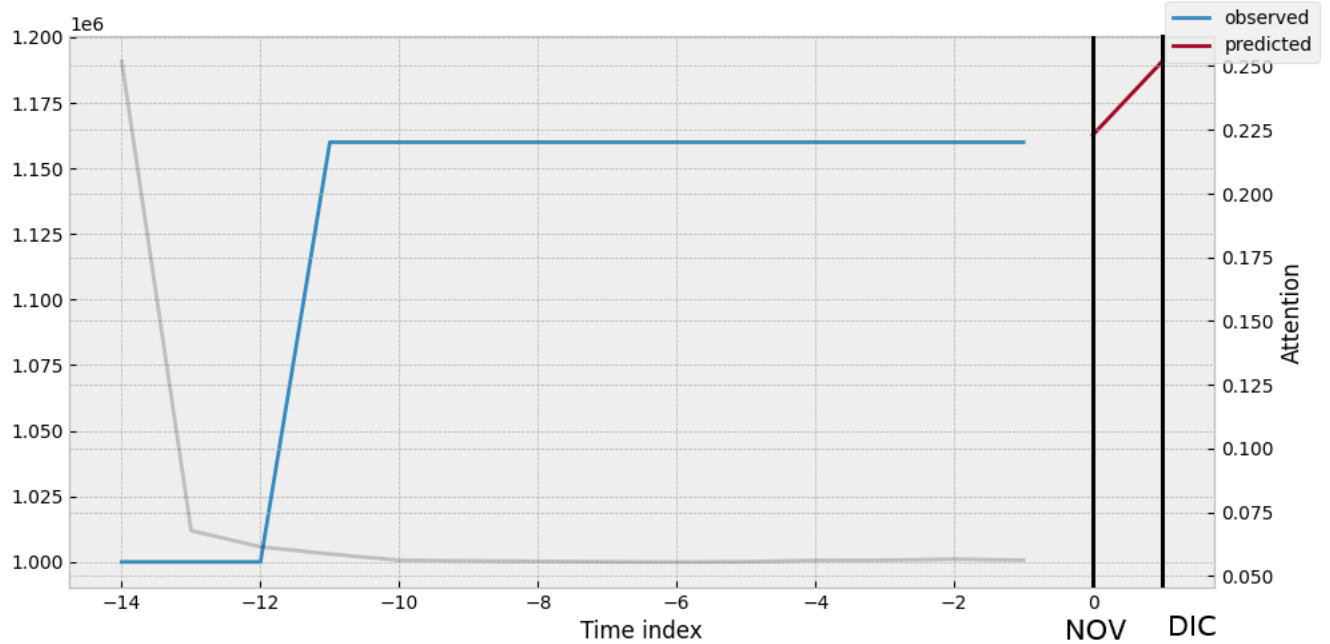


Figure 6: Predicción dos pasos adelante desde 2023-10

la gráfica 7 podemos ver este incremento frente a la serie histórica anual.

Finalmente debemos hablar de la interpretabilidad del modelo, es decir, cómo llegó a realizar sus predicciones y la explicabilidad de sus cálculos. Esto es muy importante para cualquier modelo, sin embargo puede ser difícil de lograr en aquellos que utilizan métodos de aprendizaje automático (Machine Learning), ya que suelen considerarse como "cajas negras" que proveen un resultado sin una explicación clara. Afortunadamente, el Temporal Fusion Transformer nos ofrece 3 tipos de interpretabilidad:

Estacionalidad:

Como se mencionó previamente, la arquitectura del modelo TFT se basa en mecanismos de atención (attention), lo que significa que explora los pesos de importancia a través de los distintos momentos en el tiempo para entender patrones y tendencias multidimensionales de las variables.

Las líneas grises en las Figuras 5 y 6 nos indican estos pesos de importancia para cada momento del tiempo. Esto nos permite visualizar el impacto relativo que tuvo cada paso en el tiempo

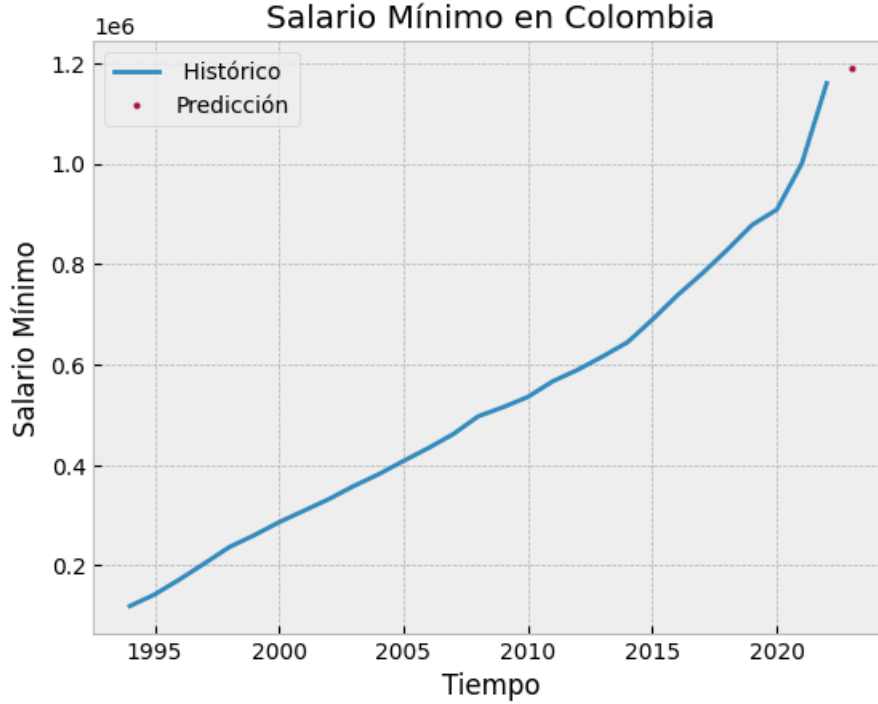


Figure 7: Salario Mínimo anual desde 1994 y predicción para el 2024

pasado para la predicción final generada por el modelo.

Por ejemplo, en ambas gráficas el pico de importancia a final del año anterior refleja que el modelo utilizó adecuadamente la dinámica estacional de incremento salarial para hacer la predicción futura.

Además la red nos permite estimar la atención promedio para predecir en las series de tiempo, de acuerdo a la longitud del encoder que elegimos (15 para este estudio). Vemos que la atención se concentra al final del año pasado y luego se mantiene constante al correr del año. Por lo tanto, se eligió una longitud adecuada para la secuencia de entrada.

Detección de eventos extremos:

Las series de tiempo económicas pueden ser muy volátiles y susceptibles a cambios súbitos en sus propiedades debido a intervenciones externas. El modelo TFT nos permite visualizar a través de gráficas como las mostradas en las Figuras 3, 2 y 4, si existen datos atípicos correspondientes a ruido blanco o algún patrón persistente no capturado por el modelo. Las barras grises denotan

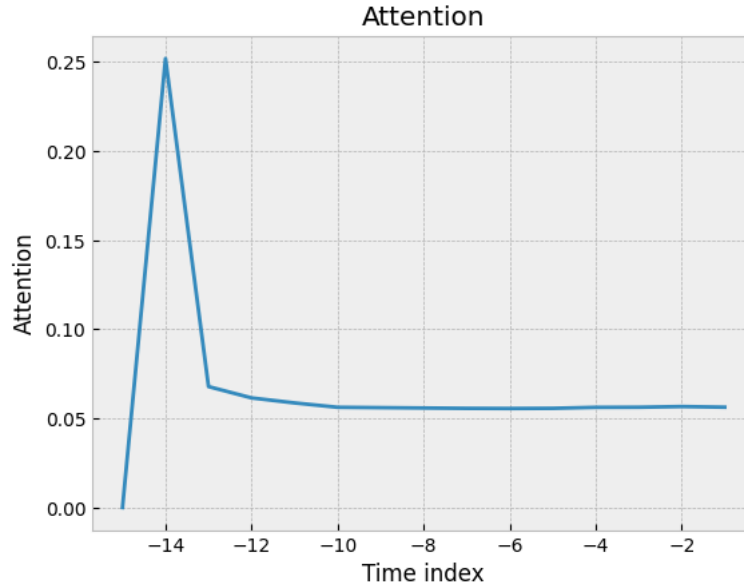


Figure 8: Atención

la distribución de cada variable.

Al observar estas gráficas, vemos que los datos no exhiben eventos extraños escondidos o patrones que el modelo TFT no haya podido capturar. Los valores predichos siguen de cerca la distribución real de los datos de entrenamiento. Esto indica que el modelo ha logrado capturar adecuadamente la dinámica de las series de tiempo, sin verse afectado por datos anómalos o tendencias no modeladas. La alta precisión de las predicciones refleja que el TFT pudo aprender los patrones temporales claves de forma robusta.

Atributos:

El modelo Temporal Fusion Transformer (TFT) incluye una útil Red de Selección de Variables (Variable Selection Network); que no es más que una pequeña red neuronal que recibe como entrada las features o variables predictoras del modelo; que permite estimar la importancia relativa de cada característica o feature para la tarea de predicción.

Gracias a esta capacidad de interpretación variable a variable del TFT pudimos descartar algunas series que inicialmente se consideraron como potenciales drivers del salario mínimo, pero que el modelo encontró no relevantes.

Específicamente, mediante la Red de Selección de Variables se determinó que las variables tasas de desempleo y ocupación, calificación del riesgo país, PIB mundial, profesión del presidente e Índice de Precios al Productor (IPP) tenían una importancia cercana a 0 en todas las etapas del TFT.

Por lo tanto, estas variables fueron eliminadas del dataset final de entrenamiento, simplificando la configuración del modelo para enfocarse únicamente en los factores con auténtico poder explicativo sobre la dinámica observada en la serie histórica del salario mínimo mensual colombiano. Este filtrado de variables irrelevantes ayuda a generar un modelo TFT más parsimonioso, eficiente e interpretable.

Los features o atributos corresponden a las propiedades individuales y medibles del fenómeno que se quiere modelar. Para este caso los features serían el PIB, la inflación, la tasa de aprobación, etc. Estas covariables forman parte del conjunto de datos de entrada al modelo.

La Red de Selección de Variables del TFT asigna pesos a cada feature de acuerdo a su relevancia para la tarea de predicción. Características muy importantes recibirán pesos altos, mientras que features irrelevantes tendrán pesos bajos cercanos a cero.

Esta interpretación variable a variable permite comprender mejor la dinámica que el modelo TFT ha capturado del fenómeno modelado. Podemos identificar qué características son verdaderos impulsores y tienen mayor impacto en las predicciones generadas. También permite simplificar el modelo al descartar variables no importantes.

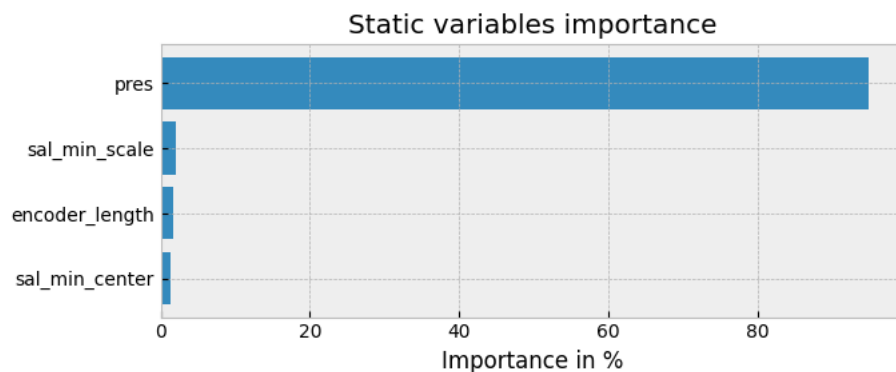


Figure 9: Importancia de las variables estáticas

Otro indicador de que la agrupación realizada de los datos por períodos de gobierno captura adecuadamente la dinámica multidimensional es la alta importancia de esta variable estática según se observa en la Figura 9. La variable "pres" que representa el presidente bajo el cual

ocurrió cada observación tiene un peso cercano al 90% de importancia relativa.

Esto refleja que el modelo TFT le asignó una alta relevancia al presidente de turno al momento de realizar las predicciones. En otras palabras, el modelo logró capturar que existen diferencias sistemáticas en la evolución del salario mínimo entre distintos períodos presidenciales.

Por lo tanto, la elevada importancia de la variable "pres" según la interpretación del modelo TFT valida que la segmentación realizada de la serie de tiempo por presidentes fue acertada, y permite capturar adecuadamente patrones multidimensionales y dinámicas distintivas de cada periodo de gobierno. Si fuera al contrario significaría que el modelo se estimaría de forma similar incluso sin esta variable de agrupamiento.

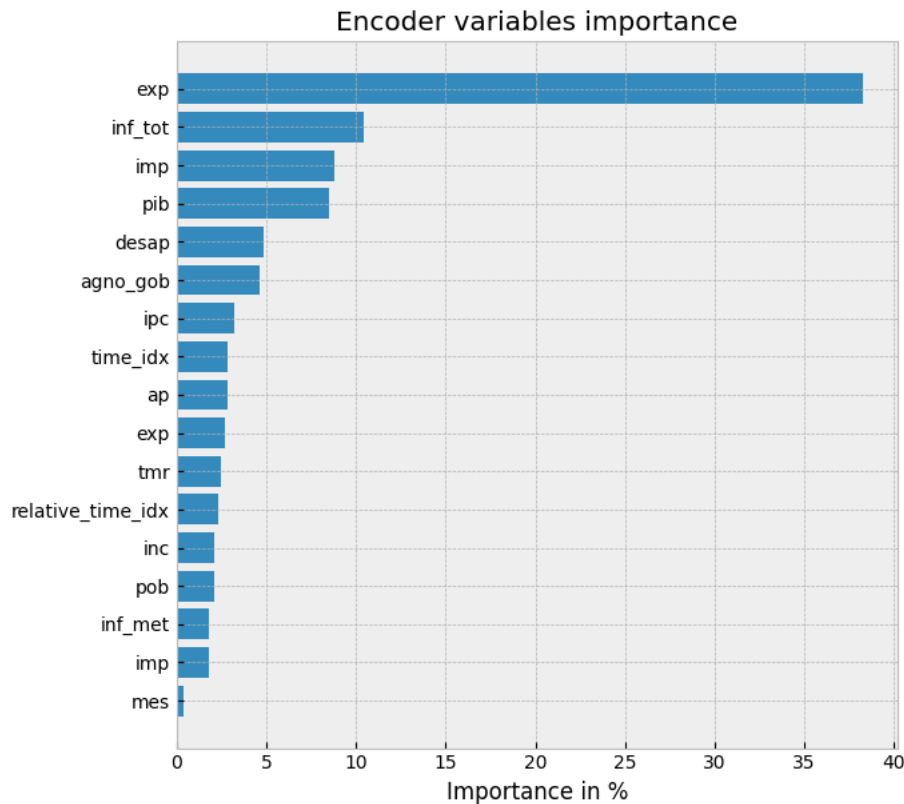


Figure 10: Importancia de las variables en el encoder

La interpretación de importancia de variables del modelo TFT para el encoder y decoder provee información valiosa para la interpretabilidad:

- La importancia refleja relevancia de cada variable tanto para la estimación (encoder) como para la predicción (decoder), considerando no solo correlación con la variable objetivo,

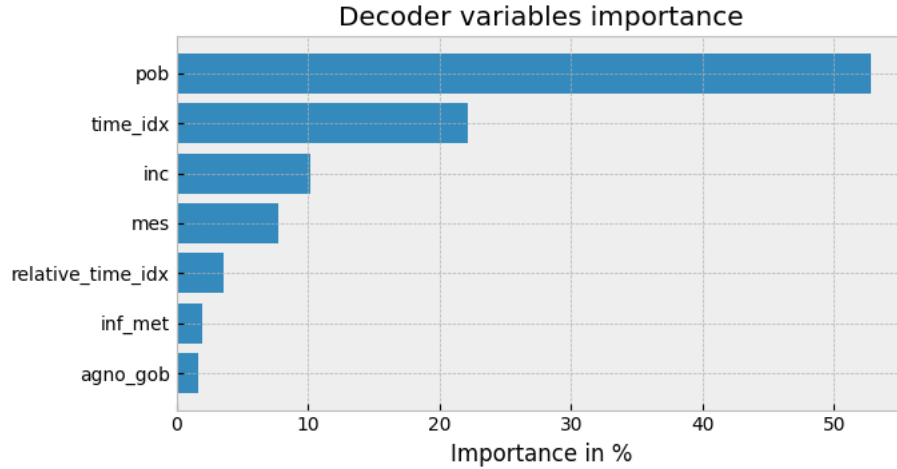


Figure 11: Importancia de las variables en el decoder

sino también patrones diferenciales entre los grupos.

- En la Figura 10, vemos que todas las variables tienen importancia considerable para el encoder, excepto el mes. Esto puede deberse a que solo hay cambios en el salario mínimo en el mes de diciembre.
- En la Figura 11, hay menos variables relevantes y la variable "mes" tiene más importancia para la predicción. Esto es razonable, dado que el modelo requiere identificar el patrón de incremento específico de diciembre para hacer la predicción a futuro.

Conclusiones

- El modelo TFT demostró ser muy efectivo para modelar la dinámica del salario mínimo en Colombia, superando significativamente en precisión a un modelo baseline. Capturó adecuadamente tendencias, estacionalidad y efectos de diferentes períodos de gobierno. La arquitectura de transformador con mecanismos de atención resultó muy apropiada para el propósito, modelando efectivamente interacciones temporales y entre múltiples variables relevantes.
- La interpretabilidad del TFT permitió validar que el modelo capturó aspectos claves como la identidad del presidente en el poder y el patrón estacional de diciembre.
- Se podría expandir el análisis comparando el desempeño del TFT con otros métodos avanzados de series de tiempo como LSTMs y redes Bayesianas para identificar la mejor

alternativa.

- El enfoque implementado podría extenderse para modelar y predecir otras variables macroeconómicas relevantes en Colombia, apoyando análisis y decisiones.
- Una gran limitación fue la disponibilidad de los datos históricos y actualizados por parte de las autoridades encargadas de publicar las estadísticas oficiales. Además del extenso pre-procesamiento requerido para construir las series de tiempo necesarias.
- Si bien se logra responder la pregunta inicial, es posible que en la realidad existan factores políticos y sociales complejos no considerados que también afecten el incremento real del salario mínimo cada año.
- En un inicio, se intentó modelar directamente el incremento porcentual del salario mínimo cada año como variable respuesta del modelo TFT. Sin embargo, tras los experimentos realizados, no se logró capturar adecuadamente la dinámica y tendencia creciente que por definición posee esta variable. Algunos problemas que se obtuvieron al modelar directamente el incremento fueron:
 - El modelo no podía aprender la restricción conceptual de que el incremento es siempre positivo, generando algunas predicciones erróneas de incrementos negativos.
 - No lograba capturar totalmente la tendencia creciente sistemática del incremento salarial, que responde entre otros factores al índice de inflación.
 - Presentaba dificultades para entender la estacionalidad específica del mes de diciembre y su impacto diferenciado en el incremento anual.
- Una limitación del modelo es que al tener una ventana corta de datos históricos, solo puede predecir un año hacia el futuro. Con más años de información se podría extender el horizonte de predicción.
- Como trabajo futuro, se podrían incorporar otras variables macroeconómicas relevantes que no se consideraron en este estudio inicial debido a que son indicadores relativamente recientes. Un ejemplo es la Productividad Total de los Factores (PTF) de la cual existen estimaciones oficiales para Colombia a partir del año 2005 por parte del DANE. La PTF captura el crecimiento en la producción que no puede atribuirse a aumentos en los factores capital y trabajo, por lo que refleja mejoras en aspectos como innovación tecnológica, gestión organizacional, economías de escala, etc.

Bibliografía

- Código completo. Google Collab.
<https://colab.research.google.com/drive/18GGchcp6S0InHJdfYJbXUsJDZYpvC2E1?usp=sharing>
- Banco de la República, Inflación Total y meta de inflación. Recuperado de :
<https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas/inflacion-total-y-meta>
- Banco de la República, ¿Cómo se mide la inflación en Colombia?. Recuperado de:
<https://www.banrep.gov.co/es/se-mide-inflacion-colombia>
- Banco de la República, Econo-cimientos Producto Interno Bruto. Recuperado de:
<https://www.banrep.gov.co/es/banrep-educa/econo-cimientos/producto-interno-bruto-pib>
- Banco de la República, Salarios. Recuperado de :
<https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas/salarios>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), Producto Interno Bruto. Recuperado de :
<http://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales/cuentas-nacionales-trimestrales/historicos-producto-interno-bruto-pib>
- Invamer, Aprobación y Desaprobación del Gobierno, Recuperado de :
<https://www.scribd.com/document/676954647/Encuesta-Invamer>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), Índice de Precios al Consumidor. Recuperado de :
<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/precios-y-costos/indice-de-precios-al-consumidor-ipc/ipc-historico#base-2018>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), Información Técnica del IPC. Recuperado de:
<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/precios-y-costos/indice-de-precios-al-consumidor-ipc: :text=Es%20una%20medida%20del%20cambio,DANE%20realiza%20cada%2010%20>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), Proyecciones de Población. Recuperado de :
<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/proyecciones-de-poblacion>

- Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), Exportaciones e Importaciones. Recuperado de :
<https://microdatos.dane.gov.co/index.php/catalog/CI-Microdatos>
- Secretaria del Senado, Ley 278 de 1996. Recuperado de:
http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_0278_1996.html
- Banco de la República, Tasa Representativa del Mercado (TRM). Recuperado de :
<https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas/trm>
- Blog de Derecho de los Negocios Universidad del Externado, Crisis económicas de Colombia. Recuperado de :
<https://dernegocios.uexternado.edu.co/controversia/colombia-un-resumen-historico-de-nuestras-crisis-economicas-y-lo-que-nos-espera/>
- Wikipedia, Presidentes de Colombia. Recuperado de :
https://es.wikipedia.org/wiki/Anexo:Presidentes_de_Colombia
- Banco de la República, Impacto económico de la pandemia. Recuperado de:
<https://investiga.banrep.gov.co/es/content/impacto-economico-regional-del-covid-19-en-colombia-un-analisis-insumo-producto: :text=Los%20principales%20resultados%20señalan%20unas,%2C1%25%>
- Fondo Monetario Internacional, Caída en los precios del petróleo. Recuperado de:
<https://www.imf.org/external/spanish/pubs/ft/ar/2015/html/spotlight-oil.htm>
- Wikipedia, Interbolsa. Recuperado de: <https://es.wikipedia.org/wiki/Interbolsa>
- El Tiempo, Crisis de los TES. Recuperado de:
<https://www.eltiempo.com/archivo/documento/MAM-1025172>
-
- Centro de Investigación y Educación Popular, Crisis del Café colombiano. Recuperado de :
<https://www.cinep.org.co/editorial-la-crisis-del-cafe-colombiano/>
- Ministerio de Hacienda y Crédito Público, Proyecto de Decreto. Recuperado de :
<https://www.minhacienda.gov.co/webcenter/ShowProperty?nodeId=%2FConexionContent%2FWCC228649%2F%2FidcPrimaryFile&revision=latestreleased>
- Documentación de PyTorch Forecasting. Recuperado de :
<https://pytorch-forecasting.readthedocs.io/en/stable/index.html>

- Medium.com. Recuperado de: <https://towardsdatascience.com/temporal-fusion-transformer-time-series-forecasting-with-deep-learning-complete>
- Bryan Lim, Sercan Ö. Arık, Nicolas Loeff, Tomas Pfister, Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting, International Journal of Forecasting, Volume 37, Issue 4, 2021, Pages 1748-1764, ISSN 0169-2070, <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.03.012>
(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207021000637>)