

Significant gender differences in sociocognitive constructs of STEM students: an analysis supported by machine learning techniques

Juan Sebastian Gutierrez-Rivera, Eng.¹, Silvana Montoya-Noguera, PhD², and Liliana González-Palacio³

^{1,2,3}Universidad EAFIT, Colombia, jsgutierrez@eafit.edu.co, smontoyan@eafit.edu.co, lgonzalez8@eafit.edu.co

^{2,3}Comité de Investigación, Cátedra Abierta Latinoamericana Matilda y las Mujeres en Ingeniería

Abstract— This study explores the perceptions of university students enrolled in STEM programs regarding fourteen sociocognitive constructs, with a particular focus on gender differences. Conducted at EAFIT University (Medellín, Colombia) with a sample of 1,007 undergraduate engineering students, of which 665 valid responses were analyzed, the research aims to address the persistent underrepresentation of women in STEM fields documented globally and nationally. Data were collected through a structured questionnaire comprising 97 variables, including 67 Likert-type items related to constructs such as self-efficacy, self-regulation, sense of belonging, and motivation. The analysis followed the CRISP-DM methodology, encompassing data cleaning and transformation, internal consistency assessment, inferential statistical analysis, dimensionality reduction using principal component analysis (PCA), and modeling with unsupervised clustering algorithms (K-means and DBSCAN), evaluated through the silhouette index. The clustering analysis did not reveal distinct subgroups, as the data were mainly concentrated in a single cluster with low silhouette values (<0.5), indicating high perceptual homogeneity. Nonetheless, inferential results identified statistically significant gender differences in 9 of the 14 constructs. These findings highlight the importance of evidence-based and gender-sensitive educational policies that target specific dimensions reflecting actual disparities in students' sociocognitive experiences within STEM education.

Keywords—STEM education, Sociocognitive Constructs, Gender gap, Machine Learning.

Diferencias de género significativas en constructos sociocognitivos de estudiantes en STEM: un análisis apoyado en técnicas de aprendizaje automático

Juan Sebastian Gutierrez-Rivera, Eng.¹, Silvana Montoya-Noguera, PhD², and Liliana González-Palacio³

^{1,2,3}Universidad EAFIT, Colombia, jsgutierr@eafit.edu.co, smontoyan@eafit.edu.co, lgonzalez8@eafit.edu.co

^{2,3}Comité de Investigación, Cátedra Abierta Latinoamericana Matilda y las Mujeres en Ingeniería

Resumen— Este artículo tiene como objetivo explorar la percepción de estudiantes universitarios de programas STEM frente a catorce constructos sociocognitivos, con énfasis en las diferencias por género. La investigación responde a la persistente brecha en la participación femenina en áreas STEM, documentada a nivel nacional e internacional, que exige enfoques analíticos rigurosos. El estudio se desarrolló en la Universidad EAFIT (Medellín, Colombia) con una muestra de 1007 estudiantes de pregrado en ingeniería, de los cuales se analizaron 665 registros válidos. Se aplicó un cuestionario estructurado compuesto por 97 variables, 67 de ellas con escalas tipo Likert relacionadas con constructos como autoeficacia, autorregulación, sentido de pertenencia y motivación. Para el análisis se empleó la metodología CRISP-DM, que incluyó la limpieza y transformación de datos, la evaluación de la consistencia interna, el uso de estadística inferencial, la reducción de dimensionalidad mediante análisis de componentes principales (PCA) y el modelado con algoritmos de agrupamiento no supervisado (K-means y DBSCAN), evaluados con el índice de silueta. Los resultados del modelado no mostraron subgrupos definidos, evidenciando una concentración de los datos en un solo clúster y valores bajos de silueta (<0.5), lo que sugiere una alta homogeneidad perceptiva. No obstante, la estadística inferencial identificó diferencias significativas por género en 9 de los 14 constructos analizados. Estos hallazgos aportan evidencia útil para el diseño de políticas educativas más equitativas y basadas en datos, orientadas a las dimensiones que reflejan brechas reales en la experiencia sociocognitiva del estudiantado en programas STEM.

Palabras clave— Educación STEM, Constructos Sociocognitivos, Brecha de género, Aprendizaje Automático.

I. INTRODUCCIÓN

La participación femenina en programas académicos de Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas (STEM, por sus siglas en inglés) continúa siendo considerablemente menor que la masculina. De acuerdo con el Informe Global de Brechas de Género 2024, solo el 28,2% de las mujeres participan en áreas STEM, en comparación con el 47,3% en otros sectores [1]. Diversos factores culturales y sociales perpetúan esta desigualdad, fomentando la idea de que las carreras STEM son dominio masculino. Investigaciones previas señalan causas como los estereotipos de género, percepciones sobre el entorno laboral, prioridades de vida, y diferencias cognitivas entre hombres y mujeres [2]. Asimismo, persisten creencias que asocian el trabajo científico y tecnológico con lo masculino [3].

Este estudio se propuso analizar cómo perciben estudiantes universitarios —tanto mujeres como hombres— su relación con el campo STEM a partir de catorce constructos sociocognitivos. Entre estos se encuentran la autoeficacia, la autorregulación, la

motivación (intrínseca y extrínseca) y el sentido de pertenencia, tanto al programa como al campo STEM. Para ello, se diseñó una investigación de enfoque cuantitativo, de tipo no experimental y de corte transversal, basada en la aplicación de 1007 encuestas a estudiantes de programas STEM en una universidad privada en Medellín, Colombia.

La investigación buscó responder si existen diferencias estadísticamente significativas entre mujeres y hombres en relación con estos constructos. Se aplicaron métodos de análisis cuantitativo como pruebas de hipótesis basadas en el valor p para identificar dichas diferencias, así como técnicas de aprendizaje automático no supervisado, entre ellas el Análisis de Componentes Principales (PCA) y algoritmos de agrupamiento como K-means y DBSCAN, para explorar patrones de comportamiento latente en los datos.

Finalmente, se presentan los resultados obtenidos y se discuten las implicaciones de estos hallazgos. El estudio busca ofrecer perspectivas que contribuyan al diseño de estrategias y políticas que promuevan una mayor equidad de género en la educación superior, especialmente en los campos STEM, ayudando así a cerrar la brecha de género desde un enfoque basado en evidencia empírica.

II. MARCO CONCEPTUAL

El presente estudio se fundamenta en dos ejes conceptuales: los constructos sociocognitivos en educación STEM y el uso de técnicas de aprendizaje automático (ML) para su análisis desde una perspectiva de género. La integración de técnicas de análisis de datos y aprendizaje automático (ML) en investigaciones sobre género y constructos sociocognitivos en STEM ha enriquecido la comprensión de este fenómeno y la detección de patrones complejos y barreras invisibles que posiblemente no son visibles con otro tipo de técnicas.

Los constructos sociocognitivos permiten comprender cómo las variables culturales y sociales influyen en las personas. Según Bandura, el concepto hace referencia a elementos mediadores entre los estímulos del entorno y las respuestas de los individuos [4]. Lo anterior incluye dimensiones como creencias, actitudes, expectativas y capacidades autorreguladoras [5]. En educación, estos constructos están relacionados con el rendimiento académico, la persistencia, la elección de carrera y la adaptación al entorno universitario [6].

Un constructo sociocognitivo relevante es la autoeficacia, que hace referencia a la creencia de un individuo sobre su

capacidad de realización y ejecución de acciones necesarias para alcanzar logros [7]. En áreas STEM, la autoeficacia influye en la elección de carrera, el rendimiento académico y la disposición a enfrentar desafíos. Algunas investigaciones muestran que las mujeres tienen niveles más bajos de autoeficacia respecto a los hombres, a pesar de que su rendimiento académico sea igual o mejor, acentuado en disciplinas como física, matemáticas y química [8, 9, 10].

Otro constructo clave es la autorregulación, que significa la habilidad del estudiante para planificar, monitorear y evaluar su propio aprendizaje. Para operativizar es necesario establecer las metas, controlar el esfuerzo, gestionar el tiempo y usar estrategias cognitivas para obtener mejores resultados [11]. Los estudiantes autorregulados son más autónomos, persistentes y normalmente tienen mejor desempeño.

La motivación, entendida como el impulso de una persona para actuar de determinada manera, tiene dos tipos: motivación intrínseca y motivación extrínseca. La primera se refiere al deseo de realizar una actividad por el interés o la satisfacción que ésta genera en sí misma; la segunda, induce a la acción acorde a recompensas externas o reconocimiento [12].

Por último, está el sentido de pertenencia, definido como la percepción del estudiante de ser aceptado, valorado e incluido en un grupo o entorno determinado. En programas STEM, este constructo aplicado al programa de pregrado o al campo disciplinar puede determinar la identidad profesional en formación, la continuidad en la carrera y la satisfacción académica [13]. Algunos autores coinciden en que donde se evidencian brechas de género o una cultura institucional excluyente, el sentido de pertenencia puede verse afectado [14].

Los constructos sociocognitivos antes mencionados no actúan de forma aislada, sino que se interrelacionan en complejas dinámicas que configuran la experiencia educativa de los estudiantes. Estudiar estas variables con enfoque de género permite identificar barreras estructurales y percepciones subjetivas que afectan la equidad y el acceso efectivo a oportunidades en campos STEM.

Para analizar estos constructos, se aplicará la estadística inferencial y técnicas de aprendizaje automático no supervisado, como K-means y DBSCAN, que permiten identificar patrones y agrupar perfiles sin necesidad de etiquetas previas. Se complementa con el análisis de componentes principales (PCA), que resume múltiples ítems por constructo en una sola dimensión, maximizando la variabilidad explicada. La consistencia interna de los ítems será validada mediante el alfa de Cronbach (α), considerado aceptable si $\alpha \geq 0.70$. Para determinar el número óptimo de clústeres, se utilizará el índice de silueta.

Li et al. [15] realizaron un estudio en cursos introductorios de física y se usaron modelos de regresión y path análisis para analizar si el ambiente de aprendizaje modifica las creencias de autoeficacia, interés y sentido de pertenencia. Uno de los hallazgos fue que el reconocimiento percibido amplifica las diferencias de género [15].

Otro estudio de 2025 mostró la relación existente entre ansiedad, autoeficacia y rendimiento académico. El experimento fue ejecutado en cursos de física para biociencias y se abordó desde el análisis predictivo y ML (por ejemplo, SHAP). Las mujeres experimentaron mayores niveles de ansiedad y menor autoeficacia en evaluaciones de alto impacto [16].

Yamani y Almazroa [17] utilizaron técnicas de clustering en percepción de estudiantes de secundaria e identificaron perfiles motivacionales diferenciados por género en STEM. Hubo agrupamientos mixtos combinando niveles intrínsecos y extrínsecos de motivación. Lo anterior generó evidencia de brechas de género en valores percibidos y autoevaluación [17].

Algunos elementos comunes en los estudios mencionados son:

- 1) Uso de ML y modelos estadísticos avanzados (regresión, clustering, SEM, interpretabilidad con SHAP). Esto posiblemente se debe a que son enfoques acertados para explorar relaciones no lineales entre género y constructos sociocognitivos;
- 2) Diversidad en áreas de conocimiento (ingeniería, física, biociencias), lo cual facilita la generación de patrones entre disciplinas técnicas STEM;
- 3) Las variables involucradas y que hacen parte de constructos sociocognitivos (autoeficacia, motivación (intrínseca/extrínseca), ansiedad, sentido de pertenencia e identidad de campo);
- 4) Orientación e interpretación de los agrupamientos generados, que son útiles para identificar mecanismos y grupos vulnerables.

III. METODOLOGÍA

Buscando mayor confiabilidad y pertinencia en los resultados del estudio, se eligió la metodología CRISP DM, debido a su madurez y uso masivo en el sector productivo. Dicho enfoque permite la extracción de conocimiento del negocio y de los datos. Además, ofrece una guía para la preparación de los datos, el modelado y la validación de los modelos. Lo anterior facilita un proceso reproducible y escalable para recolectar y analizar datos. También facilita el establecimiento de nuevas relaciones entre variables y mejoras en la forma de experimentar con ellas. CRISP-DM Está conformada por seis pasos iterativos que se sintetizan en la Tabla I [18].

TABLA I
 DESCRIPCIÓN DE PASOS DEL MODELO CRISP-DM [18]

PASOS	DESCRIPCIÓN
Entendimiento del negocio	En este paso inicial se busca entender el contexto en el que se va a trabajar y establecer cuál será el objetivo del proyecto, definiendo el tipo de análisis que se requiere y estableciendo los criterios de éxito esperados, acorde a la situación o negocio estudiado.
Entendimiento de los datos	En este paso se recopilan los datos disponibles y se analizan para conocer su estructura y su calidad. Es primordial explorar las variables, las observaciones, su

	comportamiento y cómo se relacionan entre sí, utilizando para esta labor herramientas estadísticas.
Preparación de los datos	Se lleva el conjunto de datos “crudo” a una disposición de los datos que puedan ser utilizados en los análisis requeridos, esto implica la selección de las variables relevantes de los criterios de selección que deben cumplir las muestras para pertenecer al conjunto de datos a procesar, y aplicar los métodos necesarios (escalamiento, OneHotEncoding, Labeled Encoding, bins) en función de las técnicas para hacer el análisis.
Modelado	Se elige(n) la(s) técnica(s) de modelado más adecuada(s) al problema de negocio y a los datos disponibles. Se construye y prueba el modelo, haciendo la sintonización de parámetros y seleccionando el mejor resultado según criterios de evaluación.
Evaluación del modelo	Los resultados del modelo se comparan con los objetivos planteados en la primera fase. Se analiza si las metas se alcanzaron y si el modelo es útil para tomar decisiones, además de revisar el proceso completo.
Despliegue del modelo	Finalmente, se pone en marcha la solución. Esto puede implicar la generación de un informe o la implementación de un componente de software. También se podrían contemplar tareas de monitoreo y mantenimiento.

A. Entendimiento del Contexto.

Este estudio fue realizado en la Universidad EAFIT, en Medellín, Colombia bajo el macroproyecto de la alianza 4U “STEM sin fronteras de género: Estrategias para una Educación Inclusiva” llevada a cabo por las universidades EAFIT, ICESI y la Universidad del Norte con el apoyo del Institute for the future of Education del Tecnológico de Monterrey, México. El macroproyecto tiene como objetivo definir recomendaciones para la enseñanza-aprendizaje, las políticas institucionales y de la industria mediante un análisis estructurado para la creación de entornos de aprendizaje equitativos e inclusivos con perspectiva de género.

La menor participación de mujeres en áreas relacionadas con STEM es una preocupación de orden mundial que tiene implicaciones económicas, sociales y políticas, y se acentúa en las áreas específicas de ciencias computacionales, ingeniería y física. A su vez, este fenómeno ocurre en los países sin importar el nivel de equidad social, como ejemplo se cita el caso de Finlandia, país que lidera el ranking de indicador de equidad de género del Foro Económico Mundial, pero que paradójicamente tiene una de las mayores brechas de género en los títulos universitarios en los campos STEM. Argumentos numéricos que avalan las afirmaciones realizadas, se presentan en los Estados Unidos de América en el que la fundación nacional de ciencias reporta que aunque las mujeres obtienen el 57% de todos los títulos en EEUU relacionados con biología, química y matemáticas desde finales de los 90's, ellas no representan más del 20% de los títulos obtenidos en áreas de la ciencia computacional, ingeniería y matemáticas aplicadas, en adición, sólo una cuarta parte de doctorados en matemáticas y estadísticas con obtenidos por mujeres [19].

En Colombia de acuerdo con los datos a corte 2023 del SNIES se aprecia un fenómeno similar en el que la proporción de las mujeres que ingresaron a programas STEM del sistema

de educación superior colombiano fue de tan solo 32,29% en ese año [20].

En la Fig. 1 se muestra el porcentaje de graduadas en programas STEM respecto al total de graduados en Colombia a partir de los datos consultados en SNIES [20] en términos de estudiantes que se gradúan del sistema de educación superior colombiano en programas de áreas CINE de campo amplio: 1. Ciencias naturales, matemáticas y estadística, 2. Ingeniería, Industria y construcción. y 3. Tecnología de la información y comunicación (TIC), que se tomaron como programas relacionados con STEM. Se evidencia que Colombia no es ajeno a la infra participación de las mujeres en estos programas a lo que Cherney [19] describió en su estudio de 2023.

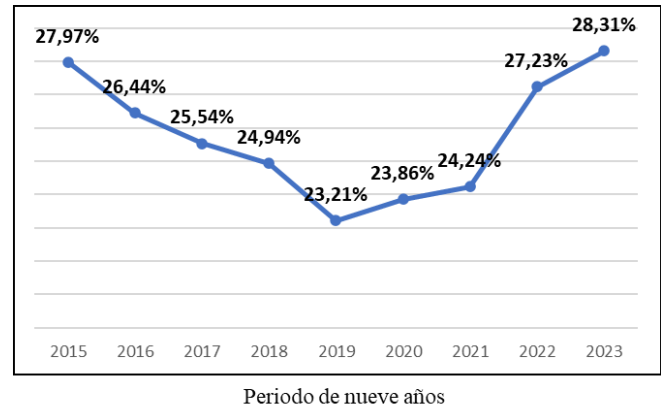


Fig. 1: Porcentaje de mujeres graduadas en programas STEM respecto al total de graduados en Colombia periodos 2015 al 2023. Elaboración propia con datos de SNIES [20]

Como se muestra en la Fig. 1, pese a que la participación de mujeres va en aumento en los últimos años, se evidencia que en estos 9 años no ha alcanzado el 30% de participación respecto del total.

El caso más dramático se aprecia en las carreras del área CINE asociados a programas de Tecnología de la información y comunicación (TIC) en el que a lo largo de los nueve años del registro en los que a duras penas ha superado el 20% de participación y de hecho en el año más reciente (2023) las mujeres fueron sólo el 17% de los 4642 graduados en esa área, tasa muy baja de mujeres aún [20].

En la literatura consultada se encontraron varios factores que pueden ser causas de este efecto presentado con anterioridad, en este artículo se trabaja sobre la tendencia de asociada a las personas en el momento que toman decisiones profesionales basándose en parte en sus fortalezas personales en lo que la literatura consultada denominada como la teoría experiencia - valor del neurocientífico John Eccles, y tras un experimento realizado para ver el impacto en el área de las matemáticas, se observaron diferencias de género en cuanto a las creencias y el logro profesional, siendo los estudiantes varones más propensos que las mujeres a seguir y lograr carreras relacionadas con las matemáticas. Aunque las diferencias mencionadas de género no se pudieron explicar por

las diferencias en las creencias sobre las matemáticas como materia académica [21].

Los resultados presentados en este artículo hacen parte de la primera etapa del proyecto que es el marco referencial de este artículo, cuyo objetivo es realizar un estudio cuantitativo de catorce (14) constructos socio cognitivos entre estudiantes de carreras STEM de la Universidad EAFIT mediante técnicas de análisis cuantitativo y aprendizaje automático.

Para la realización del estudio se cuenta con recursos aprobados en uno de los centros de costos de la universidad EAFIT, un equipo de investigadoras y estudiantes de maestría entre otros colaboradores. Dentro de los riesgos contemplados a la hora de ejecutar las actividades era no obtener la colaboración de los colegas profesores para tomar tiempo de la clase que permitiera a los estudiantes diligenciar las encuestas, a su vez, que un porcentaje alto, superior al 50% de los encuestados tuvieran la condición de ser menores de edad, lo que provocaría por el código de ética del estudio, no proceder con la recolección, uso y publicación de sus datos incluso siendo anonimizados. Otro riesgo durante el estudio es que además de los menores de edad, hubiera contaminación de datos de personas que no fueran de programas STEM o que un porcentaje alto de encuestados abandonaran el instrumento por no sostener entre 12 y 14 minutos que requerían para completar todas las preguntas.

Para minimizar la materialización de riesgos de respuestas nulas e incompletas se decidió escoger cursos de asignaturas de todos los semestres de los distintos programas seleccionados, sin hacer un sesgo hacia primer semestre, zona en donde se esperaba tener una mayor concentración de estudiantes menores de edad. En adición se hizo la inversión en incentivos para otorgar a los estudiantes previa comprobación de encuesta totalmente diligenciada en la pantalla de los dispositivos en que los estudiantes realizaron el ejercicio. Respecto a la mitigación de riesgo de contaminación de los datos, las visitas a salones se hacían en función de la programación de las aulas que tuvieran asignaturas pertenecientes a los programas STEM, y en los casos de que fuese alguna asignatura transversal o en la que pudieran inscribirse otros programas, el encargado de recoger las respuestas exigía conocer el programa matriculado antes de permitir la participación del encuestado.

El resultado deseado de este ejercicio de minería de datos es poder visualizar descubrimientos acerca de cómo es el comportamiento de la percepción de los constructos asociados al área STEM, en los en los estudiantes de este tipo de programas en la Universidad EAFIT y analizar si existen diferencias significativas del comportamiento de las variables entre los géneros (entre mujeres y hombres). Sirviendo como punto de partida para la proposición de recomendaciones.

B. Entendimiento de los datos.

Para el desarrollo de este artículo, se utilizó el cuestionario titulado “Desde STEM hasta mi programa académico: una mirada personal” aplicado a estudiantes de la Universidad

EAFIT en su sede de Medellín de los programas: Biología, Diseño Urbano y Gestión del Hábitat, Geología, Ingeniería Agronómica, Ingeniería Civil, Ingeniería de Diseño de Producto, Ingeniería de Procesos, Ingeniería de Producción, Ingeniería de Sistemas, Ingeniería Física, Ingeniería Industrial, Ingeniería Matemática, Ingeniería Mecánica.

B.1. Descripción del cuestionario

El cuestionario fue aplicado en una herramienta digital con tabulación automática sólo para mayores de 18 años. Constó de 97 recolectores de características de los cuales, 13 tomaban datos de manera automática como por ejemplo geolocalización de la persona en el momento de las respuestas, duración de tiempo dentro de la encuesta, ID generado, entre otros. Las respuestas a las 67 preguntas asociadas a los 14 constructos socio cognitivos estaban organizadas en escala de Likert de 5 opciones (de Totalmente de acuerdo con Totalmente en desacuerdo).

B.2. Visita a salones de asignaturas de programas STEM

En cada visita, se presentaba la persona recolectora de los datos, explicaba de manera general quiénes eran las entidades responsables del estudio, la justificación del estudio, cómo sus respuestas eran valiosos aportes y se daba la instrucción a los estudiantes para diligenciar el cuestionario. Mientras lo diligenciaban, el encuestador permanecía en el aula como facilitador ante cualquier duda del estudiante. Al terminar las preguntas los estudiantes se acercaban al encuestador, mostraban la pantalla indicando la finalización a satisfacción de las preguntas y este procedía a entregar a dicho estudiante el incentivo dispuesto para ello.

B.3. Exploración de los datos resultantes.

La dimensión conceptual del instrumento se estructura alrededor de 14 constructos sociocognitivos, entre los que destacan: Autoeficacia (9 ítems), Autorregulación (6), Expectativas de valor percibido en STEM (8), Sentido de pertenencia al programa (8), Expectativas de éxito en STEM (7), y Compromiso académico (5). Estos constructos permiten abordar de manera integral factores psicológicos, motivacionales y contextuales relacionados con la experiencia de los estudiantes de la Universidad EAFIT en programas STEM.

C. Preparación de los datos.

En este artículo se analizan las preguntas asociadas a los constructos sociocognitivos con múltiple opción y única selección de respuesta. Del total de encuestados, 665 datos estaban completos.

Dentro de la transformación de valores de los subconjuntos de reactivos se redujo dimensionalidad a 11 de los 14 constructos, debido a que tres de ellos correspondientes a: “Compatibilidad género programa, Compatibilidad el propio estudiante con el área STEM y Compatibilidad entre el género

y el área STEM, tienen la particularidad de que sólo un reactivo es el que mide la percepción, por lo tanto, no fueron resumidos.

D. Modelado

Una vez finalizada la preparación de los datos, se procedió al modelado mediante técnicas de agrupamiento no supervisado, seleccionando K-means y DBSCAN. La decisión de aplicar técnicas de clustering se sustentó en la necesidad de explorar posibles patrones ocultos y estructuras latentes entre los estudiantes encuestados.

Antes del entrenamiento de los modelos, se realizó un escalamiento a los datos para que sus valores originales no alteraran los resultados, dada la sensibilidad de K-means a datos con diferentes escalas, para ello se transformaron a valor estándar Z y con ello poder etiquetar de una manera más eficaz a que clúster asignó cada uno de los datos, para su reducción de dimensionalidad utilizando Análisis de Componentes Principales (PCA), con el fin de simplificar el espacio de características y mejorar la interpretabilidad al permitir graficar en dos dimensiones la estructura visual de los datos.

E. Evaluación del Modelo

Se emplearon índices de validación interna, en particular el índice de silueta, que permite cuantificar cuán bien están definidos los clusters generados.

F. Despliegue del Modelo

Por último, la etapa de despliegue consiste en el compendio de visualizaciones gráficas, análisis descriptivos y resultados del modelado (ML), con énfasis en la interpretación de patrones generales y diferencias significativas por género.

IV. RESULTADOS DE DATOS CUANTITATIVOS

Esta sección expone los hallazgos derivados del presente estudio. Primero, se presenta el conjunto de datos y la caracterización de los estudiantes encuestados. Posteriormente, se presentan los valores promedio y la distribución de los 14 constructos sociocognitivos diferenciados por género. Finalmente, se presentan los resultados de agrupamiento para explorar la constitución subyacente de las personas encuestadas en el estudio.

A. Caracterización de los estudiantes encuestados.

En la Universidad EAFIT se cuentan con 3163 estudiantes con matrícula activa en los programas relacionados con STEM de los cuales 2132 (67.4%) son hombres y 1031 (32.5%) son mujeres.

En este estudio, hubo en total 1007 sujetos encuestados, de los cuales 493 (66%) fueron hombres, 253 (33.9%) fueron mujeres, 6 personas eligieron la respuesta “Prefiero no contestar” y 255 respuestas fueron de facto valores nulos pues no se diligenció una sola pregunta. Se evidencia que en los sujetos encuestados se tiene casi la misma participación porcentual de mujeres que en los programas STEM de la Universidad EAFIT.

La edad de los encuestados se encuentra entre los 16 hasta los 45 años, además se identifica que 86 personas no diligenciaron esta pregunta. Los hombres presentaron una media de 20.4 años, mientras que las mujeres reportaron una media ligeramente menor de 19.8 años, con una menor dispersión.

En términos de acceso a becas, el 55.4% de las mujeres manifestó contar con algún tipo de apoyo económico, frente al 43.3% de los hombres, lo cual podría reflejar políticas institucionales de equidad o factores contextuales asociados. Respecto al capital educativo familiar, los padres y madres de hombres tienden a tener una mayor representación en niveles profesionales, mientras que en el caso de las mujeres se observa una mayor frecuencia en niveles técnico-tecnológicos. Estos datos permiten trazar un perfil preliminar de los sujetos encuestados, donde se vislumbran posibles diferencias estructurales por género que podrían estar asociadas con su permanencia o percepción del entorno STEM.

En la Fig.2 se presenta la distribución de estudiantes por programa académico que respondieron la encuesta. Se encontró que la mayoría de las personas encuestadas pertenecen a Ingeniería de Sistemas con 266 personas. Se destaca que hubo coincidencia en los dos programas que tuvieron la mayor participación tanto de mujeres como hombres y fueron: Ingeniería de Sistemas (228 encuestados hombres y 88 mujeres) e Ingeniería Civil (114 hombres y 46 mujeres). Sólo estos dos programas aportaron cerca del 50% de los sujetos encuestados.

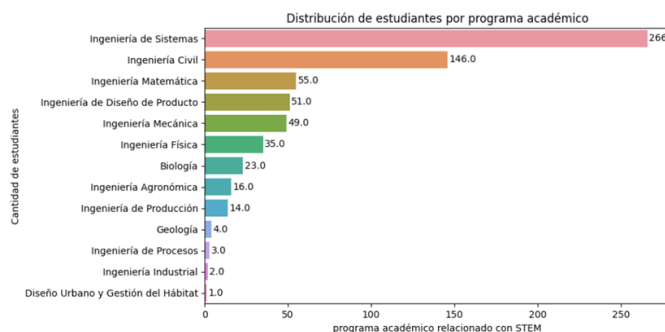


Fig. 2: Distribución de estudiantes por programa académico que respondieron la encuesta

Para evaluar si existen diferencias en las percepciones de acuerdo con el sexo biológico, se utilizó el enfoque de la estadística inferencial. Primero, se calculó el promedio y la desviación estándar de cada constructo diferenciados por sexo. Los resultados se presentan en la Tabla II. En esta tabla también se presenta el p-value. Cuando este valor es menor o igual a 0.05 indica que el constructo tiene diferencias estadísticamente significativas entre hombres y mujeres.

Como se puede ver en la Tabla II resaltados en verde, se evidenció que en 9 de los 14 constructos socio cognitivos estudiados hay evidencia estadística suficiente para afirmar que hay diferencias en su distribución por su pertenencia a cada sexo biológico, los constructos con esta condición son: Autoeficacia, Autorregulación, Motivación intrínseca,

Motivación Extrínseca, Sentido de pertenencia al programa, Expectativa de éxito en STEM, Compatibilidad entre el género y el programa que está cursando el estudiante, compatibilidad entre el estudiante y STEM, y compatibilidad entre el género y STEM.

TABLA II
ANÁLISIS DIFERENCIAL DE MUJERES (M) Y HOMBRES (H) POR CONSTRUCTO

Constructos	P-value	Promedio			Desviación estándar		
		Total	H	M	Total	H	M
Edad (años)	0,06	20,24	20,43	19,84	2,68	3	1,85
Sexo biológico	0	-	-	-	-	-	-
Semestre	0,41	5	5,05	4,91	2,43	2,43	2,44
Beca	0	0,48	0,43	0,55	0,5	0,5	0,5
Autoeficacia	0	4,21	4,26	4,09	0,69	0,67	0,7
Autorregulación	0	3,83	3,78	3,92	0,68	0,69	0,65
Motivación intrínseca	0,03	3,99	4,03	3,93	0,67	0,68	0,64
Motivación extrínseca	0,03	3,78	3,73	3,87	0,89	0,87	0,92
Sentido de pertenencia al programa	0	4,19	4,23	4,12	0,68	0,7	0,63
Sentido de pertenencia a STEM	0,81	3,84	3,84	3,84	0,87	0,89	0,84
Compromiso Académico	0,1	4,55	4,52	4,62	0,6	0,64	0,5
Expectativa de empleo STEM	0,91	4,22	4,23	4,2	0,84	0,82	0,87
Expectativa de éxito en STEM	0,05	4,12	4,15	4,04	0,76	0,76	0,75
Valor Percibido	0,68	4,12	4,11	4,13	0,76	0,75	0,77
Intención Abandonar	0,43	1,94	1,99	1,83	1,07	1,13	0,92
Genero/Programa	0	4,95	5,44	3,98	2,02	1,97	1,77
STEM y el estudiante	0	5,15	5,41	4,66	1,63	1,57	1,64
Genero y STEM	0	5	5,43	4,16	1,89	1,87	1,66

Para ahondar más en estas diferencias, en la Fig. 3 se muestra la distribución de los constructos por género de las 9 variables mencionadas.

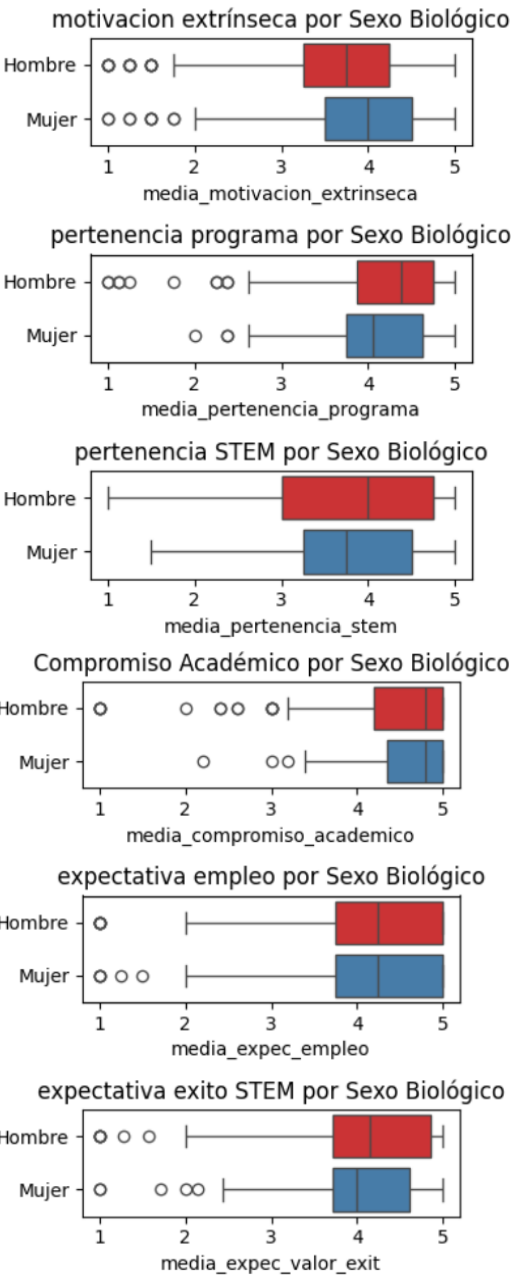
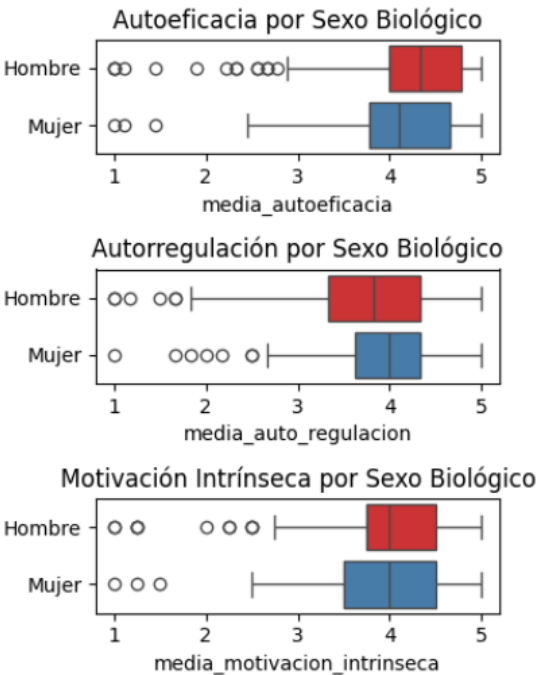


Fig. 3: Distribución de constructos por género parte 3

B. Resultados de la aplicación de algoritmos de clustering

En la Fig. 4 se muestran las respuestas separadas por los componentes principales a los que se redujo el dataset procesado por K-means en donde se obtuvo un puntaje de silueta de 0.139, menor a 0.5.

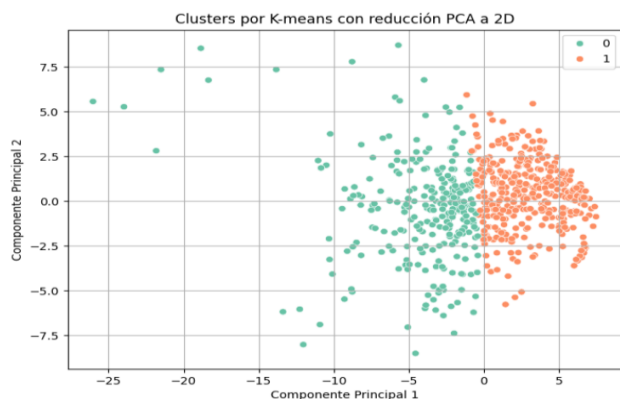


Fig. 4: Distribución de muestras en K-means para un valor de $K = 2$

En el momento en que se realizó el DBSCAN se hicieron iteraciones para buscar la posibilidad de obtener dos agrupamientos diferenciados; sin embargo, se muestran grupos inmersos dentro de la masa de datos. Para un valor de ϵ igual a 14, se obtienen dos grupos presentados en la Fig. 5. El índice de silueta obtenido fue de 0.3844, lo que no es satisfactorio para afirmar que hay más de un grupo consistente inherente en los datos con 2 clústeres.

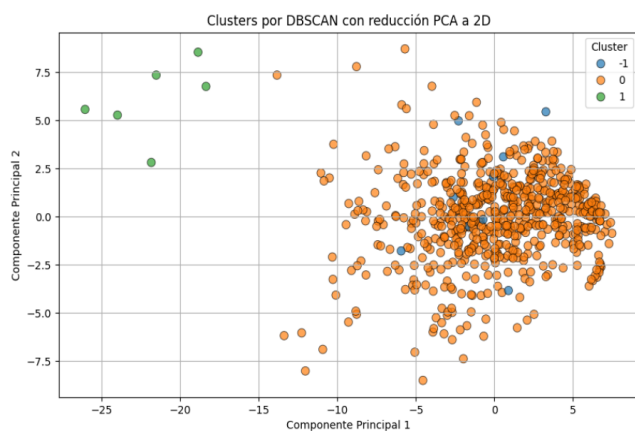


Fig. 5: Distribución de muestras en DBSCAN para un valor de $\epsilon = 14$

Los valores obtenidos en todos los enfoques fueron bajos (menores a 0.5), lo cual indica una estructura de agrupamiento débil o difusa. En la visualización mediante técnicas como PCA, los datos mostraron una distribución sin evidencias claras de subgrupos internamente diferenciados, lo cual sugiere una alta similitud entre las respuestas de los estudiantes. Tanto en los modelos con constructos resumidos como en la matriz completa, se observó una fuerte tendencia a la concentración de los datos en un único grupo, con la aparición de valores periféricos que fueron identificados como posibles outliers. Este comportamiento podría explicarse por una correlación significativa entre los constructos indagados, o por la naturaleza homogénea de las percepciones entre los estudiantes de programas STEM en la institución.

V. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS

El análisis ejecutado logró evidenciar diferencias estadísticamente significativas entre los hombres y las mujeres en 9 de los 14 constructos. Las mujeres encuestadas tienen una percepción más baja que los hombres encuestados en siete de estos constructos: Autoeficacia, Motivación intrínseca, Sentido de pertenencia con el programa, Expectativas de valor de éxito en la carrera del estudiante en STEM, y en las tres evaluaciones de compatibilidad (entre el género y el programa, entre STEM y el estudiante, y entre género y STEM).

En el caso de la compatibilidad entre género y STEM (percepción colectiva) y la compatibilidad del estudiante con el área STEM (percepción individual) se presentan diferencias más marcadas donde las mujeres presentaron valores promedios bastante menores. Este resultado cobra relevancia para el diseño de estrategias de inclusión que refuercen la compatibilidad de ellas mismas como personas, y de las mujeres, respecto a los programas que estudian y al área STEM.

Sin embargo, las mujeres presentaron en promedio una percepción mayor que los hombres en dos constructos: Autorregulación y Motivación extrínseca. Estas diferencias, si bien estadísticamente significativas, presentan gran variación entre respuestas.

Respecto al agrupamiento, se evidencia una posible ausencia de estructura clara de separación, pues para las dos técnicas de agrupamiento utilizadas en este artículo se agruparon la mayoría de los datos en un sólo grupo de forma semi-elíptica, y con índices de silueta menores que 0.5. Puede ocurrir que no haya un sub-agrupamiento interno dentro de las muestras o que las variables indagadas por los reactivos del instrumento presentaron un comportamiento correlacionado entre sí [22]. El comportamiento elíptico de las proyecciones en 2D de las muestras indican que la variabilidad de los datos está explicada de mayor manera en una sola dirección. Este enfoque sugiere que los estudiantes tienen perfiles similares en sus respuestas, y no hay subgrupos naturales diferenciados en las dimensiones abordadas en el estudio. Se podría considerar el uso de otras técnicas de agrupamiento, con un enfoque probabilístico o con cálculos de distancia no lineales proyectando desde espacios vectoriales diferentes para identificar agrupamientos más complejos que no sólo se expliquen por el género.

A futuro se pretende utilizar los hallazgos de este estudio para una fase cualitativa de validación de las percepciones diferenciadas por género en estos constructos. Finalmente, se pretende establecer intervenciones en cierre de brechas de género, para apoyar la experiencia académica y asegurar la permanencia, especialmente en áreas donde ellas mismas reportan un menor sentido de pertenencia.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Se agradece el apoyo de la Universidad EAFIT, la Universidad del Norte, la Universidad ICESI y el Tecnológico de Monterrey. Este artículo es resultado del proyecto titulado:

REFERENCIAS

- [1] Sistema Nacional de la Información de la Educación Superior -SNIES (2023). Estudiantes Matriculados en primer curso 2023 [En línea]. Disponible en: <https://snies.mineduacion.gov.co/porta/ESTADISTICAS/Bases-consolidadas/>
- [2] A. Alam, «Psychological, Sociocultural, and Biological Elucidations for Gender Gap in STEM Education: A Call for Translation of Research into Evidence-Based Interventions»: presented in 2nd International Conference on Sustainability and Equity (ICSE-2021), Bhubaneswar, India, 2022. Doi: 10.2991/ahsseh.k.220105.012.
- [3] G. Costa-Lizama, L. San Martín, O. Pinto, y G. Gatica, «Hack4women: un paso hacia la equidad de género», Texto Livre, vol. 15, p. e39348, oct. 2022, doi: 10.35699/1983-3652.2022.39348.
- [4] D. Donahoe, «“The Definition of STEM? “», Today’s Engineer, IEEE-USA, dic. 2013.
- [5] C. J. Heffernan, «Social foundations of thought and action: A social cognitive theory, Albert Bandura Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1986, xiii + 617 pp. Hardback. US\$39.50.», Behav. change, vol. 5, n.º 1, pp. 37-38, mar. 1988, doi: 10.1017/S0813483900008238.
- [6] A. Bandura, Self-efficacy: The Exercise of Control. New York, NY, USA: W. H. Freeman/Times Books/Henry Holt & Co., 1997.
- [7] J. E. Ormrod, Human learning, Eighth edition. Hoboken, NJ: Pearson, 2020.
- [8] S. Hermans, M. Gijzen, T. Mombaers, y P. Van Petegem, «Gendered patterns in students’ motivation profiles regarding iSTEM and STEM test scores: a cluster analysis», IJ STEM Ed, vol. 9, n.º 1, p. 67, oct. 2022, Doi: 10.1186/s40594-022-00379-3.
- [9] K. M. Whitcomb, Z. Y. Kalender, T. J. Nokes-Malach, C. D. Schunn, y C. Singh, «A mismatch between self-efficacy and performance: Undergraduate women in engineering tend to have lower self-efficacy despite earning higher grades than men», 12 de marzo de 2020, arXiv: arXiv:2003.06006. doi: 10.48550/arXiv.2003.06006.
- [10] A. L. Zeldin y F. Pajares, «Against the Odds: Self-Efficacy Beliefs of Women in Mathematical, Scientific, and Technological Careers», American Educational Research Journal, vol. 37, n.º 1, pp. 215-246, mar. 2000, doi: 10.3102/00028312037001215.
- [11] B. J. Zimmerman, «Attaining Self-Regulation», en Handbook of Self-Regulation, Elsevier, 2000, pp. 13-39. doi: 10.1016/B978-012109890-2/50031-7.
- [12] E. L. Deci y R. M. Ryan, Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behaviour. Boston, MA: Springer US, 1985. doi: 10.1007/978-1-4899-2271-7.
- [13] C. Corson y M. G. González-Morales, «Exploring women’s and men’s belonging in STEM», EDI, dic. 2024, doi: 10.1108/EDI-02-2024-0060.
- [14] M. H. Yong, G. Chikwa, y J. Rehman, «Factors affecting new students’ sense of belonging and wellbeing at university», Innovations in Education and Teaching International, pp. 1-14, ene. 2025, doi: 10.1080/14703297.2025.2453104.
- [15] Y. Li, K. M. Whitcomb, y C. Singh, «How learning environment predicts male and female students’ physics motivational beliefs in introductory physics courses», en 2020 Physics Education Research Conference Proceedings, Virtual Conference: American Association of Physics Teachers, sep. 2020, pp. 284-290. doi: 10.1119/perc.2020.pr.Li.
- [16] T. D. Buskirk, A. Kirchner, A. Eck, y C. S. Signorino, «An Introduction to Machine Learning Methods for Survey Researchers», Surv Pract, vol. 11, n.º 1, pp. 1-10, ene. 2018, doi: 10.29115/SP-2018-0004.
- [17] N. Yamani y H. Almazroa, «Exploring career interest and STEM self-efficacy: implications for promoting gender equity», Front. Psychol., vol. 15, p. 1402933, oct. 2024, doi: 10.3389/fpsyg.2024.1402933.
- [18] P. Chapman, «CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide», Computer Science, 2000. [En línea]. Disponible en: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:59777418>
- [19] I. D. Cherney, «The STEM paradox: Factors affecting diversity in STEM fields», J. Phys.: Conf. Ser., vol. 2438, n.º 1, p. 012005, feb. 2023, doi: 10.1088/1742-6596/2438/1/012005.
- [20] Sistema Nacional de la Información de la Educación Superior - SNIES (2023) Tableros de Control - Graduados en CINE Campo Amplio 1. Ciencias naturales, matemáticas y estadística, 2. Ingeniería, Industria y construcción. y 3. Tecnología de la información y comunicación (TIC) 2023 [En línea]. Disponible en: <https://hecaa.mineduacion.gov.co/consultaspublicas/tableros/graduados>
- [21] F. Lauermaun, Y.-M. Tsai, y J. S. Eccles, «Math-related career aspirations and choices within Eccles et al.’s expectancy–value theory of achievement-related behaviors», Developmental Psychology, vol. 53, n.º 8, pp. 1540-1559, ago. 2017, doi: 10.1037/dev0000367.
- [22] S. Jaggia, A. Kelly, K. Lertwachara, y L. Chen, «Análisis de conglomerados jerárquicos», en Analítica de Negocios Comunicación con Números, 2.ª ed., McGraw Hill, 2023, pp. 538-545. Accedido: 28 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www-ebooks7-24-com.ezproxy.eafit.edu.co/?il=26249&pg=1>