

Promoting Women's Participation in STEM through a Digital Tool Based on Large Language Models (LLM)

Ariana Guadalupe Espinoza Salinas

Published: 30 November 2024

Abstract

Despite the growing demand for STEM education (Science, Technology, Engineering, and Mathematics), a gender gap persists, influenced by stereotypes, lack of confidence in mathematical abilities, and inadequate vocational guidance. Practical strategies to increase women's participation in STEM include technological interventions. A vocational guidance agent based on Large Language Models (LLMs), specifically designed for women can enhance STEM education by providing personalized learning and targeted guidance, thus fostering greater female participation in these fields.

However, LLMs may perpetuate biases due to their training on human-generated texts. To address this issue, we propose the design of a digital tool based on LLMs, exploring personalization techniques and improvements in these systems. The agent is envisioned to incorporate Growth Mindset Supportive Language (GMSL) to foster a growth mindset, challenge gender stereotypes, and support women's STEM identity.

Keywords:

STEM, Women, Large Language Model, Gender Bias, Vocational Guidance Agent, Growth Mindset Supportive Language.

1 Motivación

Existe una disparidad de género en el área de STEM, la cual se ve reflejada en la tendencia en la elección educativa: en México, las mujeres tienden a elegir con mayor frecuencia carreras relacionadas con los negocios, la administración y el derecho en comparación con los hombres (63% vs. 37%). En cambio, los hombres son más propensos a elegir las ingenierías (85% vs. 15%), así como las tecnologías de la información (83% vs. 17%). Esto puede deberse

a muchos factores incluyendo las percepciones tradicionales de los roles e identidades de género [1].

Hay varios factores que influyen en la elección de las mujeres para ingresar a un campo de estudio en STEM. Según un estudio realizado por UNICEF (Fondo de las Naciones Unidas para la Infancia), se determinaron cuatro factores principales que pueden influir en esta elección [1]:

1. **Falta de orientación vocacional con enfoque de ciclo de vida:** Esto contribuye a que las brechas en la elección de STEM se acumulen durante la trayectoria educativa.
2. **Estereotipos de género:** Los medios de comunicación y las redes sociales también refuerzan la idea de que las carreras en STEM no se adaptan a la vida familiar, dado que la imagen típica del científico en la mayoría de los programas de televisión es la de un hombre de gran inteligencia, blanco, soltero y sin hijos. Esto desalienta a las niñas a ingresar al mundo de la ciencia y la tecnología.
3. **Económico:** Diversos estudios han documentado que el factor económico históricamente ha influido en el acceso y abandono escolar. Con datos de la ENADID (Encuesta Nacional de la Dinámica Demográfica), se observa que entre 2014 y 2018, la causa principal de abandono escolar en las mujeres de 15 a 34 años, a nivel nacional es por falta de dinero o recursos (26.9%). Para el grupo de edad de 15 a 19 años, esta fue la causa principal de abandono (31.3%) en 2018.
4. **Falta de capacitación de los docentes:** En este mismo estudio se entrevistó a expertos, quienes resaltaron la necesidad de fortalecer el desarrollo de capacidades en los docentes y transversalización de la perspectiva de género en la currícula educativa.

Retomando los factores mencionados anteriormente que afectan a las mujeres en STEM, específicamente en lo que respecta a los orientadores vocacionales, se observa que un estudio realizado por la UNESCO (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura) en 2021, señala una carencia de pedagogías y herramientas con perspectiva de género, lo cual afecta a la mayoría de las escuelas y limita la capacidad del profesorado para reconocer y abordar estas desigualdades [2].

Dado lo anteriormente mencionado, este estudio pretende desarrollar un agente de orientación vocacional virtual utilizando LLMs. Estos modelos son prometedores, ya que tienden a generar textos gramaticalmente correctos, coherentes y que suenan naturales, en función de la entrada proporcionada [6]. Este aspecto

Espinoza Salinas A. G.
Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE)
Ensenada, México
Email: ariana.espinoza@cicese.edu.mx

es de suma importancia para crear interacciones más fluidas y efectivas en aplicaciones orientadas a la educación. No obstante, aunque las respuestas puedan ser coherentes y fluidas, es posible que no resulten útiles para una comprensión completa del problema.

Para asegurar que estos modelos no sólo generen respuestas coherentes, sino que también comprendan el problema en su totalidad, es adecuado emplear técnicas de personalización y optimización en los LLMs. Una vez personalizado el modelo, es necesario someterlo a un riguroso proceso de evaluación para asegurar que no solo sea un modelo eficiente, sino que también promueva los cambios deseados en el usuario.

El objetivo de esta iniciativa es asegurar que las respuestas proporcionadas por el modelo, en su rol de orientador vocacional, sean adecuadas para las mujeres, específicamente para estudiantes de preparatoria y primeros años de universidad, quienes se encuentran en la etapa de decidir su carrera profesional. Con este modelo se busca fomentar que las estudiantes puedan explorar libremente las opciones disponibles para la elección de su carrera, garantizando imparcialidad y un conocimiento profundo de sus habilidades. Además, se pretende especialmente apoyar a aquellas estudiantes interesadas en disciplinas STEM, pero que no habían tenido la oportunidad de explorar estas áreas, o que, influenciadas por opiniones externas, no las habían considerado anteriormente.

2 Antecedentes y trabajo relacionado

A lo largo del tiempo, se han desarrollado diversas intervenciones con el objetivo de incrementar la participación de mujeres en el área de STEM. Entre las más tradicionales se encuentran las siguientes:

- **Modelos a seguir:** La intervención se enfoca en proporcionar información sobre mujeres que trabajan en el área de STEM, ya sea a través de historias, currículums, y otros recursos [3].
- **Experiencia de primera mano:** El incremento de actividades u oportunidades para participar en actividades curriculares o extracurriculares dentro del área de STEM [3].
- **Cambio de percepción:** Estas intervenciones están diseñadas para alinear la percepción individual de STEM con la identidad femenina, promoviendo un cambio positivo en la percepción de ambos [4].

A medida que el tiempo avanzó y la era se digitalizó progresivamente, las intervenciones también evolucionaron en esa dirección:

- **Aplicación móvil de W-STEM:** Aplicación que se encarga de brindar acceso a diversos tipos de contenidos incluidas entrevistas, perfiles, artículos, noticias y otros recursos relevantes [5].
- **CyberMentor:** Mentorías con el fin de proporcionar apoyo y guía que mejore la calidad de la relación mentor-aprendiz y facilite cambios positivos en los entornos de aprendizaje [6].

Adoptando un enfoque más tecnológico en las intervenciones, los LLMs han demostrado ser bastante precisos al generar respuestas racionales. Desde una perspectiva informática, son excelentes siempre que las respuestas sean coherentes; sin embargo, cuando los aplicamos a intervenciones psicológicas, no son siempre viables, ya que es necesario evaluar cómo sus respuestas afectan el pensamiento y el comportamiento humano [7].

Con el objetivo de mitigar este tipo de comportamiento, se ha decidido analizar las diversas técnicas de personalización y optimización en los sistemas de inteligencia artificial:

- **Fine tuning:** Se continúa entrenando el modelo, pero ahora utilizando datos específicos para una tarea en particular. Este proceso pretende optimizar el modelo para aplicaciones específicas, mejorando su rendimiento y relevancia contextual en dominios especializados [8].
- **Prompt tuning:** Estrategia emergente para adaptar LLMs a tareas posteriores mediante el aprendizaje de un parámetro de estímulo a partir de los datos [9].
- **Retrieval-augmented generation (RAG):** Utiliza técnicas de recuperación de información para que los LLMs puedan obtener información relevante de una fuente de conocimiento e incorporar al texto generado [8].
- **Multiagente:** Involucra a múltiples actores independientes, cada uno impulsado por modelos de lenguaje, que colaboran de una manera específica. Estos agentes tienen su propia personalidad o rol y un contexto que se define mediante las indicaciones de un modelo de lenguaje específico [10].

No es suficiente con que los textos sean coherentes y bien orientados; es esencial realizar evaluaciones exhaustivas a los LLMs para determinar su efectividad y detectar riesgos de sesgos:

- **Evaluación de expertos:** Evaluar en qué grado su puntuación de salida o texto coincide con la de los expertos en el dominio humano. Los "expertos" se interpretan en términos generales como aquellos que son representativos o están familiarizados con el constructo objetivo que uno está tratando de medir o generar [7].
- **Evaluación de impacto:** Evalúan el efecto o la utilidad del LLM para el usuario o consumidor previsto del texto [7].
- **GLUE benchmark (General Language Understanding Evaluation):** Proporciona un conjunto estandarizado de diversas tareas de PLN (Procesamiento de Lenguaje Natural) para evaluar la efectividad de diferentes modelos de lenguaje [11].
- **SuperGLUE benchmark:** Compara tareas más desafiantes y diversas con GLUE, con puntos de referencia humanos completos [11].

Tras la evaluación, considerando que el enfoque está dirigido a mujeres cuya opinión a menudo ha sido influenciada por factores externos, un enfoque psicológico especialmente adecuado para esta situación es el GMSL, el cual se encarga de resaltar el potencial de las personas para desarrollar sus habilidades y destrezas a lo largo del tiempo, además se ha demostrado que reduce significativamente las disparidades en el rendimiento académico y mejora los resultados de aprendizaje de los estudiantes. Un ejemplo de su uso es un estudio encargado de investigar cómo el uso del GMSL por parte de los maestros puede influir positivamente en el aprendizaje de los estudiantes. A través de un enfoque novedoso, se evaluó el impacto de utilizar LLMs para automatizar y mejorar el entrenamiento de los maestros en la adopción de GMSL. El estudio involucró a 174 maestros y 1,006 estudiantes, demostrando que las reformulaciones generadas por los modelos superaron a las realizadas por maestros expertos en promover un ambiente de aprendizaje que fomente la mentalidad de crecimiento. Los

resultados destacan el potencial de los LLMs no solo para apoyar a los maestros en la adopción de un lenguaje más constructivo, sino también para mejorar el comportamiento de los estudiantes hacia la toma de desafíos y la resiliencia académica [12].

3 Trabajo actual

Para este proyecto de investigación se pretende adaptar y evaluar varios agentes de orientación vocacional utilizando diferentes métodos de adaptación de LLMs con el fin de diseñar un orientador vocacional enfocado en mujeres. Como se mencionó anteriormente, los LLMs por sí solos, pueden ofrecer consejos, pero sin comprender completamente el contexto individual de la persona. Por ello, se implementarán técnicas de personalización y optimización para crear uno o múltiples agentes. Estos agentes serán evaluados para determinar su efectividad en función del entrenamiento recibido.

También se pretende incorporar al entrenamiento del modelo el GMSL, que sirva como un marco de referencia para las interacciones del modelo con los usuarios. Este enfoque fomenta una mentalidad de crecimiento que tiene la posibilidad de mitigar el efecto psicológico de los estereotipos de género y las limitaciones sociales, y aumentar la confianza de las mujeres en sus capacidades para motivarlas a perseguir y persistir en campos como las disciplinas STEM. No obstante, el objetivo no es que el orientador dirija a las estudiantes exclusivamente hacia las disciplinas STEM, sino que les proporcione orientación hacia el área que mejor se ajuste a sus preferencias y habilidades. Sin embargo, es crucial que, en caso de que existan mujeres que no estén considerando ingresar a las disciplinas STEM debido a estereotipos de género o falta de confianza, esta herramienta les permita ver que pueden superar esos obstáculos y acceder a estas áreas con seguridad y confianza.

3.1 Preguntas de Investigación

1. ¿Cómo se puede adaptar, utilizando GMSL, un LLM para crear un agente de orientación vocacional que promueva el interés de mujeres en STEM?
2. ¿Cuáles son las métricas adecuadas para medir la satisfacción y efectividad del rendimiento de este modelo?
3. ¿Cómo se compara el resultado del agente propuesto con un agente básico?

3.1.1 Objetivos

- Evaluar las fortalezas y limitaciones de diversos métodos de personalización para desarrollar un agente basado en LLMs.
- Desarrollar uno o múltiples agentes utilizando los métodos revisados.
- Analizar las métricas existentes en la literatura relacionadas con pruebas de usuario, evaluación de LLMs y otros métodos pertinentes.
- Proporcionar las definiciones operacionales de las métricas identificadas.
- Diseñar y llevar a cabo una evaluación exhaustiva de los distintos agentes creados, con el objetivo de determinar cuál es el más efectivo.

3.2 Metodología

1. **Revisión de la literatura:** Se llevará a cabo una revisión continua de la literatura académica relevante sobre la creación, diseño y evaluación de LLMs, enfocada en su aplicación en agentes conversacionales para el ámbito STEM. Esta revisión no solo tendrá como objetivo

mantenerse actualizada sobre los avances más recientes, sino también identificar posibles sesgos de género en los datos de entrenamiento y evaluar enfoques que mitiguen estos sesgos. A través de una revisión constante, se busca garantizar que las intervenciones estén alineadas con las necesidades actuales y las mejores prácticas en el diseño de interacciones centradas en el usuario. Además, se analizarán las implicaciones éticas relacionadas con la creación de estos agentes, particularmente en cómo los LLMs pueden influir en las percepciones de las mujeres en STEM.

2. **Entrevistas con expertos y análisis de métricas:** Se realizarán entrevistas tanto a expertos en LLMs como a usuarios potenciales del agente conversacional. Estas entrevistas se analizarán utilizando enfoques de grounded theory, como son open y axial coding, con la finalidad de identificar métricas claves necesarias para evaluar la efectividad del agente en términos de rendimiento y su impacto en los usuarios. El proceso de recolección de datos será alineado con principios éticos, garantizando la confidencialidad y el consentimiento informado de los participantes, además de minimizar cualquier sesgo en la interpretación de los resultados. Se pondrá énfasis en identificar métricas que evalúen su capacidad para apoyar a las mujeres que buscan ingresar en carreras STEM, evaluando elementos como la confianza en sus habilidades matemáticas y la percepción de orientación adecuada.
3. **Diseño centrado en el usuario:** El diseño del agente utilizará un enfoque centrado en el usuario. El agente será iterativamente diseñado con base en lo encontrado en la literatura y la retroalimentación de las entrevistas con expertos y usuarios, integrando tanto enfoques cuantitativos como cualitativos.
4. **Experimento controlado y marco de evaluación:** Para evaluar las distintas versiones del agente, se realizará un experimento controlado utilizando un diseño de medidas repetidas con contrabalanceo, en el que cada participante interactuará con tres versiones diferentes del agente: un agente base sin entrenamiento, un modelo con enfoque en GMSL, y un agente con GMSL combinado con métodos de prompting. El objetivo es comparar estas versiones y seleccionar la que obtenga los mejores resultados. Para determinar su efectividad, se compara cada versión basándose en las métricas relevantes encontradas en la literatura. El agente que presente el mejor rendimiento será entrenado con el fin de desempeñarse como un orientador vocacional. A largo plazo, este agente podría servir como base para adaptarlo a diferentes contextos y situaciones.

4 Desafíos para discutir

Un desafío particularmente difícil en este proyecto interdisciplinario será la integración de metodologías y literatura de dos áreas de estudio considerablemente distintas. Por un lado, el manejo de los LLMs, un tema novedoso en el que cuento con experiencia moderada; y por otro lado, la integración del enfoque de GMSL, que se centra en la psicología y la educación, campos en los que requiero fortalecer mi conocimiento y apoyarme en expertos. Esto representa un reto importante para el adecuado desarrollo de este trabajo de investigación.

No obstante, lograr este objetivo me brindará una gran satisfacción, ya que permitirá determinar si es viable implementar un LLM con enfoque psicológico. De ser posible, este enfoque podría aplicarse a una amplia variedad de situaciones que compartan un propósito común y de cierta forma convertirme en experta en este tipo de proyectos.

5 Conclusión

Este proyecto tiene como objetivo crear un agente basado en LLMs con una visión imparcial e integrando factores de diseño relevantes a promover la motivación de mujeres en áreas de STEM, para apoyar a mujeres en elegir su carrera. Se pretende contribuir al campo de la adaptación y evaluación de los LLMs, con la intención de que puedan ser utilizados en intervenciones similares. Además, se busca principalmente fomentar mi desarrollo técnico en el ámbito de los LLMs, con el propósito de adquirir un conocimiento más profundo de este tema y, en particular, mejorar mis habilidades para el futuro.

6 Referencias

- [1] Graciela Rojas Montemayor, Laura Segura Guzmán, & Gina Andrade Baena. (2023). *Informe sobre la brecha de género en STEM en México*. Movimiento STEM+, OIT, y UNICEF. Recuperado de <https://www.unicef.org/mexico/informes/informe-sobre-la-brecha-de-g%C3%A9nero-en-stem-en-la-formaci%C3%B3n-t%C3%A9cnico-profesional-en-m%C3%A9xico>.
- [2] Darraz, M. C. F., Guerrero, G. M., & Pincheira, D. A. Transformar las desigualdades educativas: El rol del género en la orientación vocacional. Recuperado de <https://ediciones.uct.cl/content/uploads/2023/12/Ge%CC%81nero-y-educacio%CC%81n-EDICIONES-UCT.pdf#page=32>.
- [3] Microsoft. (2018). *Closing the STEM gap: Why STEM classes and careers still lack girls and what we can do about it*. Microsoft Corporation. Recuperado de <https://query.prod.cms.rt.microsoft.com/cms/api/am/binary/RE1UMWz>.
- [4] Prieto-Rodriguez, E., Sincock, K., & Blackmore, K. (2020). STEM initiatives matter: Results from a systematic review of secondary school interventions for girls. *International Journal of Science Education*, 42(7), 1144-1161.
- [5] Dominguez, A., Meléndez-Anzures, F., Tejeda, S., Zavala, G., Verdugo-Castro, S., García-Holgado, A., & Sanjakdar, F. Use of technology to empower and connect women in STEM. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Angeles-Dominguez/publication/379111668_Use_of_technology_to_empower_and_connect_women_in_STEM/links/65fb19eba8baf573a1c7a971/Use-of-technology-to-empower-and-connect-women-in-STEM.pdf.
- [6] Stoeger, H., Debatin, T., Heilemann, M., & Ziegler, A. (2019). Online mentoring for talented girls in STEM: The role of relationship quality and changes in learning environments in explaining mentoring success. *New Directions for Child and Adolescent Development*, 2019(168), 75-99.
- [7] Demszky, D., Yang, D., Yeager, D. S., Bryan, C. J., Clapper, M., Chandhok, S., ... & Pennebaker, J. W. (2023). Using large language models in psychology. *Nature Reviews Psychology*, 2(11), 688-701
- [8] Ovadia, O., Brief, M., Mishaeli, M., & Elisha, O. (2023). Fine-tuning or retrieval? comparing knowledge injection in llms. *arXiv preprint arXiv:2312.05934*.
- [9] Oymak, S., Rawat, A.S., Soltanolkotabi, M. & Thramppoulidis, C.. (2023). On the Role of Attention in Prompt-tuning. Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning, in Proceedings of Machine Learning Research 202:26724-26768. Recuperado de <https://proceedings.mlr.press/v202/oymak23a.html>.
- [10] Vijay Kumar, A. B. (2024). *Multi-Agent systems are LLM applications that are changing the automation landscape with intelligent bots*. Medium. Recuperado de <https://abvijaykumar.medium.com/multi-agent-architectures-e09c53c7fe0d>.
- [11] Huang, J., Li, K., & Yehdego, D. (2024). Evaluating Large Language Model (LLM) systems: Metrics, challenges, and best practices. Data Science at Microsoft. Recuperado de <https://medium.com/data-science-at-microsoft/evaluating-llm-systems-metrics-challenges-and-best-practices-664ac25be7e5>.
- [12] Handa, K., Clapper, M., Boyle, J., Wang, R. E., Yang, D., Yeager, D. S., & Demszky, D. (2023). "Mistakes Help Us Grow": Facilitating and Evaluating Growth Mindset Supportive Language in Classrooms. *arXiv preprint arXiv:2310.10637*.



© 2024 by the authors. This work is licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License. To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/> or send a letter to Creative Commons, PO Box 1866, Mountain View, CA 94042, USA.