Análisis de la Evolución de las Posiciones del FMI en Argentina: un Enfoque Basado en Grandes Modelos de Lenguaje

Gonzalez Quiroga, Joan I.^{1,2} <u>jgquiroga@dc.uba.ar</u>, <u>jigonzalezquiroga@fund.ar</u>;
Cappelletti, Lucía M.² <u>lcappelletti@fund.ar</u>;
Avenburg, Alejandro ² <u>aavenburg@fund.ar</u>;
Canosa, Tomás² <u>tcanosa@fund.ar</u>;
Libman, Emiliano ^{2,3} <u>elibman@fund.ar</u>

Resumen. En este trabajo examinamos la evolución de la postura del Fondo Monetario Internacional (FMI) frente a la Argentina a través de un análisis de los documentos de los programas de este organismo con el país, que abarcan desde el año 2000 hasta diciembre de 2024. La exploración de más de 3000 páginas de texto se realizó mediante un modelo de lenguaje (LLM). Analizamos los cambios en la cobertura temática de los documentos del organismo, su posicionamiento frente a diversos temas de la política económica argentina (control de capitales, inflación, distribución del ingreso y gasto social) y la profundidad del conocimiento sobre los principales programas sociales y la situación de los grupos más vulnerables en el país.

Utilizamos minería de textos para segmentar y vectorizar documentos. Mediante generación aumentada (RAG), extraemos y comparamos elementos temáticos a lo largo de distintos períodos gubernamentales. Codificamos categóricamente las respuestas del LLM a un conjunto de preguntas para identificar cambios en los niveles de cobertura temática y posturas del organismo frente a los retos económicos y sociales del país. Los resultados muestran una evolución del Fondo hacia posiciones más favorables a la consolidación fiscal, con preocupación por el gasto social.

Este trabajo deriva de la colaboración entre especialistas en computación, economía y ciencia política. Su principal aporte es un flujo semi-automatizado, basado en datos, que permite analizar cambios en los enfoques de políticas analizando las publicaciones que realiza una organización a lo largo del tiempo.

Palabras clave: LLM, Minería de textos, Information retrieval, FMI

Analysis of the Evolution of IMF Positions in Argentina: a Large Language Models Based Approach

Abstract. In this paper we examine the evolution of the International Monetary Fund's (IMF) stance towards Argentina through an analysis of their programme

¹ Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Exactas y Naturales. Departamento de Computación. Buenos Aires, Argentina.

²FUNDAR, Buenos Aires, Argentina.

³ Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Buenos Aires, Argentina.

documents with the country, spanning from 2000 to the present. The exploration of more than 3000 pages of text was carried out using a large language model (LLM). We analysed changes in the thematic coverage of the organisation's documents, its position on various issues of Argentine economic policy (capital controls, inflation, income distribution and social spending) and the depth of knowledge about the main social programmes and the situation of the most vulnerable groups in the country.

We use text mining to segment and vectorise documents. Using retrieval augmented generation (RAG), we extract and compare thematic elements across different governmental periods. We categorically coded LLM responses to a set of questions to identify changes in levels of thematic content and the organisation's positions on the country's economic and social challenges. The results show an evolution of the Fund towards positions more favourable to fiscal consolidation, with concern for social spending.

This work is a collaboration between specialists in computer science, economics and political science. Its main contribution is a semi-automated, data-driven workflow that allows for the analysis of changes in policy approaches by analysing an organisation's publications over time.

Keywords: LLM, Data mining, Information retrieval, IMF

1 Introducción

Este trabajo analiza el trato del FMI con la Argentina empleando un modelo de lenguaje natural (LLM). En particular, evaluamos en qué medida el lenguaje del Fondo expone consideraciones proclives a aceptar posiciones menos ortodoxas y una mayor preocupación por las implicancias sociales de los programas económicos en su posición frente al país. Con la implementación del modelo LLM sobre grandes volúmenes de texto de los documentos de programas del Fondo con la Argentina, desde el año 2000 hasta diciembre de 2024, exploramos en qué medida en los reportes se observa: a) una mayor cobertura temática de problemas vinculados a las consecuencias sociales de sus programas; b) posiciones sobre los principales problemas de la economía argentina menos alineados con la ortodoxia económica; c) un mayor grado de conocimiento de las problemáticas sociales que atravesaba la Argentina en ese momento.

A partir de la crisis internacional de 2008 el Fondo comenzó a apoyar en los documentos de los programas con los distintos países con los que mantenía préstamos, una nueva postura que advertía de los posibles efectos negativos de mantener altos niveles de desigualdad social, la importancia de las políticas de protección social, y la posible utilidad en determinadas circunstancias de la implementación de control de capitales (Kentikelenis et al. 2016).

Diversos autores han estudiado en qué medida dichos cambios manifestados por el organismo a partir del 2008 efectivamente reflejan una nueva postura programática, tanto a partir del análisis de las condicionalidades de los programas (Kentikelenis 2016) como a partir de los textos de los documentos que el organismo genera (Farnsworth e Irving 2017, Broome 2014, Kentikelenis 2016).

Uno de los cambios del organismo que más interés han generado es el de una supuesta revisión de su postura en favor de la austeridad fiscal tanto en fases expansivas como contractivas del ciclo económico y un supuesto viraje hacia el apoyo a políticas de gasto contracíclico (Ban 2014). En este sentido, mientras que algunos autores muestran que efectivamente se observa un cambio en la retórica del Fondo a lo largo del tiempo (Anderson et al. 2021), otros muestran que en la práctica las posiciones del organismo no se han modificado a pesar de la retórica (Farnsworth e Irving 2017, Kentikelenis, 2016, Nelson 2014, Nunn y White 2016, Senger y Edwards 2015, Weisbrot et al. 2009).

Otros cambios que se destacan en la literatura son el abandono de los programas de apoyo a las reformas estructurales asociadas al consenso de Washington (apertura comercial, privatizaciones, reforma laboral), un mayor apoyo a programas de consolidación fiscal (Broome 2014), y una mayor preocupación por discutir cuestiones como la equidad de género (Kolovich et. al., 2024) o la distribución del ingreso (Clements et. al., 2015).

En el transcurso de los últimos años se han utilizado tecnologías de Inteligencia Artificial (IA) y Aprendizaje Automático (Machine Learning, ML) para analizar los documentos del FMI. Un antecedente es el trabajo realizado por Agbloyor et al. (2023), el que identificó los factores previos por los cuales los países solicitan un programa por parte del organismo, considerando los programas entre 1993 y 2021. Batsuuri et al. (2024) contemplaron los préstamos con el FMI durante los últimos 35 años, con el fin de identificar las variables que podrían servir como alertas de futuros préstamos con el organismo. Silva et al (2025) analizaron comunicaciones de 169 bancos centrales entre 1884 y 2025 utilizando modelos de lenguaje.

2 Métodos y materiales

2.1 Análisis de documentos de texto

Para el análisis de un gran caudal de información trabajamos con un sistema de grandes modelos de lenguaje (LLM). El objetivo es relevar tres aspectos centrales:

- a) la cobertura del FMI sobre diversos temas de política económica para identificar el espacio dedicado a estos diversos temas a lo largo del tiempo.
- b) la posición del FMI sobre temas de política económica y social a partir de realizar varias preguntas y obtener como respuestas una síntesis de la postura del organismo sobre estos temas.
- c) la profundidad de conocimiento del FMI sobre diversos temas de política social para identificar en qué medida el organismo fue capaz de profundizar su conocimiento sobre determinadas estas áreas a lo largo del tiempo.

El universo de documentos a analizar son los reportes publicados por el FMI en sus programas con Argentina desde el año 2000 hasta diciembre 2024¹. Se descargaron únicamente los documentos etiquetados como "*publications*" y en cuyo título está antepuesto el nombre del país: "Argentina:". En total se descargaron 43 documentos para Argentina.

Los documentos se dividieron en subconjuntos de intervalos de 4 años, en función del periodo de gobierno de cada presidente de la Nación Argentina. El

¹ https://www.imf.org/en/Countries/ARG, último acceso 2025/04/18

objetivo fue identificar o no la existencia de cambios en las opiniones del FMI a lo largo de los distintos períodos presidenciales. La unidad de análisis es el período presidencial, es decir, la postura del organismo frente a cada pregunta se tomó para cada período. El objetivo de tomar dicha unidad de análisis fue el de enfocarnos en cómo los cambios en los períodos presidenciales (y las decisiones en materia de política económica tomadas por cada gobierno) incidieron en la evolución de las posiciones del FMI en los temas analizados. A continuación se muestran los intervalos considerados:

Argentina (1999-2001): Fernando de la Rúa

Argentina (2001-2003): Adolfo Rodríguez Saá / Ramón Puerta / Eduardo Duhalde

Argentina (2003-2007): Néstor Kirchner

Argentina (2007-2011): Cristina Fernández de Kirchner

Argentina (2011-2015): Cristina Fernández de Kirchner

Argentina (2015-2019): Mauricio Macri

Argentina (2019-2023): Alberto Fernández

Argentina (2023-2024): Javier Milei

2.2 Empleo de sistema RAG para la identificación de la posición del FMI según temática

El método que hemos utilizado para obtener las respuestas del LLM se conoce como "*Retrieval Augmented Generation*" (RAG). El sistema utilizado para generar las respuestas consiste, a grandes rasgos, en dos partes fundamentales (Lewis et al. 2020):

- 1. La selección del contenido relevante en el cuerpo de texto (todos los documentos descargados).
- 2. El modelo de lenguaje que analiza el contenido y emite una respuesta

Para implementarlo fue necesario la carga de la información contenida en los documentos recopilados. A partir de este contenido, el LLM implementado generó respuestas en función de interrogantes planteados por nosotros, en ambos casos utilizando lenguaje natural. Esto significa que planteamos preguntas específicas que fueron respondidas con información contenida en los documentos del FMI precargados.

2.2.1 Selección de contenido relevante

El contenido de los textos descargados fue primero dividido en "chunks" o secciones de texto (de 1000 caracteres cada uno, sin solapamiento), lo cual resultó en aproximadamente 48 mil pedazos de texto (cerca de 10 mil para los documentos sobre

Argentina). Luego, cada uno de ellos fue convertido a una representación matemática del lenguaje que intenta codificar los significados de las palabras: vectores 768-dimensionales en un espacio semántico (llamados embeddings de las palabras). En este espacio vectorial, un modelo de lenguaje que está entrenado para colocar los embeddings más cercanos entre sí cuando los significados de las palabras son también más cercanos, según los datos con los que fue entrenado (por esto, a veces a estos modelos se los conoce como "modelos de embeddings"), fue utilizado para analizar cada uno de los pedazos de texto. En particular, escogimos el all-mpnet-base-v2². Esto resultó en una base de datos vectorial que contuvo todos los vectores de los pedazos de texto previamente mencionados. Adicionalmente, cada pregunta a realizarse se vectorizó en el mismo espacio. El total de todos los vectores obtenidos se almacenó en una instancia persistente de ChromaDB³. Luego, se realizaron consultas a la base de datos, que implementa un algoritmo de k-vecinos más cercanos, y así se obtuvieron los 5000 vectores más cercanos a cada pregunta. Esto nos da, por pregunta, un conjunto (no necesariamente disjunto respecto de las otras preguntas) de 5000 pedazos de texto relevantes (a partir de ahora, contextos) a esa pregunta. Sobre este conjunto más pequeño de vectores, se recalculó la relevancia de cada contexto respecto de su pregunta; para ésto se utilizó otro modelo de lenguaje, en particular ms-marco-MiniLM-L-12-v2⁴, el cual está entrenado para asignar un "puntaje de relevancia" (a veces, a este tipo de modelos se los conoce como "modelos de reranking"). Los modelos "de embeddings" y "de reranking" fueron elegidos por separado dado que están entrenados específicamente para sus tareas respectivas, y la selección se realizó teniendo en cuenta su performance respecto de los recursos computacionales que requieren (por ejemplo, velocidad y tamaño del modelo), a través de consultar los modelos disponibles en el módulo de SBERT^{5,6} para Python.

2.2.2. LLM para analizar la postura

El LLM fue ejecutado usando un sistema de inferencia local, por lo que el modelo estuvo restringido a las capacidades de cómputo de la máquina en la que se utilizó. Por esto, se escogió a *llama3.2:3b-instruct-q8_0*⁷. En particular, se utilizó Ollama⁸ sobre una GPU RTX 3050 con 4 GiB de VRAM.

Para realizar la inferencia, se utilizó un *system prompt* (una instrucción inicial que sirve para modificar el contenido de las respuestas subsiguientes) que le da

https://www.sbert.net/docs/sentence_transformer/pretrained_models.html#original-models, último acceso 2025/06/29

https://www.sbert.net/docs/cross_encoder/pretrained_models.html#ms-marco, último acceso 2025/06/29

² https://huggingface.co/sentence-transformers/all-mpnet-base-v2, último acceso 2025/04/21

³ https://www.trychroma.com/, último acceso 2025/04/21

⁴ https://huggingface.co/cross-encoder/ms-marco-MiniLM-L12-v2, último acceso 2025/04/21

⁵Tabla de referencia para modelos de *embeddings*:

⁶ Tabla de referencia para modelos de *reranking*:

⁷ https://ollama.com/library/llama3.2:3b-instruct-q8_0, último acceso 2025/04/21

⁸ https://ollama.com/, último acceso 2025/04/21

información al LLM sobre los textos que va a analizar. En particular, la tarea que "se le asignó" es la de contestar una pregunta según un contexto que se le suministrará.

Luego, dado que los LLMs poseen una "ventana de atención" la cual limita la cantidad de información que pueden procesar en una sola tanda de consulta, se seleccionó la mayor cantidad de pedazos de texto, tales que la suma de sus longitudes sea menor o igual al tamaño de la ventana de atención.

Finalmente, el LLM fue *prompteado* con tres elementos: el *system prompt*, la pregunta y la suma de los contextos.

Concretamente, el system prompt fue el siguiente:

"You are an expert economist and researcher. You investigate the causes of inflation, monetary policy, and the economy of different countries.

Your research assistants will provide you with a context and a question. You will have to answer the question based on the context provided.

It's very important that you provide a clear, concise, and well-structured answer to the question."

Y cada inferencia de texto siguió este formato:

```
"Question: {question}
Context: {context}
*** END OF CONTEXT **
```

Answer the question '{question}' based on the context above."

Reemplazando las apariciones de "{question}" con la pregunta deseada, y "{context}" con su contexto asociado.

Para asegurar que las respuestas fueron consistentes, para cada pregunta para cada presidente, se ejecutó cada *prompt* 3 veces.

2.3 Selección de preguntas

Las preguntas que se realizaron giraron en torno a cuatro aspectos: las causas de inflación, el impacto de los controles de capitales, la distribución del ingreso y el rol de las políticas sociales y políticas de apoyo a grupos vulnerables. La selección temática de las preguntas se escogió según el siguiente criterio: a) preguntas que respondieran a problemas o temas recurrentes de la economía de la Argentina (causas de la inflación, manejo del ingreso de capitales, consolidación fiscal) y b) preguntas orientadas a analizar posibles cambios en la posición del organismo hacia una mayor priorización del sostenimiento de programa sociales y/o al sostenimiento de programas focalizados en la atención a grupos vulnerables.

En los casos en los que fue posible, se utilizaron las mismas preguntas que se realizan en una encuesta anual a los miembros de la *American Economic Association* (Geide-Stevenson y La Parra-Perez, 2024).

A continuación se presentan las preguntas realizadas por cada uno de estos temas:

- *q0)* Is inflation in Argentina caused by too much growth in the money supply?
- q1) Do capital flow management measures in Argentina hinder economic growth?
- *q2) Do you think that the distribution of income in Argentina should be more equal?*
- q3) Is redistribution of income a legitimate role for the government in Argentina?
- q4) Within the framework of a fiscal consolidation program, should the government in Argentina prioritize social spending?
- q5) Within the framework of a fiscal consolidation program, should the government in Argentina prioritize not increasing taxes that affect the most vulnerable sectors?
- q6) Do you think social spending plays a critical role in Argentina in promoting inclusive growth and protecting vulnerable groups?
- q7) What are the most significant problems that vulnerable groups are currently facing in Argentina?
- q8) What are the most significant problems that women are currently facing in Argentina?
- *q9) Within the framework of a fiscal consolidation program, should the government of Argentina give priority to spending cuts over revenue increases?*

2.4 Codificación de respuestas

En todos los casos se extrajo los fragmentos principales del LLM y del texto original del documento original con mayor cercanía a la pregunta realizada. Para codificar la respuesta a partir de dichos fragmentos se procedió a partir de los siguientes pasos. En primer lugar, un codificador experto en la temática revisó tanto las respuestas del LLM como los extractos de los reportes originales del organismo seleccionados por el modelo y a partir de allí categorizó las respuestas. En aquellos casos en que el codificador observara que los reportes originales del organismo no se relacionaban con la pregunta, la respuesta se categorizó como "no sabe/no contesta", independientemente de la respuesta que diera el LLM. Un segundo codificador experto en la temática revisó las respuestas de los extractos de los reportes originales del organismo y categorizó nuevamente las respuestas (sin conocimiento de las respuestas del primer codificador). En los casos en que hubiera desacuerdo, la respuesta fue revisada nuevamente por ambos codificadores para definir la codificación correcta. En el anexo A.1. se presentan todos los insumos utilizados para la codificación, en particular, para cada pregunta se presentan: a) los fragmentos extraídos por el modelo de los reportes del Fondo, b) los fragmentos más importantes de la respuestas del LLM, c) la codificación de la respuesta. Los fragmentos completos de los textos extraídos por el modelo de los reportes del Fondo y la respuesta completa del modelo pueden ser solicitados a los autores del estudio.

3 Resultados

Los análisis de las respuestas giran en torno a tres dimensiones: cobertura, posición y conocimiento de los temas. Para el análisis, nos centraremos en las preguntas en las que se observó un mayor cambio a lo largo del tiempo: priorización del gasto social dentro de los programas de consolidación fiscal y profundidad en el conocimiento de los diversos temas sociales.

3.1 Dimensión I: Cobertura

En la Figura 1 se presentan los resultados según cuáles fueron los temas más desarrollados normalizados por columna, es decir, la distribución de la proporción de espacio dedicados a cada una de las preguntas entre los diversos gobiernos. Las principales conclusiones de este análisis son:

- Vemos que en el conjunto de preguntas hay menor proporción de texto relevante en la administración de Duhalde.
- El tema de las causas de la inflación tuvo mayor preponderancia en las administraciones de Néstor Kirchner, Alberto Fernandez, Mauricio Macri.
- En las preguntas q3, q4 (sobre atención al gasto social y grupos vulnerables en el contexto de consolidación fiscal) recibieron mayor atención en las administraciones de Mauricio Macri, Alberto Fernández y Néstor Kirchner.
- En las preguntas q1 y q2 (sobre desigualdad y el rol del gobierno en la redistribución del ingreso) hubo mayor participación de textos dedicados a estos temas en los gobiernos de Néstor Kirchner y Mauricio Macri.
- En las preguntas q6, q7, q8 (sobre grupos vulnerables, problemas que afecten a las mujeres y el principal programa de protección social) también se observa mayor participación en la cobertura durante los gobiernos de Néstor Kirchner, Mauricio Macri y Alberto Fernández.

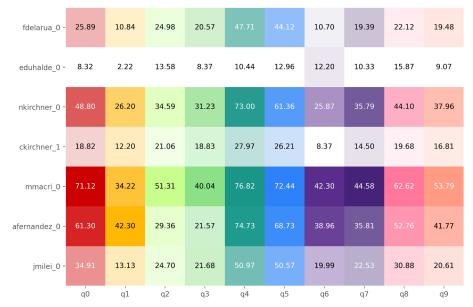


Fig. 1. Mapa de color de relevancia de temas normalizado por pregunta Fuente: elaboración propia en base a reportes de staff del FMI en programas con Argentina (2000-2024). Las variables categóricas sobre el eje de abscisas son las codificaciones de cada una de las preguntas *qi*, con *i* entre 0 y 9.

3.2 Dimensión II: Posición

En los documentos del FMI se observa una discusión sobre el impacto de este tipo de programas en el gasto social. A partir de las últimas tres administraciones, se observa una posición favorable explícita a priorizar el gasto social dentro de los programas de consolidación fiscal, tal como se observa en la tabla 1.

Tabla 1. Posición del FMI sobre gasto social en programas de consolidación fiscal.

Within the framework of a fiscal consolidation program, should the government in Argentina prioritize social spending?				
	Si	No	Ns/Nc	
F. De la Rúa			X	
E. Duhalde			X	
N. Kirchner			Х	

C. Fernandez de Kirchner		Х
M. Macri	X	
A. Fernandez	Х	
J.Milei	х	

Fuente: elaboración propia en base a reportes de staff del FMI en programas con Argentina (2000-2024).

Si bien el FMI, según la metodología que exploramos, sostiene que el Estado tiene un rol que cumplir de asistencia y protección hacia los más vulnerables, no siempre planteó que ese mayor gasto social se traduzca en mayor crecimiento económico/crecimiento inclusivo. Se observa crecientemente una posición más favorable a la protección a los más vulnerables como observamos en la Tabla 2.

Table 2. Posición del FMI sobre crecimiento inclusivo y protección a los más vulnerables.

Do you think social spending plays a critical role in promoting inclusive growth and protecting vulnerable groups?				
	Si	No	Ns/Nc	
F. De la Rúa			х	
E. Duhalde			х	
N. Kirchner			x	
C. Fernandez de Kirchner			х	
M. Macri	x			
A. Fernandez	х			
J. Milei	х			

Fuente: elaboración propia en base a reportes de staff del FMI en programas con Argentina (2000-2024).

3.3 Dimensión III: Conocimiento

El FMI, a partir de la información tomada de sus documentos por el LLM, demostró consolidar su conocimiento sobre cuáles son los principales programas sociales de

Argentina. En los documentos publicados durante el gobierno de Duhalde el LLM no fue capaz de identificar el nombre de los principales programas, pero sí pudo durante el Gobierno de Kirchner al presentar el Plan Jefas y Jefes de Hogar. Durante los últimos gobiernos tanto de Macri, Fernandez y Milei, el LLM describe el programa de Asignación Universal por Hijo, el programa Argentina Trabajo, Potenciar Trabajo, entre otras iniciativas. También describe la multiplicidad de instrumentos existentes y la necesidad de centralizar estas herramientas. Los resultados pueden verse en la Tabla 3.

Tabla 3. Conocimiento en los reportes del FMI sobre grupos vulnerables en la Argentina

Can you identify the most important welfare program in Argentina?				
	Si	No	Ns/Nc	
F. De la Rúa	х			
E. Duhalde		X		
N. Kirchner	х			
C. Fernandez de Kirchner			x	
M. Macri	х			
A. Fernandez	х			
J. Milei	х			

Fuente: elaboración propia en base a reportes de staff del FMI en programas con Argentina (2000-2024)

El FMI, a través de la información recolectada por el LLM, parece haberse interiorizado mucho más en la realidad de los sectores más vulnerables al profundizar más en los temas. Los problemas más acuciantes durante los gobiernos de De la Rúa, Duhalde y Kirchner estaban vinculados al desempleo y a la pobreza. Posteriormente y desde el gobierno de Macri en adelante, el LLM incorporó otros problemas como la inflación, la volatilidad en los ingresos, y la informalidad como otros problemas que no eran mencionados en años previos pero que sí estaban presentes en la economía.

De acuerdo a la pregunta What are the most significant problems that vulnerable groups are currently facing in Argentina?, se obtuvo que los siguientes son los principales problemas identificados según cada administración:

• **Desempleo**: F. De la Rúa, E. Duhalde, N. Kirchner, J. Milei

• **Pobreza**: F. De la Rúa, E. Duhalde, N. Kirchner, J. Milei

• Inflación: C. F. de Kirchner, M. Macri, A. Fernández

• **Devaluaciones**: A. Fernández, J. Milei

• Recesión: M. Macri, A. Fernández

• Caída de ingresos: A. Fernández

Informalidad: -

• NS/NC: -

4 Conclusiones

En este trabajo proponemos un flujo semi-automatizado y basado en datos, empleando grandes modelos de lenguaje (LLM) para analizar la evolución de las posiciones del FMI respecto a Argentina durante más de tres décadas. Mediante la segmentación y vectorización de documentos de programas del FMI, extrajimos sistemáticamente contenidos temáticos y cuantificamos cambios en la postura del organismo en cuanto a la consolidación físcal, el gasto social y diversas cuestiones de política económica. A través de una codificación categórica y el análisis comparativo entre diferentes períodos gubernamentales, la metodología que proponemos permite captar cambios discursivos sutiles en las posiciones del FMI. Los resultados evidencian una trayectoria hacia posturas crecientemente favorables a la consolidación físcal, acompañadas por una preocupación explícita respecto a la protección social. Nuestros resultados experimentales destacan que este enfoque facilita eficazmente el análisis discursivo de políticas públicas a gran escala, ofreciendo potenciales aplicaciones más allá del contexto específico Argentina-FMI.

La mayor focalización en temas sociales se observa a través de una una mayor atención a los temas vinculados a protección social y desigualdad en los últimos tiempos y una mención más frecuente de problemáticas como la informalidad. Este trabajo permite a través de un modelo de lenguaje analizar una gran cantidad de documentos y confirmar lo que múltiples autores confirmaron al analizar documentos específicos del organismo.

En suma, a partir del análisis de grandes volúmenes de documentos, obtuvimos evidencia de un viraje, al menos en lo expresado en sus documentos, de una agenda más ligada a la agenda del consenso de Washington a una agenda más ligada a la consolidación fiscal sin descuidar el gasto social (al menos en la retórica). Esto no necesariamente permite afirmar que en el marco de los programas con el FMI en Argentina se prioriza la agenda social, pero sí que en los documentos esta agenda está significativamente más presente de lo que estaba hace 25/30 años. En el mismo sentido, también se visualiza que el organismo conoce en mayor profundidad las

principales iniciativas tendientes a mejorar el bienestar de los más vulnerables así como los mayores desafíos que este segmento de la población sufre.

En futuros trabajos se podría replicar este ejercicio focalizando en el contexto de programas del FMI con otras naciones, para identificar si se observa una evolución similar en las posiciones que tiene el Fondo en sus reportes.

Referencias

Agbloyor, E. K., Pan, L., Dwumfour, R. A. & Gyeke-Dako, A. (2023). We are back again! What can artificial intelligence and machine learning models tell us about why countries knock at the door of the IMF? Finance Research Letters 57, 104244.

Argentina and the IMF, https://www.imf.org/en/Countries/ARG, último acceso 2025/04/18.

Batsuuri, T., He, S., Hu, R., Leslie, J., Lutz, L. (2024). Predicting IMF-Supported Programs: A Machine Learning Approach. Working Paper No. 2024/054, International Monetary Fund.

Broome, A. (2015). Back to basics: The great recession and the narrowing of IMF policy advice. *Governance*, 28(2), 147-165.

Clements, B., Gaspar, V., Gupta, S., & Kinda, T. (2015). The IMF and income distribution. Inequality and Fiscal Policy, 21-36.

Geide-Stevenson, D. and La Parra-Pérez, Á. (2024). Consensus among economists 2020—A sharpening of the picture. The Journal of Economic Education 55(4), 461–478.

Kolovich, M. L. L., Gomes, D. B., Mondragon, D. J., Gu, J., Newiak, M. M., & Malta, V. (2024). Why a Gender Lens Matters: Unlocking Solutions to Macroeconomic Challenges. International Monetary Fund.

Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W., Rocktäschel, T., Riedel, S. & Kiela, D. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. Advances in Neural Information Processing Systems 33, 9459–9474.

Silva, T. C., Moriya, K., & Veyrune, R. M. (2025). From Text to Quantified Insights: A Large-Scale LLM Analysis of Central Bank Communication (No. 2025/109). International Monetary Fund.