



# CARACTERIZACIÓN SEMI AUTOMÁTICA DE LOS AVANCES Y OBSTÁCULOS DE LAS MUJERES COLOMBIANAS EN ÁREAS DE STEM

**Manuela Idarraga Grajales, Manuela Gómez Suta, José Adalberto Soto Mejía**

**Universidad Tecnológica de Pereira  
Pereira, Colombia**

## **Resumen**

En Colombia, existe una brecha de género en las áreas STEM, tanto en el ámbito estudiantil como profesional. A través de los años las mujeres han sido víctimas de estereotipos sociales que las vinculan con roles hogareños, apartándolas de roles académicos y profesionales. En consecuencia, las mujeres tienen dificultades a la hora de elegir carreras STEM y ocupar cargos relevantes dentro de dichas áreas, siendo sometidas a condiciones de desigualdad salarial y oportunidades. Por lo anterior, es importante reconocer los avances y obstáculos que enfrentan las mujeres colombianas en las áreas STEM para comprender los estereotipos alrededor de este grupo. En este trabajo se realizó un análisis semi automático de 113 documentos que exponían la brecha de género en las áreas STEM que ocurre en Colombia. En particular, se utilizaron técnicas de procesamiento de lenguaje natural con el fin de caracterizar a este grupo social y construir redes que reflejen la terminología para describir el rol de las mujeres en las áreas STEM. Los hallazgos presentados son un insumo que las instituciones pueden utilizar para describir y plantear estrategias, así contribuir a la superación de las actuales brechas de género.

**Palabras clave:** procesamiento de lenguaje natural; brecha de género; rol de las mujeres en las STEM

## **Abstract**

*In Colombia, there is a gender gap in STEM areas, both at the student and professional levels. Over the years, women have been victims of social stereotypes that link them merely to home roles and*

*keep them away from academic and professional roles; consequently, they have difficulties when choosing STEM careers and occupying relevant positions within these areas, being subjected to conditions of unequal salaries and opportunities. Thus, it is important to recognize the advances and obstacles faced by women in STEM areas. In this work, a semi-automatic analysis of 113 documents extracted from the web in which the gender gap in Colombia is addressed was carried out, with the objective of characterizing the participation, advances, and obstacles of Colombian women in STEM areas through natural language processing techniques. As a result, a network was generated that reflects the terms found in this analysis that represent the role of women in STEM areas.*

*This is an input that institutions can use to describe this social group and propose strategies, and thus contribute to overcoming the current gender gaps.*

**Keywords:** *natural language processing; gender gap; women's role in STEM*

## 1. Introducción

Las categorías sociales como el género son una de las bases del proceso social, de esta forma, cuando una persona pertenece a un grupo determinado (ej. hombre, mujer, etc.) entra a definir su individualidad, así como la percepción y tratamiento que puede recibir por la comunidad (Schmitt, 2021).

En Colombia, la brecha de género existente en las áreas STEM tiene como principal causa la estigmatización de las mujeres respecto a su capacidad para aplicar ciencias exactas. Esta estigmatización, ha hecho que las mujeres sean consideradas menos aptas para ocupar cargos importantes en las áreas STEM (Ramírez Necochea, 2012). La falta de confianza en sí mismas promovida por la sociedad y la escasez de modelos a seguir son algunas de las razones que los expertos aluden como causales de la brecha (Patiño, 2020c)

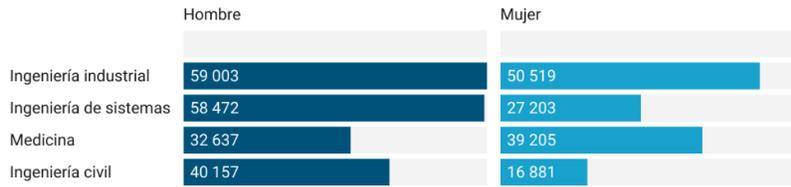
Esta realidad surge por los estereotipos de género, siendo el más común el estereotipo de que los hombres son mejores en matemáticas y ciencias frente a las mujeres (Good et al., 2008). Por ende, el Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación afirmó que solo una de cada diez mujeres logra obtener educación superior y menos de 2% que ingresa a la universidad elige una carrera STEM en 2020, y son una minoría las mujeres que eligen esas áreas, y obtienen mejores salarios, condiciones laborales y oportunidades de empleabilidad (Castro, 2021).

En la siguiente gráfica se muestran datos que representan las principales carreras STEM y su cantidad de graduados por género en los años comprendidos entre 2001 y 2018 en Colombia. Por lo anterior, la participación femenina representa 3 de cada 10 egresados frente a los hombres durante los últimos 17 años (Patiño, 2020b)



**Figura 1. Principales carreras STEM 2001-2018**

Distribución por género en las carreras con mayor cantidad de graduados



Fuente: Adaptado de (Patiño, 2020) • Creado con Datawrapper

Ahora bien, si se analiza la proporción de graduados entre 2001 y 2018 de las demás carreras STEM se tiene:

**Figura 2. Graduados en los años 2001 y 2018**

Año 2001			
Nivel educativo	Universitaria	Tecnológica y técnica	Otros
Hombre	12471	5806	1323
Mujer	7628	3774	690

Año 2018			
Nivel educativo	Universitaria	Tecnológica y técnica	Otros
Hombre	34353	34543	5332
Mujer	21011	15231	5332

Fuente: Adaptado de (Patiño,2020) • Creado con Datawrapper

La figura 2 señala que la participación femenina promedio en los graduados de programas STEM fue de 36.7% en los últimos 17 años (Patiño, 2020a) y permite afirmar que existe una disparidad entre hombres y mujeres. También, marca los aspectos que deben ser priorizados e intervenidos en los niveles educativos, para lograr una sociedad más equitativa y con mayor participación social plena (Fernández; Vieco; Sepúlveda; Restrepo Arrieta 2021)

Por lo anterior, reconocer los avances y obstáculos que viven las mujeres en las áreas de STEM es esencial para comprender los estereotipos alrededor de este grupo. Una forma de lograrlo es analizando los patrones de lenguaje que permite caracterizar cómo el género desencadena ideas implícitas sobre un grupo social como son las mujeres en STEM. Por ejemplo, es común ligar términos femeninos con estudios profesionales de artes y palabras masculinas con carreras de ciencias (McCall, 2021). En este sentido, este documento pretende caracterizar los avances y obstáculos que rodean a las mujeres colombianas en STEM mediante el análisis semi automático de textos provenientes de la Web, así reconocer cuál es la percepción y tratamiento a este grupo social.

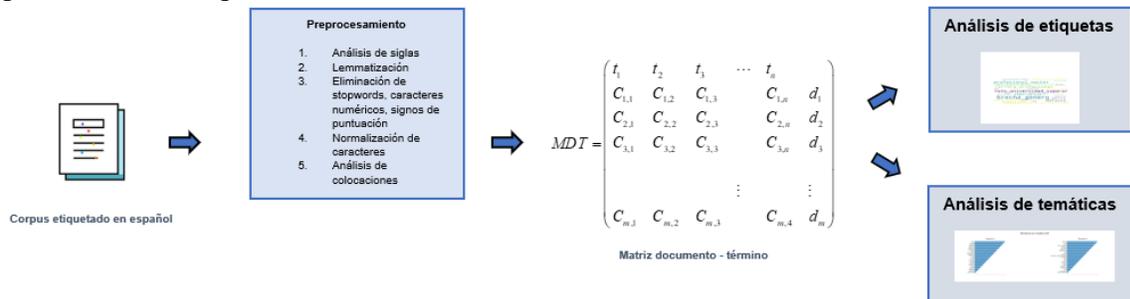


## 2. Metodología

En este trabajo se procesaron 113 textos en español para caracterizar la participación y dificultades que han experimentado las mujeres colombianas en áreas de STEM. Así, los autores aplicaron técnicas de procesamiento de lenguaje natural ya que permiten distinguir y aplicar patrones lingüísticos a los datos no estructurados (*i.e.* documentos) con el fin de comprender expresiones como jergas, variaciones de ortografía y significados contextuales (Gupta & Lehal, 2009), de esta forma, recuperar y modelar el conocimiento expresados en los textos.

La figura X expone la metodología implementada donde los datos de entrada fueron un corpus de 113 documentos extraídos de la web a través de una herramienta web scraper gratuita llamada *parsehub* (la ecuación de búsqueda fue: "mujer" + "rol" + "ingeniería" + "STEM" + "Colombia"). En este corpus se realizó un etiquetado manual en el cual se identificaron palabras referentes a la caracterización de las mujeres, en cada uno de los documentos, por ejemplo, se hallaron etiquetas como, graduada, ingeniera, estudiante, esto con el fin de conocer a través de estos términos la manera en que se percibe a la mujer en las áreas STEM. Dicho esto, decimos que la metodología es semi automática dado el tipo de etiquetado manual y la evaluación humana de los resultados.

**Figura 4. Metodología**



Fuente: Los autores

Durante el **preprocesamiento**, el contenido de los textos fue normalizado para eliminar caracteres no informativos. Inicialmente, se analizaron las siglas dentro de los documentos para reconocer variaciones de escritura que describen el rol de la mujer en áreas de STEM (por ejemplo, MEC representa la expresión *Mujeres en Computación*). Las expresiones regulares permitieron identificar automáticamente las siglas, después, un asistente de investigación buscó las expresiones correspondientes en los textos. Este análisis permitió reemplazar las siglas por su respectiva expresión compleja.

Posteriormente, el texto sufrió el proceso de lematización y normalización con el propósito de eliminar conjugaciones y homogeneizar los caracteres a minúscula. Luego, se llevó a cabo el proceso de eliminación de *stopwords*, signos de puntuación y caracteres numéricos. Es oportuno recordar que el listado de *stopwords* contiene palabras como "en, el, del" que tienen una importante función semántica en español, pero no contribuyen durante la búsqueda de información (Manning et al., 2002)



Por último, los autores analizaron la presencia de colocaciones (e.j. expresiones compuestas como “ingeniería de sistemas”) al examinar secuencias de hasta tres tokens cuya etiqueta *Part-of-speech* (POS) fuera sustantivo o adjetivo. Además, se valoró la asociación entre los tokens mediante la métrica *Positive Pointwise Mutual Information* (PPMI) (Levy et al., 2015). Esta medida parte de *Pointwise Mutual Information* (PMI) expresada en la ecuación 1 que cuantifica cuán a menudo ocurren dos palabras  $x$ ,  $y$  comparado con lo que se esperaría si se dieran independientemente (Klabunde, 2002). Si  $P(x, y) = 0$  indica que las palabras no están asociadas y la ecuación 1 se aproxima a cero para evitar indeterminaciones.

$$PMI(x, y) = \ln \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \quad (1)$$

Los términos  $x$ ,  $y$  son independientes cuando PMI es igual a cero, por el contrario, entre mayor sea este valor se entiende que los términos pueden constituir una colocación. La interpretación negativa de PMI no es fiable a menos que el corpus sea enorme (Klabunde, 2002). Por lo anterior, surgió la métrica PPMI donde sólo se interpretan los resultados positivos de PMI como se presenta en la ecuación 2.

$$PPMI(x, y) = \max(\ln \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)}, 0) \quad (2)$$

Tabla 1. Ejemplo matriz de coocurrencia

	Ingeniera	Científico	Carrera	Maternidad	Aporte	...	TOTAL
Mujer	5	25	19	0	1	1254	1304
Universidad	1	0	1	0	0	328	330
Rol	0	2	0	0	1	80	83
Ingeniería	1	0	4	0	0	460	465
STEM	1	2	1	0	0	113	117
...	192	251	229	24	49	0	745
TOTAL	200	280	254	24	51	2235	3044

\*Los términos están en el corpus analizado. Las frecuencias son los valores verídicos de la ocurrencia de los tokens en el corpus

Para ejemplificar el cálculo e interpretación de PPMI, se toman la información de la tabla 1 que expone una matriz de coocurrencia de algunas palabras dentro del corpus (esta matriz se interpreta como el número de veces que surge por ejemplo la secuencia *mujer e ingeniera* dentro del corpus). A continuación, se presentan las operaciones para computar el PPMI entre las palabras *mujer e ingeniera* así se corrobora que la colocación *mujer ingeniera* ya que obtiene un valor mayor a cero.

$$P(mujer) = \frac{1304}{3044} = 4,2e - 4 \quad (3)$$

$$P(ingeniera) = \frac{200}{3044} = 0,065 \quad (4)$$

$$P(mujer, ingeniera) = \frac{5}{3044} = 1,64e - 3 \quad (5)$$



$$PPMI(mujer, ingeniera) = \ln \frac{1,64e-3}{4,2e-1 * 0,065} = \ln 4,193 = 1,433 \quad (6)$$

Una vez los textos fueron normalizados, los autores construyeron una **matriz documento-término**. Por ende, este trabajo emplea el modelo de espacio vectorial (Salton & Buckley, 1988) que captura el significado de un término al ponderar la frecuencia de aparición de este en los documentos. En este sentido, se utilizó la ponderación *TF-IDF* (*Term frequency – Inverse document frequency*) que cuantifica la frecuencia relativa de los términos en un documento en comparación con la proporción inversa de ese término en el corpus. La ecuación 7 presenta la ponderación *TF-IDF* para el término  $t$  considerando  $D$  siendo el corpus y  $|D|$  el número de documentos dentro del corpus,  $|D|$  es la longitud del corpus,  $|d_j|$  es el largo del documento  $j$ ,  $f_j(t)$  es la frecuencia del término  $t$  en el texto  $j$  y  $f(t)$  es la frecuencia de  $t$  en el corpus.

$$TF - IDF_t = \sum_{d_j \in D} \frac{f_j(t)}{|d_j|} \left( \log \frac{|D|}{f(t)} \right) \quad (7)$$

Posteriormente, se ejecutaron dos análisis: **análisis de etiquetas** y **análisis de temáticas**. En el primero se explotaron las palabras (o etiquetas) manualmente extraídas que son referentes a la caracterización de las mujeres en el corpus. Específicamente, los autores analizaron los términos que ocurrían en una ventana de cinco palabras después de la etiqueta. Por ejemplo, si se considera el texto “ciencia\_ingenieria\_tecnologia mujer lenguaje femenino quitar enseñar rol\_femenino recomendar”<sup>1</sup> con la etiqueta “mujer”, entonces las palabras en la ventana de interés son “lenguaje femenino quitar enseñar rol\_femenino”. Después, se reconocieron las palabras que ocurrían más frecuentemente en la ventana de las etiquetas para construir nubes de palabras que permitieron caracterizar los roles de la mujer.

El segundo análisis ocurrió mediante el modelo Latent Dirichlet Allocation (LDA) (Blei et al., 2003) el cual es una técnica para el agrupamiento automático ya que halla tópicos de un corpus y determina distribuciones de términos sobre los tópicos (o temática). Cada temática construida es un concepto abordado en el corpus. Por lo anterior, esta técnica ayuda a reconocer de qué hablan los documentos a través de las agrupaciones de términos. La inspección manual de las temáticas permitió establecer el número de tópicos a construir.

En consecuencia, la metodología y los hallazgos presentados pueden servir de referencia para que futuras investigaciones sigan abordando la caracterización del rol de la mujer en ingeniería. A continuación, se presentan los resultados y análisis.

<sup>1</sup> La línea hace parte del corpus analizado y los caracteres son consecuencia del preprocesamiento ejecutado. Así, las colocaciones son palabras unidas mediante “\_”.



### 3. Análisis y Resultados

El corpus consistió en 113 documentos escritos en español. El corpus tenía 4.077 sentencias y 18.910 tokens antes de preprocesamiento. El análisis de etiquetas dio como resultado las siguientes nubes de palabras donde se reflejan términos asociados a las etiquetas de interés. En particular se presentan cuatro ejemplos.

**Figura 5. Etiqueta esposa**



Fuente: Los autores

**Figura 6. Etiqueta joven**



Fuente: Los autores

Las figuras 5 y 6 representan nubes de palabras que describen la terminología asociada a las etiquetas *esposa* y *joven*. En la etiqueta *joven*, se observa relaciones con proyecto de vida, educación superior, ciencia y limitantes a la hora de acceder a estos. Por el contrario, *esposa* es relacionada con roles del hogar y palabras como madre e hijos. Estas descripciones son similares a las presentadas en Royo Prieto (2011) quien plantea que el concepto maternidad surge en el siglo XIX, particularmente, del discurso victoriano burgués que denomina a la mujer como *ángel del hogar* y única responsable de la armonía y bienestar del hogar, limitando su papel a dichas tareas y modelando el rol de trabajo como exclusivo del hombre. (Barrantes, 2014)

**Figura 7. Etiqueta profesional**



Fuente: Los autores

**Figura 8. Etiqueta modelo**



Fuente: Los autores

Las figuras 7 y 8 representan los términos asociados a las etiquetas profesional y modelo respectivamente. La etiqueta profesional es relacionada con palabras alusivas a la brecha de género existente en áreas STEM y los diversos prejuicios en los campos laborales, por ejemplo, se asocia la palabra ingeniero, haciendo alusión exclusiva a un concepto profesional de carácter masculino. Esto es coherente con lo expuesto por Aguado Hernández et al. (2020) quienes indican que la formación profesional tradicionalmente ha sido masculinizada, debido a que su oferta formativa se ha centrado en sectores productivos integrados por hombres. Seguido de esto, la etiqueta modelo se relaciona con palabras como difícil, reto, universidad, superar, lo cual refleja las dificultades y obstáculos que sufre las mujeres en las áreas STEM. AG Sostenable Programa WISE Latin America<sup>2</sup> (2019) plantean las carencias de los diferentes modelos de aprendizaje de

<sup>2</sup> <https://agsustentable.com/>



las universidades en América Latina, por ejemplo, las universidades de la región enfrentan considerables barreras para el desarrollo de emprendimientos creados por mujeres, dada la ausencia o la debilidad de factores decisivos como tecnología, centros de investigación y la casi inexistente relación entre la ciencia y las empresas que deriva en pocos casos de innovación aplicada.

El segundo análisis realizado fue el de temáticas mediante el modelo LDA. A continuación, se presentan dos temáticas extraídas de tal forma que las barras azules representan las palabras más significativas de cada tema.

Así, la temática 1 señala que la palabra más significativa es mujer y aborda conceptos relacionados con el campo ingenieril, ciencia y el rol de la mujer en este, bajo un marco de avances a nivel nacional. Por lo anterior, se puede interpretar que los documentos analizados señalaban la participación de las mujeres en áreas STEM. Sin embargo, Szenkman & Lotitto (2020) afirman que a pesar de los avances las mujeres aún se encuentran en desventaja en lo que respecta a su participación en el mercado de trabajo, dado que este grupo social tiene mayores dificultades para acceder a empleos de calidad, sufre más la desocupación y la informalidad. La temática 2, por su parte, aborda el rol de la mujer en programas de educación superior STEM y su participación, en la cual se observa sus palabras más significativas *experiencia, académico, laboral*. Lo anterior expone los diferentes obstáculos a la hora de obtener experiencia tanto en ámbitos académicos como laborales, esto debido a las diferentes barreras y a la poca consideración que se le da al rol de la mujer a la hora de participar en diferentes espacios relacionados con áreas STEM. La organización ComunidadMujer<sup>3</sup> (2017) plantea que la poca participación y consideración de las mujeres en las áreas STEM se genera desde el sistema escolar, en donde se producen estereotipos de género que hacen que ciertas profesiones se categoricen como “masculinas” o “femeninas” y que operan como determinantes al momento de elegir una carrera.

Figura 9. Temática 1

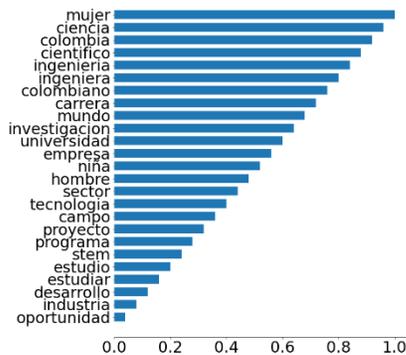
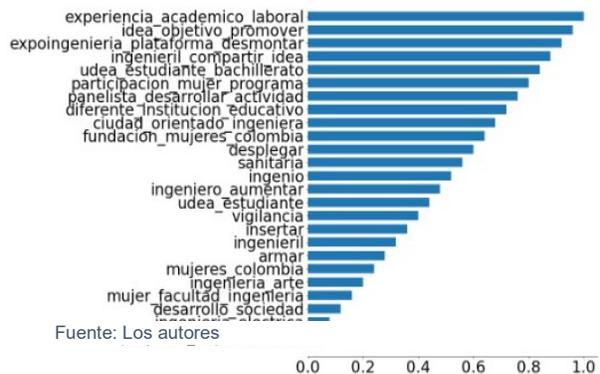


Figura 12. Temática 2



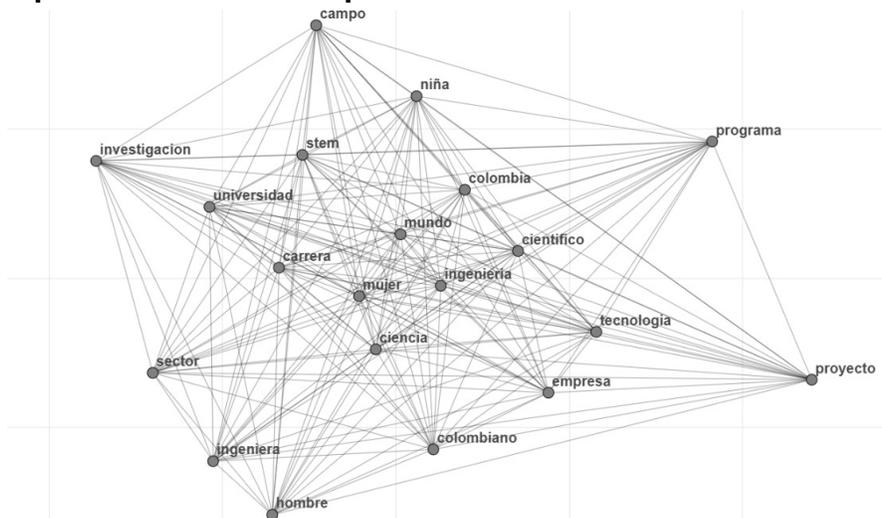
Fuente: Los autores

A partir del análisis de etiquetas y temáticas, se generaron redes que permiten caracterizar el rol de la mujer en áreas STEM. En particular, la figura 13 presenta una red que indica el rol de la mujer en áreas STEM. Además, la figura 14 expone la red que indica las dificultades de la mujer en el campo laboral STEM

<sup>3</sup> <https://www.comunidadmujer.cl/>

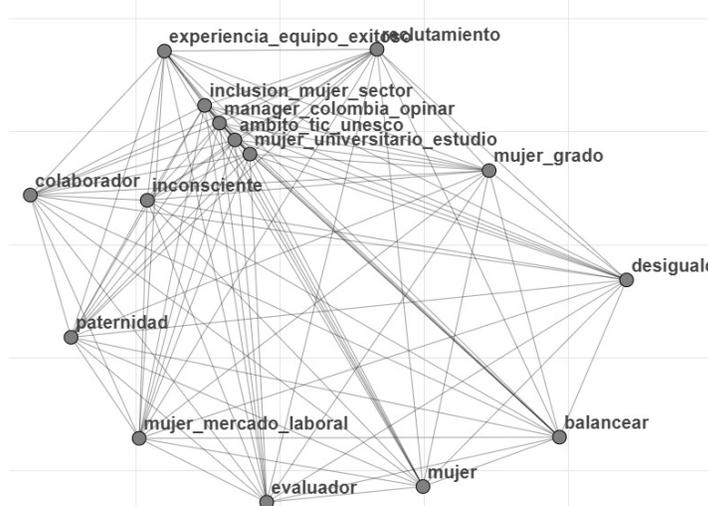


**Figura 13. Red que indica el rol de la mujer en áreas STEM**



Fuente: Los autores

**Figura 14. Red que indica las dificultades de la mujer en el campo laboral STEM**



Fuente: Los autores

En cada una de estas redes se pueden observar palabras que caracterizan el rol de la mujer tanto en espacios académicos como en espacios laborales. Estas redes permiten analizar la coocurrencia de las palabras, lo cual sirve para reconocer términos que están relacionados entre sí. Por ejemplo, en la figura 13, las palabras *mujer*, *carrera*, *ingeniería* y *ciencia* son nodos que tienen interacción entre sí, lo cual crea como concepto general la participación de las mujeres en las carreras STEM y en el mundo de la ciencia e ingeniería, por el contrario, palabras como *hombre* e *investigación* tienen menos interacción, lo cual es acorde a la investigación planteada en el documento ya que se realizó un análisis de textos cuyo tema principal fue el rol de la mujer en las áreas STEM.



En la figura 14, se muestra una red que indica las dificultades de la mujer en el campo laboral STEM, de esta forma, palabras como *inclusión*, *ámbito*, *tic*, *mujer*, *universitario*, están ubicadas en nodos que tienen relación entre sí, lo cual refleja los obstáculos de las mujeres para ser tomadas en cuenta en los diferentes campos STEM tanto laborales como académicos, y también, el reconocimiento de ONG'S ante dicha problemática.

Futuras investigaciones serán encaminadas a analizar el corpus de trabajo mediante otras técnicas para la detección de temáticas como lo son la descomposición matricial, el análisis de redes y estrategias para el filtrado de información redundante. De esta forma, hallar temáticas que describan detalladamente la información relevante dentro de los textos. Igualmente, futuros trabajos buscarán analizar el contenido de los documentos a través de la detección de entidades y relaciones entre estas, de esta forma, reconocer actores claves y su impacto en la situación de las mujeres en áreas STEM.

## Referencias

- AG Sostenible; Programa WISE Latin America. (2019). Emprendedoras STEM en América Latina. *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952.
- Aguado Hernández, J. A., Cano Montero, F. J., & Sánchez Pérez, M. J. (2020). Segregación por género y Formación Profesional: aportaciones al debate sobre la situación actual. *Revista de Sociología de La Educación-RASE*, 13(3), 308. <https://doi.org/10.7203/rase.13.3.16583>
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3(4–5), 993–1022.
- Castro, M. C. (2021). Mujeres en las carreras STEM: desafío en Colombia. *La República*. <https://www.larepublica.co/analisis/maria-consuelo-castro-2885988/mujeres-en-las-carreras-stem-desafio-en-colombia-3134114>
- ComunidadMujer. (2017). *ComunidadMujer Serie ComunidadMujer*. 1–16. <http://www.comunidadmujer.cl/biblioteca-publicaciones/wp-content/uploads/2017/12/BOLETIN-42-DIC-2017-url-enero-2018.pdf>
- Fernández Londoño, Camilo; Vieco Giraldo, Juanita; Sepúlveda Zea, Catalina; Restrepo Zuleta, Juliana; Arrieta Burgos, E. (2021). *Cuestiones de género y brechas en la vida familiar y educativa*. 117–199.
- Good, C., Aronson, J., & Harder, J. A. (2008). Problems in the pipeline: Stereotype threat and women's achievement in high-level math courses. *Journal of Applied Developmental Psychology*, 29(1), 17–28. <https://doi.org/10.1016/j.appdev.2007.10.004>
- Gupta, V., & Lehal, G. S. (2009). A survey of text mining techniques and applications. *Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence*, 1(1), 60–76. <https://doi.org/10.4304/jetwi.1.1.60-76>
- Karla Barrantes Valverde. (2014). La Maternidad Como Un Constructo Social Determinante. *Revista Wimb Lu*, 9(1), 29–42.
- Klabunde, R. (2002). Daniel Jurafsky/James H. Martin: Speech and Language Processing. An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition. *Zeitschrift Fur Sprachwissenschaft*, 21(1), 134–135. <https://doi.org/10.1515/zfsw.2002.21.1.134>
- Manning, C. D., Schütze, H., & Weikurn, G. (2002). Foundations of Statistical Natural Language Processing. *SIGMOD Record*, 31(3), 37–38. <https://doi.org/10.1145/601858.601867>
- McCall, M. (2021). Getting the Story Straight: How Conflicting Narratives about Communication



- Impact Women in Engineering. *Technical Communication Quarterly*, 30(1), 89–103. <https://doi.org/10.1080/10572252.2020.1774661>
- Patiño, L. (2020a). *Brecha de género: Mujeres estudian ciencia y tecnología en Colombia - Novedades Tecnología - Tecnología - ELTIEMPO.COM*. 2020. <https://www.eltiempo.com/tecnosfera/novedades-tecnologia/brecha-de-genero-mujeres-estudian-ciencia-y-tecnologia-en-colombia-412134>
  - Patiño, L. (2020b). *Cifras de mujeres en ciencia y tecnología en educación en Colombia - Novedades Tecnología - Tecnología - ELTIEMPO.COM*. <https://www.eltiempo.com/tecnosfera/novedades-tecnologia/cifras-de-mujeres-en-ciencia-y-tecnologia-en-educacion-en-colombia-412200>
  - Patiño, L. (2020c). *Razones por las que hay pocas mujeres en ciencia o tecnología*. El Tiempo. <https://www.eltiempo.com/tecnosfera/novedades-tecnologia/razones-por-las-que-hay-pocas-mujeres-en-ciencia-o-tecnologia-412152>
  - Ramírez Necochea, M. (2012). La mujer en el mundo actual. *Revista Tribuna Internacional*, 1(1), 95. <https://doi.org/10.5354/0719-482x.2012.21339>
  - Royo Prieto, R. (2011). Maternidad, paternidad y conciliación en la CAE. In *Universidad de Deusto* (Vol. 27).
  - Salton, G., & Buckley, C. (1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information Processing and Management*, 24(5), 513–523. [https://doi.org/10.1016/0306-4573\(88\)90021-0](https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0)
  - Schmitt, M. (2021). Women Engineers on Their Way to Leadership: The Role of Social Support Within Engineering Work Cultures. *Engineering Studies*, 13(1), 30–52. <https://doi.org/10.1080/19378629.2021.1882471>
  - Szenkman, P., & Lotitto, E. (2020). Mujeres en STEM: cómo romper el círculo vicioso. *Cippec*. <https://www.cippec.org/wp-content/uploads/2020/11/224-DPP-PS-Mujeres-en-STEM-Szenkman-y-Lotitto-noviembre-2020-1.pdf>

## Sobre los autores

- **Manuela Idarraga Grajales:** Estudiante Ingeniería Industrial. Facultad de Ciencias Empresariales. Universidad Tecnológica de Pereira.
- **Manuela del Pilar Gómez Suta:** Ingeniera Industrial. M.Sc Investigación Operativa y Estadística. Universidad Tecnológica de Pereira.
- **José Adalberto Soto Mejía:** PhD en Ingeniería de Computación. Profesor titular Facultad de Ciencias Empresariales.

---

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2021 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)

