



**BAO: Sistema digital de acompañamiento emocional preventivo
basado en inteligencia artificial para estudiantes del programa de Ingeniería de Sistemas de
la Universidad Ean**

Juan Ignacio Sánchez Olaya

Juan Nicolas Junca Torres

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:

Ingeniería de sistemas:

Directora:

Marie José Chéry leal

Universidad Ean

Facultad: Ingeniería

Ingeniería de sistemas

Bogotá, Colombia

05/06/2026

Nota de aceptación:

Firma del jurado

Firma del jurado

Firma del director del trabajo de grado

Bogotá, 05/06/2026

Resumen.....	5
Abstract	5
Introducción	6
Marco Teórico.....	9

¿Cuál es el Panorama Actual en la Salud Mental?	9
¿Cuál es el Panorama Actual en la Salud Mental en la Población Universitaria en Colombia?	12
Factores de Riesgo en el Entorno Académico:	14
Gestión Responsable de las Emociones en las Universidades	17
Acompañamiento Preventivo	19
Intervención Clínica	19
Marco Normativo	20
Marco Normativo y Etico de salud Mental: Ley 1616 de 2013:	20
Marco Normativo del Tratamiento de Datos Personales en Colombia	21
Computación Afectiva: El modelo de Rosalind Picard.....	22
Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN):.....	22
La IA y las emociones	24
Estado del arte.....	26
Análisis Comparativo de la Literatura	29
Síntesis y Vacío de Investigación.....	30
Metodología	31
Enfoque y Alcance de la Investigación	31
Fases del Proceso de Investigación	32
Fase 1: Análisis de Causas y Problemáticas del Bienestar Estudiantil.....	32

Fase 2: Identificación y Especificación de Requerimientos	32
Fase 3: Definición y Construcción de la Arquitectura Técnica	33
Fase 4: Desarrollo del Prototipo de Agente Virtual	33
Fase 5: Ejecución del Protocolo de Verificación Técnica	34
Consideraciones Éticas y Legales	34
Resultados	35
Resultados Obtenidos de la Fase 1: Diagnóstico y Caracterización de Necesidades.....	35
Resultados Obtenidos de la Fase 2: Especificación de Requerimientos del Sistema.....	40
Resultados Obtenidos de la Fase 3: Implementación de la Arquitectura Cloud-Native	42
Resultados Obtenidos de la Fase 4: Prototipo Funcional de Agente Virtual: BAO.....	44
Resultados de la Fase 5 Matriz de Cumplimiento Técnico y Reporte de Estabilidad y	
Precisión.	50
Costos.....	52
Discusión.....	58
Plan de divulgación.....	61
Eje Académico: Publicación de Resultados	62
Eje Universidad: Escalabilidad y Despliegue Transversal Institucional.....	63
Eje Industria: Transferencia B2B y Modelo de Negocio Corporativo	64
Cronograma Estimado de Divulgación y Recursos Requeridos	65
Conclusiones	67

Referencias.....	68
------------------	----

Resumen

El siguiente artículo presenta el desarrollo de un sistema digital de acompañamiento emocional preventivo, diseñado para estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean. La investigación esta alineada a la creciente problemática de salud mental en el entorno universitario, donde factores como el estrés y la carga cognitiva muchas veces son factores influyentes en la afectación del rendimiento y bienestar del estudiante. Mediante un enfoque metodológico de desarrollo tecnológico aplicado y un alcance exploratorio-descriptivo, se integraron conceptos de computación afectiva y procesamiento de lenguaje natural (PLN) para la creación de un agente virtual empático. El sistema utiliza el modelo de inteligencia artificial que actúa como un reconocedor de expresiones emocionales en el lenguaje, permitiendo una intervención preventiva a posibles afectaciones emocionales y la canalización adecuada hacia rutas de apoyo institucional. Los resultados preliminares indican que la arquitectura propuesta facilita una interacción entre el usuario y el agente virtual más natural y accesible,

constituyéndose como una herramienta estratégica para el fortalecimiento de la salud mental de los estudiantes del programa de Ingeniería de Sistemas de la Facultad de Ingeniería de la universidad Ean y cumpliendo con los marcos normativos de protección de datos y salud pública en Colombia.

Palabras Clave: Salud mental, Inteligencia artificial, Agente virtual empático, Computación afectiva, Ingeniería de sistemas, Procesamiento de lenguaje natural (PLN), Bienestar estudiantil.

Abstract

The following article presents the development of a digital preventive emotional support system designed for Systems Engineering students at Universidad Ean. The research addresses the growing mental health challenges within the university environment, where factors such as stress and cognitive load often impact student performance and well-being. Using an applied technological development methodological approach with an exploratory-descriptive scope, concepts of affective computing and natural language processing (NLP) were integrated to create an empathetic virtual agent. The system utilizes an artificial intelligence model that acts as an emotional expression recognizer in language, enabling preventive intervention for potential emotional distress and facilitating proper referral to institutional support channels. Preliminary results indicate that the proposed architecture fosters a more natural and accessible interaction between the user and the virtual agent, establishing itself as a strategic tool for strengthening the mental health of Systems Engineering students in the School of Engineering at Universidad Ean, while complying with Colombian regulatory frameworks for data protection and public health.

Keywords: Mental health, Artificial intelligence, Empathetic virtual agent, Affective computing, Systems engineering, Natural language processing (NLP), Student well-being.

Introducción

En el panorama actual de la educación superior, la salud mental ha dejado de ser un tema periférico para convertirse en un factor determinante del éxito académico y la retención estudiantil. A nivel global, la transición hacia entornos educativos cada vez más competitivos ha disparado los índices de ansiedad y depresión en los estudiantes, una realidad que en Colombia se refleja en la urgencia de la Política Pública de Salud Mental (Resolución 4886 de 2018, derogada por el Decreto 729 de 2025 Sin embargo, existe una brecha crítica entre la intención normativa y la capacidad operativa de las universidades para ofrecer un acompañamiento que sea tanto preventivo como escalable. Las estrategias tradicionales, basadas casi exclusivamente en la intervención humana, presentan limitaciones de disponibilidad y, a menudo, enfrentan el estigma social que impide al estudiante buscar ayuda en etapas tempranas de crisis.

Para los estudiantes de Ingeniería de Sistemas, este escenario presenta matices particulares. La naturaleza de su formación exige una gestión constante de la frustración ante el error técnico, una carga cognitiva elevada y jornadas de trabajo que suelen extenderse fuera de

los horarios administrativos de los centros de bienestar universitario. Esta particularidad crea un "punto ciego" institucional: el estudiante experimenta los mayores niveles de estrés en la soledad de su entorno de desarrollo, lejos de cualquier canal de apoyo formal. Ante esta problemática, surge la necesidad de investigar soluciones que habiten el mismo ecosistema digital donde el estudiante desarrolla su vida académica, utilizando la tecnología no solo como una herramienta de trabajo, sino como un vehículo de soporte emocional.

El campo científico ha intentado mitigar esta situación mediante la teleorientación, pero los sistemas actuales suelen ser interfaces rígidas y reactivas que no logran establecer un vínculo de confianza (**Vásquez & Torres, 2024**). La literatura reciente sobre interacción humano-computador sugiere que la "Computación Afectiva" es la clave para superar esta barrera, permitiendo que las máquinas identifiquen y respondan a los estados emocionales del usuario (Cercas, 2024; Picard, 2000). No obstante, la aplicación de estos conceptos en agentes conversacionales diseñados específicamente para el contexto de la ingeniería es todavía incipiente. Esta investigación aborda precisamente ese vacío, explorando cómo la inteligencia artificial puede dejar de ser un procesador de datos para convertirse en un acompañante empático que facilite la identificación temprana de necesidades de apoyo y orientación.

El objetivo central de este estudio es el desarrollo técnico y funcional de BAO, un agente virtual diseñado para estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean. Para alcanzar este propósito, la investigación se propone analizar las causas y problemáticas del bienestar emocional en el entorno universitario mediante información documental, permitiendo identificar y especificar los requerimientos funcionales y no funcionales del sistema. Sobre esta base, se define y construye la arquitectura técnica de la aplicación, integrando una interfaz de usuario en React y servicios de *backend* en Azure Functions potenciados por el modelo Google Gemini.

Posteriormente, se desarrolla el prototipo del agente orientado a sostener diálogos fluidos y adaptativos que promuevan la salud mental, concluyendo con un protocolo de verificación técnica para medir la funcionalidad de la herramienta y la coherencia de las recomendaciones entregadas. A través de un alcance exploratorio-descriptivo, se busca evaluar si la mediación tecnológica bajo un modelo de anonimato y disponibilidad 24/7 mejora la canalización efectiva hacia las rutas de apoyo de la universidad, fortaleciendo la salud mental desde una perspectiva de ingeniería aplicada.

Con base en lo anterior, se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo diseñar un agente virtual empático basado en inteligencia artificial que contribuya al acompañamiento emocional preventivo de los estudiantes del programa de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean?, Para orientar el desarrollo de este análisis, se propone una hipótesis de trabajo fundamental; es de carácter descriptivo, plantea que la implementación de un sistema virtual empático basado en inteligencia artificial permite proporcionar un mecanismo de acompañamiento digital preventivo para identificar necesidades de apoyo y orientación tempranas de los estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean .

Marco Teórico

¿Cuál es el Panorama Actual en la Salud Mental?

La salud mental se considera como un estado de bienestar, el cual permite que las personas tengan la capacidad de afrontar situaciones complejas como: el estrés de la vida, el descubrimiento y desarrollo de sus habilidades, aprender, trabajar y brindar un servicio a la comunidad. Se considera como un derecho fundamental, ya que es bastante influyente para el desarrollo personal y socioeconómico de la persona. La salud mental es mucho más que la ausencia de trastornos mentales **(Organización Mundial de la Salud [OMS], 2022; Ministerio de Salud y Protección Social, 2018).**

El Ministerio de Salud y Protección Social el 7 de noviembre del 2018 adoptó la política pública de Salud Mental bajo la Resolución 4886, dando como resultado el cumplimiento de la primera meta mundial del plan de acción que fue emitido por la OMS 2013-2020. Este plan emite unas recomendaciones y orientaciones de programas de prevención y promoción, el fortalecimiento de los servicios de la salud, la optimización de los sistemas de información y promoción de la rehabilitación (Ministerio de Salud y Protección Social, 2018).

Según una encuesta nacional realizada en el 2015 por parte del Ministerio de Salud **se toma una muestra de tipo probabilístico** de aproximadamente 15.351 personas, las cuales fueron tomadas del casco urbano y rural del país y su edad corresponde en un rango de 7 a 96 años. Los principales hallazgos extraídos de esta encuesta indican que:

En la población infantil, específicamente en el rango de los 7 a 11 años, los síntomas de mayor prevalencia son el lenguaje anormal (19.6%), la presencia de nerviosismo o susto sin

causa justificada (12.4%) y los dolores de cabeza frecuentes (9.7%). Por su parte, en el grupo de los adolescentes, el panorama revela que el 53% ha experimentado uno o más síntomas de ansiedad, mientras que la totalidad de esta población reporta haber presentado al menos un síntoma de depresión. Dentro de este mismo segmento, la ideación suicida constituye un factor de alta preocupación con una prevalencia general del 6.2%; este fenómeno afecta mayoritariamente a la población femenina (7.4%) en comparación con la masculina (4.9%) (Ministerio de Salud y Protección Social & Colombia, 2015).

En cuanto a los adultos entre los 18 y 44 años, el 52.3% reportó uno o más síntomas de ansiedad, y el 100% manifestó haber tenido al menos un síntoma depresivo. Finalmente, en la población de 45 años en adelante, el 54.8% ha experimentado uno o más síntomas de ansiedad, mientras que la totalidad ha presentado síntomas de depresión. En este último grupo, una proporción mayoritaria del 71.9% reportó uno o varios síntomas depresivos, mientras que el 28.1% restante reportó cuatro o más (Ministerio de Salud y Protección Social & Colombia, 2015).

En lo que concierne a la población adolescente y adulta, los resultados de la encuesta mencionada indicaron que el principal problema de la salud mental es el consumo de alcohol en exceso, seguido de eventos psicológicos como la exposición a eventos traumáticos, la vulnerabilidad a diversas formas de violencia, la depresión, los trastornos de ansiedad y los rasgos de personalidad limítrofe (Ministerio de Salud y Protección Social & Colombia, 2015).

El panorama de la salud mental en Colombia es muy preocupante. Al cierre del año 2025, se registraron 2.066 casos de autolesiones fatales. El suicidio es un problema grave dentro de las lesiones causadas por factores externos y hay una gran diferencia entre hombres y mujeres en cuanto a mortalidad por suicidio, **dado que** los hombres representan el 79% de los

fallecimientos, **mientras que el 21% restante corresponde a mujeres**, y este problema es especialmente complejo en la etapa adulta, entre los 29 y 59 años. Sin embargo, es importante analizar la situación en la juventud; aunque los hombres jóvenes tienen más casos, la incidencia proporcional en mujeres jóvenes es ligeramente mayor dentro de su propio grupo. Estos datos requieren una interpretación técnica y un llamado a la acción social y académica, **siendo** fundamental comprender los factores estructurales que afectan la estabilidad emocional de los colombianos en sus etapas más productivas y vitales (Ministerio de Salud, 2025).

Estos datos no se pueden entender solos, están relacionados con problemas sociales y estructurales que están profundamente presentes en el contexto del país. La inestabilidad en los hogares y comunidades, generada muchas veces por ciclos de violencia continuos y las consecuencias del conflicto armado, produce una base de vulnerabilidad emocional que se pasa de generación en generación. Se suma a esto la desigualdad socioeconómica **que** limita las oportunidades de desarrollo y expone a gran parte de la población a un estrés constante por la falta de recursos básicos. Estos factores, junto con la persistencia de estigmas culturales y barreras de acceso en salud, crean un escenario en el que el malestar individual es en realidad el reflejo de una fractura social. Por tanto, estas cifras no solo requieren una interpretación técnica. También exigen un llamado a la acción social y académica para entender los factores estructurales que afectan la estabilidad emocional de los colombianos en sus etapas más importantes y cruciales de sus vidas (Ministerio de Salud, 2025).

¿Cuál es el Panorama Actual en la Salud Mental en la Población Universitaria en Colombia?

La salud mental constituye un eje fundamental para que el estudiante universitario logre alcanzar sus objetivos personales y las metas académicas exigidas por la institución (Barraza-

Macías, 2018). No obstante, el entorno universitario se define como un espacio de alta complejidad, caracterizado por múltiples demandas psicosociales y académicas que el estudiante debe gestionar de manera autónoma. En el contexto reciente de la postpandemia, se ha documentado un incremento significativo en la prevalencia de dificultades emocionales dentro de los campus, lo que ha dejado en evidencia una relación directa entre el deterioro del bienestar mental y la disminución del rendimiento académico (Ministerio de Salud y Protección Social, 2023; OMS, 2022).

En el 2023, la Universidad Cooperativa de Colombia, ubicada en la ciudad de Santa Marta, realizó un análisis a una población constituida por jóvenes universitarios a través de una gran variedad de artículos científicos, donde se pudo determinar que los problemas, afecciones o trastornos de la salud mental que más se repiten son los siguientes: 32% ansiedad, 25,5% estrés, 19,13% depresión y 8,51% miedo. La pasada pandemia de COVID-19 ha sido identificada como la causa o detonante de una situación que ya estaba presente, pero que quizá no se le daba la atención necesaria (Ariza Flórez , A y Hernández Herrera, K, 2023).

El fenómeno del estrés académico dentro de un entorno universitario en la era postpandemia ha sido documentado como una respuesta multicausal frente a la inestabilidad del sistema educativo. De acuerdo con Dip (2023), la transición hacia modelos híbridos o virtuales puso de manifiesto una prevalencia de sentimientos negativos vinculados a la incertidumbre y la falta de organización institucional. Este escenario no solo afectó el rendimiento académico, sino que consolidó la ansiedad como un factor transversal que condiciona la salud mental de los estudiantes, exigiendo que las instituciones universitarias trasciendan la formación técnica para integrar estrategias de soporte emocional y pedagógico más robustas (El Estrés y Ansiedad Por COVID-19, 2023).

El estrés y la ansiedad en las universidades después de la pandemia son un problema grande y complejo. Esto se debe a que hay muchos factores que se acumulan y afectan a los estudiantes de diferentes maneras. Por un lado, la parte académica es un problema porque hay demasiado trabajo y las clases están desorganizadas, la parte psicológica es un problema porque los estudiantes no saben qué pasará con su futuro profesional y los aspectos tecnológicos son un problema porque la gente está cansada de estar frente a pantallas y no todos tienen buena conexión a internet (El Estrés y Ansiedad Por COVID-19, 2023).

Todo esto hace que los estudiantes sean muy vulnerables y no solo afecta cómo los estudiantes aprenden, sino que también afectan su estado de ánimo. Por eso, las universidades buscan hacer algo más que solo enseñar, procurando ayudar a los estudiantes de manera integral para que puedan manejar el estrés y la ansiedad en este nuevo mundo educativo (El Estrés y Ansiedad Por COVID-19, 2023).

Entre el 2018-2023, el Ministerio de Salud destinó el 1% de todo el presupuesto a la salud mental, esto permite saber que hay una escasez de camas hospitalarias con una limitada atención y presencia de psiquiatras. Durante la investigación, el Ministerio de Salud pudo determinar un concepto que se aplica bastante a este tipo de casos; “el burnout” se conoce como un estado de agotamiento emocional, físico y mental que puede ser provocado por estrés crónico, y este estado puede generar un bajo rendimiento o una reducción de la motivación en los estudiantes (Lux, 2025). Según la Universidad del Rosario en agosto de 2025, reveló que el 62,23% de los estudiantes, presenta burnout académico moderado o severo, y un 70% cuenta con problemas de sueño (Del Rosario, 2025).

Factores de Riesgo en el Entorno Académico:

En Colombia, poco más del 60% de los estudiantes universitarios, presentan niveles severos de estrés académico, este fenómeno, puede ser el motivo principal de cuadros de ansiedad y depresión debido a experiencias que involucren presiones internas en la vida personal del estudiante (Largo, 2025).

Las causas en entornos académicos que desencadenan este tipo de situaciones pueden ser varias, pero entre esas predomina la carga de trabajo excesiva por parte de las unidades académicas cursantes por parte del estudiante, ya que, en repetidas ocasiones, la acumulación de entregas o exámenes finales dentro de la institución en un periodo de tiempo corto puede llegar a ser abrumador y poco manejable. Estudiantes del área de la salud, son la población que más reportan casos de ansiedad y estrés durante periodos académicos, ya que pueden llegar a ser entornos significativamente más demandantes debido a la carga horaria y responsabilidades clínicas (Influencia de la Ansiedad En el Rendimiento Académico de Estudiantes de Ciencias de la Salud, 2022).

En la última década, la salud mental en las instituciones de educación superior de Latinoamérica se ha consolidado como un pilar fundamental para el éxito académico, reconociendo que la estabilidad emocional es un requisito indispensable para el rendimiento cognitivo. No obstante, fenómenos derivados de la transición a la educación virtual y la desorganización institucional han impactado la salud mental estudiantil, evidenciando la necesidad de que la universidad funcione como un escenario privilegiado para la prevención mediante espacios de escucha profunda y cuidado relacional. De acuerdo con Buconic (2025), la implementación de un acompañamiento educativo integral permite ejercer una función de transformación, donde las experiencias disruptivas son recibidas y procesadas por la institución

para ser devueltas con sentido, evitando así que estas vivencias se cristalicen en síntomas para los estudiantes.

Esta crisis aumentó sentimientos de incertidumbre y agotamiento. También consolidó un conjunto de riesgos para la salud mental, compuesto por ansiedad, depresión y estrés crónico. Estos factores se ven potenciados por las vulnerabilidades socioeconómicas de la región. (Salazar, 2024).

El rendimiento académico hoy en día no depende solo de la capacidad intelectual del estudiante. Es el resultado de una interacción compleja entre factores de riesgo estructurales y la capacidad de las instituciones para brindar apoyo y estrategias para manejar el estrés. Es importante que las instituciones eduquen a los estudiantes para que puedan afrontar los desafíos de la educación en la era digital (Dip, 2023; Salazar, 2024).

Por otra parte, una de las causas más recurrente, corresponde a factores socioeconómicos, ya que casos como la inestabilidad financiera, pueden llegar a generar preocupación e intranquilidad por el atraso de los pagos en matrículas académicas, o también factores como la inseguridad donde el contexto social por parte de la cultura colombiana está marcado por riesgos de hurtos, violencia o cambios sociales bruscos, y esto impacta directamente en la salud mental y/o emocional del estudiante (Rendimiento Académico y Estrés En Estudiantes Universitarios Latinoamericanos, una Revisión Sistemática de Literatura del Periodo 2014-2024, 2025).

Los estudiantes también se enfrentan a problemas psicológicos y cambios en su estilo de vida. Esto sucede especialmente con los estudiantes que se mudan de su lugar de origen, dado que pueden sentirse solos o nostálgicos (Maharaj, S, 2024). Esto se complica cuando se trata de cuestiones de identidad, como la raza, el género y la orientación sexual. Si no hay un ambiente inclusivo, los estudiantes pueden sentirse segregados o tener problemas para encajar. Además,

hay factores culturales y de creencias que influyen. La diferencia entre los valores tradicionales y la vida en la ciudad puede causar tensiones en la identidad de los jóvenes. Otros factores, como la presión económica y la falta de apoyo familiar, pueden aumentar la ansiedad. Según Salazar (2024), estos factores pueden ser muy importantes. La migración interna y la lucha contra prejuicios pueden crear un escenario de riesgo para la salud mental. Si los estudiantes no tienen apoyo emocional, su bienestar y rendimiento académico pueden sufrir.

A la complejidad de los factores psicosociales mencionados, se suma el impacto del acoso entre pares o *bullying*, el cual se redefine en el entorno universitario como una forma de violencia interpersonal que vulnera la seguridad emocional del estudiante. De acuerdo con Salazar (2024), el acoso constituye uno de los factores de riesgo con mayor correlación negativa respecto al rendimiento académico, ya que genera cuadros de fobia social, aislamiento y un deterioro sostenido de la autoestima. Esta dinámica de victimización no solo interfiere en los procesos de aprendizaje, sino que anula las redes de apoyo intrínsecas del aula, transformando el espacio educativo en un entorno hostil que incentiva la deserción. Por tanto, el acoso no debe ser visto como un evento aislado, sino como una barrera estructural que impide el ejercicio pleno de la salud mental y el cumplimiento de las metas pedagógicas en la educación superior. (Soto, S. J. G., & Deudor, 2022)

Gestión Responsable de las Emociones en las Universidades

Considerando lo anterior, es fundamental implementar programas de apoyo preventivo que trasciendan la formación académica y se centren en el bienestar subjetivo. Para lograr que el estudiante desarrolle una experiencia universitaria saludable, se requiere de procesos de gestión emocional que le brinden herramientas para transformar estresores en factores de resiliencia, garantizando así un equilibrio psicológico sostenible. Existen diversas maneras de hacerlo.

Según un artículo de PositivePsychology, hay teorías con las cuales se pueden regular las emociones:

- La teoría del proceso dual: esta teoría sugiere que la regulación emocional incluye procesos automáticos y controlados, donde la regulación automática ocurre sin pensamientos previos, mientras que la regulación controlada es un intento deliberado de gestionar emociones. (Gyurak et al., 2011)

- La teoría polivagal: esta teoría se basa en el papel del sistema nervioso autónomo, y lo que postula es que la interacción con la sociedad o con las personas y el autocontrol ante adversidades son clave para mantener el equilibrio emocional. (Porges, 2011)

- El modelo cognitivo-conductual: Destaca el papel de los patrones de pensamiento en regulación de las emociones. Al alterar lo negativo, las personas pueden reaccionar y cambiar sus respuestas emocionales. (Beck, 1979)

- Modelo de proceso de Gross: Este modelo de regulación emocional propuesto por Gross y Thompson esta basado en las características descritas de las emociones; este modelo se divide en 4 partes: (Gross, 1998; Gross & Thompson, 2007)

1. La situación: se dice que una emoción se origina en el significado de la situación que se le da por parte de la persona, ya que, una persona puede relacionar y/o categorizar una emoción dependiendo la situación que haya presentado. Asimismo, dicho significado puede cambiar con el tiempo, y esto conlleva a cambiar la emoción frente a esa situación.

(Gross, 1998; Gross & Thompson, 2007)

2. La naturaleza (atención): La segunda característica que propone este modelo es su naturaleza multifacética, esto se refiere a que las emociones no solo hacen sentir, sino que también influyen en la toma de decisiones o actuar, captando la atención de la persona.

(Gross, 1998; Gross & Thompson, 2007)

3. Valoración: En esta característica, la persona desencadena un proceso en el que, dependiendo la situación y relación del sentimiento, interpreta el significado de la situación emocional. (Gross, 1998; Gross & Thompson, 2007)

4. Respuesta: En este punto, la valoración da lugar finalmente a la respuesta emocional. Un ejemplo de esto se podría tomar de la siguiente manera: Si un estudiante se encuentra en una situación estresante o sofocante, este puede catalogarlo o evaluarlo como amenazante, lo que lo llevaría a pasar por todas las características mencionadas anteriormente, y, en consecuencia, se podría desencadenar una respuesta emocional de ansiedad

(Gross, 1998; Gross & Thompson, 2007)

Acompañamiento Preventivo

El acompañamiento preventivo busca evitar problemas antes de que surjan. Esto se hace identificando posibles riesgos desde el principio y fortaleciendo las habilidades individuales. En las universidades, este enfoque ayuda a los estudiantes a ser más independientes y a manejar mejor sus emociones cuando enfrentan desafíos académicos y se adaptan a la vida universitaria. (Vista de el Acompañamiento Educativo Integral Como Factor de Cometabolización Psíquica y Prevención En Salud Mental, s. f, 2025)

Al priorizar el bienestar y la detección temprana, el acompañamiento estudiantil provee un soporte inicial de bajo umbral de acceso. Este enfoque permite mitigar riesgos en etapas formativas, reduciendo la necesidad de intervenciones clínicas intensas y complejas, lo que favorece tanto la salud mental del individuo como los índices de retención institucional (Pineda-Roa & Galindo-Vázquez, 2023).

Intervención Clínica

Entender que la forma tradicional de buscar ayuda ya no es suficiente para todos es el primer paso para construir algo mejor, tal como lo señalan la Organización Mundial de la Salud (OMS) y autores como Kazdin (2017). De esta necesidad nace el Modelo de Atención Escalonada (*Stepped Care Model*), un enfoque más cercano y humano porque en lugar de seguir reglas rígidas basadas solo en síntomas, prefiere escuchar y adaptarse a lo que el usuario realmente prefiera. Este modelo se sostiene sobre cinco pilares que lo hacen realmente especial: ofrece un acceso abierto para estar ahí en el momento justo, se nutre del codiseño colaborativo, tiene un alcance sistemático que cubre en cualquier etapa de la vida, se orienta totalmente al usuario respetando la autonomía y nunca deja de aprender gracias a su mejora continua. Al permitir que herramientas de soporte inicial y acompañamiento preventivo gestionen las vulnerabilidades en etapas tempranas, se logra que los profesionales clínicos concentren toda su capacidad técnica y sensibilidad humana en quienes requieren un tratamiento profundo, asegurando así un equilibrio operativo que protege tanto el bienestar del estudiante como la eficacia del sistema asistencial.

Marco Normativo

Marco Normativo y Ético de salud Mental: Ley 1616 de 2013:

Cualquier sistema, o acción que se toma dentro de instituciones privadas o públicas debe alinearse y regirse bajo la ley que respalda la salud mental y se dictan otras exposiciones. La ley 1616 de 2013 reconoce la salud mental como un derecho fundamental en instituciones públicas y privadas y también prioriza la promoción de la salud y la prevención a trastornos mentales. teniendo esta base como ejemplo, podemos regirnos bajo tres ejes de esta ley que son fundamentales:

Promoción y prevención (Art. 7 y 9): La ley obliga a las instituciones educativas la implementación de programas de promoción de la salud mental y prevención del trastorno mental con el fin de garantizar la satisfacción de los derechos fundamentales, el desarrollo y uso de las capacidades mentales para todos los ciudadanos.

Atención integral (Art. 10): La ley establece que la atención para este contexto debe ser interdisciplinaria, y que a su vez estos protocolos y guías deben ajustarse periódicamente cada 5 años.

Respecto a los Derechos de las personas (Art. 6), la ley establece varios puntos que blindan la existencia de cualquier sistema y exigen su responsabilidad ética, como el derecho a recibir información clara y oportuna (numeral 2) de las circunstancias relacionadas con el estado de salud del estudiante, esto incluye mencionar el propósito y el método que se emplea desde el inicio de la interacción, recordando que el sistema es basado en inteligencia artificial y el alcance que se quiere obtener con la interacción; el derecho a la confidencialidad (numeral 15) de la información del estudiante que esté relacionada a su proceso de atención, respetando su intimidad e integridad, a menos que se haga una petición bajo las excepciones de ley (riesgo de vida); y el derecho a recibir una atención integral, integrada e humanizada (numeral 1) por parte del equipo, ya que mediante la computación afectiva actúa como un intento de brindar una interacción que respete la dignidad y sensibilidad del estudiante.

Marco Normativo del Tratamiento de Datos Personales en Colombia

En Colombia, el manejo de la información personal no es solo un requisito técnico, sino el ejercicio de un derecho fundamental conocido como Habeas Data, el cual permite a los ciudadanos conocer, actualizar y rectificar los datos recolectados en archivos y bases de datos (Ley 1581, 2012). Bajo este marco legal, proteger la información trasciende el cumplimiento

normativo para convertirse en un compromiso ético, especialmente al tratar datos sensibles relacionados con la salud, cuya privacidad es innegociable para prevenir cualquier forma de discriminación. Por ello, según la sección 6 del Decreto 1074 de 2015, las organizaciones deben operar bajo el principio de responsabilidad demostrada, el cual exige la implementación de medidas técnicas y administrativas efectivas que puedan ser validadas ante la autoridad competente (Decreto 1074, 2015).

En última instancia, se garantiza que el usuario otorgue su autorización de manera libre, previa e informada, asegurando que su intimidad sea respetada mediante mecanismos transparentes de respuesta (Ley 1581, 2012). Asimismo, la vigilancia de la Superintendencia de Industria y Comercio (2022) garantiza que las instituciones mantengan una gestión de riesgos activa, obligando al reporte inmediato de cualquier incidente que vulnere la privacidad. Este nivel de control asegura que la innovación en servicios digitales no solo cumpla con la ley, sino que también actúe con transparencia y resiliencia frente a posibles amenazas externas.

Computación Afectiva: El modelo de Rosalind Picard

La computación afectiva se define como una disciplina de la inteligencia artificial la cual se plantea como un intento de desarrollo de métodos computacionales orientados al reconocimiento de emociones humanas. Rosalind Picard es conocida por ser la fundadora de esta línea de trabajo, dando a conocer el concepto en su libro “Affective Computing” publicado en el año 2000 (Cercas, 2024).

Un estudio de Picard (2000), muestra que las emociones son muy importantes a la hora de tomar decisiones. Por ejemplo, hay casos de personas que tienen lesiones en el cerebro en áreas que se relacionan con las emociones, y estas personas tienen problemas para tomar decisiones lógicas y cotidianas. La computación afectiva es una disciplina que busca entender

cómo las personas interactúan con las computadoras y se enfoca en dos cosas principales: cómo las computadoras pueden reconocer las emociones de las personas y cómo los sistemas informáticos pueden simular emociones. Esto se basa en la idea de que las emociones son fundamentales para la toma de decisiones, como lo menciona (Picard, 2000).

Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN):

Este campo de la inteligencia artificial busca investigar y perfeccionar la comunicación entre los sistemas y las personas mediante el uso de lenguajes naturales, superando la barrera de la lógica binaria para alcanzar una interacción más cercana y fluida. Si bien, en teoría, cualquier lengua humana puede ser procesada por una computadora, la realidad práctica y económica dicta que el desarrollo global se concentre en aquellos idiomas con mayor presencia en el mercado digital, lo que define el alcance de gran parte de las aplicaciones actuales.

Para que una herramienta de acompañamiento interactúe de forma humana, debe descomponer el lenguaje en un proceso técnico que inicia con la tokenización y el preprocesamiento. Este paso es fundamental, ya que desglosa el mensaje del usuario en unidades mínimas o mas conocidos como tokens y son necesarios para analizar su semántica, eliminando el ruido coloquial que podría confundir al sistema (Jurafsky & Martin, 2024). Posteriormente, el análisis de sentimiento permite que el algoritmo asigne una polaridad y una magnitud emocional al texto; esta capacidad es la que otorga sensibilidad al sistema, permitiéndole diferenciar entre diversas situaciones y las cargas afectivas que el estudiante deposita en sus palabras (Plaza del Arco et al., 2024).

Finalmente, el entendimiento profundo se logra a través de las arquitecturas de transformadores, las cuales representan el estándar más moderno del procesamiento de lenguajes basados en mecanismos de atención (Vaswani et al., 2017). Estas arquitecturas permiten capturar

la complejidad de frases que dependen enteramente del contexto; por ejemplo, logran identificar que una expresión cotidiana como no representa una amenaza literal, sino una manifestación de cansancio extremo. Este nivel de abstracción simbólica y modelización matemática transforma estructuras semánticas complejas en instrucciones ejecutables mediante lenguajes de programación como Python o Java, permitiendo que la lógica binaria de la computadora procese la riqueza del lenguaje natural (Jurafsky & Martin, 2024).

Este flujo de trabajo es el resultado de una colaboración entre personas de diferentes áreas. La labor se divide en dos partes importantes. Los expertos en lenguaje crean modelos y reglas que sirven como base. Los ingenieros informáticos, por otro lado, desarrollan el código que hace que estos modelos funcionen. Hay dos formas principales de hacer modelos de lenguaje en la inteligencia artificial. La primera se basa en reglas y patrones definidos por los expertos en lenguaje. Esto se utiliza para resolver tareas específicas. La segunda se basa en el análisis de grandes cantidades de datos. Esto ayuda a calcular la frecuencia y la probabilidad de que ciertas unidades lingüísticas aparezcan en contextos determinados (Jurafsky & Martin, 2024).

La IA y las emociones

La Inteligencia Artificial Emocional es una parte importante de la computación moderna. Su objetivo principal es hacer que las máquinas puedan detectar, procesar y simular emociones humanas. Esto se logra analizando la forma en que la gente se expresa, el tono de voz y el lenguaje corporal. Aunque estas máquinas no tienen la capacidad de generar emociones reales, pueden cambiar la forma en que se interactúa con la tecnología. Esto es especialmente útil en campos como la telemedicina y la atención al cliente. En estos casos, es importante que la respuesta sea empática y se adapte a las necesidades de cada persona. La idea de la Inteligencia Artificial Emocional se basa en la computación afectiva, según lo presentó Rosalind Picard en la

década de 1990. Ella creía que las emociones son fundamentales para el funcionamiento cognitivo y que, por lo tanto, debían ser parte de cualquier inteligencia artificial que se considere verdaderamente inteligente (Plaza del Arco et al., 2024).

En el desarrollo de sistemas que pueden entender y expresar emociones gracias al Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), hay diferentes formas de abordarlo. La inteligencia artificial ha trabajado históricamente con modelos que se basan en categorías simples. Estos modelos usan datos que personas han etiquetado a mano, limitándose a las seis emociones que Paul Ekman dijo que son universales en su libro “Emotion in the Human Face”: ira, tristeza, alegría, asco, miedo y sorpresa (Plaza del Arco et al., 2024).

Sin embargo, este enfoque tiene problemas, dado que se enfoca demasiado en las expresiones faciales y no tanto en el lenguaje, y algunos filósofos critican que el modelo de Ekman no tiene en cuenta que las emociones normalmente están dirigidas hacia algo o alguien en específico. Esta es una idea que se conoce como “intencionalidad” y el modelo universal no considera esto (Plaza del Arco et al., 2024).

Hay limitaciones importantes en este enfoque categórico que cuestiona su dependencia exclusiva de las expresiones faciales, en lugar de considerar el lenguaje como un factor importante y también señala la falta de dirección en el marco de Ekman, considerando que las emociones generalmente están vinculadas a objetos o situaciones particulares, lo que el modelo universal tiende a ignorar. El desarrollo de sistemas con capacidad emocional mediada por PLN requiere considerar estas limitaciones. Es importante abordar el tema de las emociones de una manera más integral, teniendo en cuenta tanto las expresiones faciales como el lenguaje. También es fundamental considerar la intencionalidad de las emociones, es decir, hacia qué o

hacia quién están dirigidas. De esta manera, se pueden crear sistemas más avanzados y humanos (Plaza del Arco et al., 2024).

Estado del arte

Para establecer el estado del arte se realizó una investigación de la literatura científica siguiendo la metodología PRISMA. Esto asegura que la información sea confiable y se pueda repetir su identificación. Para hacer la investigación, se buscaron estudios en las bases de datos Scopus, Web of Science y SciELO. Se usaron operadores booleanos para encontrar investigaciones sobre inteligencia artificial aplicada a la salud mental, el procesamiento de

lenguaje natural y la computación afectiva. La búsqueda se centró en estudios realizados entre 2020 y 2026, priorizando aquellos que se enfocan en la problemática en universidades y en países de habla hispana. Para la fase de cribado y selección final, se aplicó un proceso de filtrado estructurado. **Como criterios de inclusión**, se seleccionaron artículos revisados por pares que presentaran implementaciones técnicas de asistentes virtuales o estudios de diagnóstico de estrés/ansiedad en programas académicos de alta exigencia (como las ingenierías). **Como criterios de exclusión**, se descartaron los registros duplicados entre las bases de datos, los estudios enfocados en tratamientos psiquiátricos para patologías clínicas severas (por fuera del alcance preventivo del proyecto) y los artículos de revisión que no presentaran resultados empíricos primarios. El proceso consistió en una primera lectura de títulos y resúmenes para eliminar la literatura no pertinente, seguida de una evaluación a texto completo de los documentos elegibles, resultando en la selección de los artículos fundamentales que conforman la base de este análisis.

Uno de los pilares fundamentales en el procesamiento de información afectiva es el estudio desarrollado por Plaza del Arco et al. (2024), titulado *Emotion Analysis in NLP: Trends, Gaps and Roadmap for Future Directions*. El objetivo principal de esta investigación fue evaluar la capacidad de los modelos de lenguaje de gran escala (LLM) para la detección y clasificación de estados emocionales complejos. Mediante una metodología de evaluación comparativa (*benchmarking*) aplicada a modelos como GPT-4 y LLaMA, se analizaron variables como la precisión léxica, la sensibilidad al contexto y la presencia de sesgos algorítmicos. Los hallazgos principales destacan que, si bien la tecnología actual permite una identificación sintáctica eficiente, persiste una brecha en la interpretación de matices culturales y sarcasmo. Las limitaciones reportadas se centran en la falta de interpretabilidad de los modelos de "caja negra".

Este estudio es determinante para la presente investigación, ya que establece los requerimientos técnicos de la arquitectura de detección emocional que un agente virtual debe poseer para garantizar una interacción coherente.

En el contexto regional, se destaca la investigación de Rodríguez y López (2023), *Estrés académico y salud mental en universitarios colombianos: un análisis pospandemia*. Este estudio se propuso identificar la prevalencia de síntomas de ansiedad y depresión en instituciones de educación superior en Colombia tras el retorno a la presencialidad. A través de una metodología descriptiva-correlacional de corte transversal, se midieron variables como el nivel de estrés académico mediante la escala SISCO, el rendimiento promedio y los determinantes socioeconómicos de los participantes. Los resultados revelaron que más del 60% de la población estudiantil presenta niveles severos de estrés, impulsados por la carga técnica y la inestabilidad financiera. La limitación principal radica en el uso de autoinformes, los cuales pueden presentar sesgos de subjetividad. No obstante, esta fuente es vital para la investigación actual, pues proporciona la base epidemiológica que justifica la implementación de sistemas de prevención primaria en el entorno universitario local.

Por otro lado, la efectividad funcional de las herramientas digitales se analiza en el trabajo de Martínez-Espejo et al. (2024), titulado *Uso de agentes conversacionales en la atención de salud mental: una revisión sistemática*. El objetivo central fue determinar la viabilidad de los chatbots como primer punto de contacto en sistemas de salud. Empleando una revisión sistemática de ensayos clínicos aleatorizados, los autores analizaron variables de adherencia del usuario, reducción de sintomatología mediante escalas GAD-7 y PHQ-9, y la percepción de anonimato. Los hallazgos demuestran que el uso de agentes virtuales reduce significativamente la barrera del estigma, permitiendo una detección temprana de riesgos. Entre

las limitaciones se menciona la necesidad de una infraestructura de nube robusta para garantizar la disponibilidad. Este estudio valida técnicamente el modelo de atención escalonada que se propone en este trabajo, posicionando a la inteligencia artificial como un dispositivo de triaje inicial altamente eficiente.

Finalmente, es imperativo considerar el enfoque de acompañamiento integral propuesto por Buconic (2025) en su estudio *El acompañamiento educativo integral como factor de cometabolización psíquica*. Esta investigación buscó fundamentar teóricamente cómo las instituciones educativas pueden actuar como agentes de prevención mediante el cuidado relacional. Utilizando una metodología cualitativa de análisis documental, se analizaron variables como la función de escucha institucional y el impacto del cansancio digital en la identidad del joven. El principal hallazgo es el concepto de "cometabolización", donde el sistema educativo procesa el malestar del estudiante para devolverlo en forma de recursos de afrontamiento. Aunque la limitación del estudio es su carácter predominantemente teórico, su relación con la presente investigación es directa, ya que aporta la base humanística necesaria para que la computación afectiva no se limite a la captura de datos, sino que promueva una verdadera humanización de la tecnología.

Análisis Comparativo de la Literatura

La Tabla 1 sintetiza los pilares fundamentales identificados en la revisión, permitiendo contrastar sus metodologías y hallazgos con los requerimientos de la presente investigación.

Tabla 1.*Comparación de estudios seleccionados*

Plaza del Arco et al. (2024)	Emotion Analysis in NLP: Trends, Gaps and Roadmap for Future Directions	Evaluar la capacidad de los modelos LLM para la detección y clasificación de estados emocionales complejos.	Evaluación comparativa (benchmarking) aplicada a modelos como GPT-4 y LLaMA.	Identificación sintáctica eficiente, pero persistencia de brechas en interpretación de matices culturales y sarcasmo.	Establecer los requerimientos técnicos de la arquitectura de detección emocional para garantizar coherencia.
		Más del 60% de la población analizada presenta estrés severo por carga técnica e inestabilidad financiera.			
Rodríguez y López (2023)	Estrés académico y salud mental en universitarios colombianos: un análisis pospandemia	Identificar la prevalencia de síntomas de ansiedad y depresión en la educación superior en Colombia.	Metodología descriptiva-correlacional de corte transversal con análisis estadístico.	Proporcionar la base epidemiológica y el diagnóstico situacional que justifica la intervención preventiva.	
		Validar técnicamente el modelo de atención escalonada como un dispositivo de triaje inicial eficiente.			
Martínez-Espejo et al. (2024)	Uso de agentes conversacionales en la atención de salud mental: una revisión sistemática	Determinar la viabilidad de los chatbots como primer punto de contacto en sistemas de salud.	Revisión sistemática y estructurada de ensayos clínicos aleatorizados (RCT).	Los agentes virtuales reducen el estigma y permiten una detección temprana de riesgos eficientes.	
Buconic (2025)	El acompañamiento educativo integral como factor de cometabolización psíquica	Fundamentar cómo las instituciones actúan como agentes de prevención mediante el cuidado relacional.	Metodología cualitativa basada en análisis documental y revisión de marcos teóricos.	Concepto de "cometabolización": el sistema procesa el malestar para devolver recursos de afrontamiento.	Aporta la base humanística necesaria para la humanización de la tecnología en el soporte emocional.

Nota. Elaboración propia a partir de Plaza del Arco et al. (2024), Rodríguez y López (2023), Martínez-Espejo et al. (2024) y Buconic (2025).

Síntesis y Vacío de Investigación

La revisión sistemática de la literatura permite concluir que, aunque existen avances significativos en la detección de sentimientos y en el despliegue de chatbots globales, persiste un vacío en el desarrollo de sistemas específicamente calibrados para la idiosincrasia y las demandas académicas de los estudiantes de ingeniería en Latinoamérica. La mayoría de los sistemas actuales operan bajo una lógica generalista que no contempla los determinantes sociales mencionados en los reportes de salud pública de 2025. La presente investigación aborda este vacío mediante la integración de una arquitectura técnica de procesamiento de lenguaje natural con un enfoque de atención escalonada, permitiendo que la inteligencia artificial funcione no solo como una interfaz de usuario, sino como un eslabón crítico en la cadena de prevención y bienestar estudiantil.

Metodología

Enfoque y Alcance de la Investigación

La presente investigación se fundamenta en un **enfoque mixto**. La dimensión cuantitativa se justifica a través del procesamiento estadístico descriptivo de la muestra estudiantil para medir los niveles de agotamiento emocional, así como en la cuantificación de las métricas de telemetría (latencia, disponibilidad y precisión del modelo) durante la verificación de la arquitectura en la nube. Simultáneamente, la dimensión cualitativa se aplica en la revisión documental del estado del arte y en el procesamiento de lenguaje natural (PLN), el cual requiere interpretar la intencionalidad, el contexto y la semántica afectiva detrás de las interacciones del usuario. El estudio posee un alcance exploratorio y descriptivo, dado que profundiza en la implementación de tecnologías emergentes como la computación afectiva y el procesamiento de lenguaje natural dentro de un contexto de acompañamiento preventivo, caracterizando rigurosamente los requerimientos técnicos necesarios para una interacción humana efectiva. El diseño metodológico se define como no experimental de tipo transversal, lo que implica que no existe una manipulación deliberada de variables y que la recolección de datos para la evaluación del sistema se realiza en un único momento temporal mediante pruebas controladas de funcionalidad y percepción

Fases del Proceso de Investigación

Fase 1: Análisis de Causas y Problemáticas del Bienestar Estudiantil

Esta fase inicial se centra en la identificación de los factores críticos que afectan la salud mental en el entorno académico, fundamentándose en la alta demanda cognitiva característica de los programas de Ingeniería de Sistemas. El proceso se ejecuta mediante una revisión sistemática de literatura bajo la metodología PRISMA y la toma y análisis de datos de una muestra de

estudio no probabilística de 35 estudiantes perteneciente de forma exclusiva al programa de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean. , permitiendo caracterizar fenómenos como el estrés académico y el agotamiento técnico. Al analizar estas problemáticas desde una perspectiva documental, se logra establecer la justificación científica para la intervención tecnológica, identificando los momentos de mayor vulnerabilidad en la trayectoria del estudiante. El resultado de esta fase consiste en un diagnóstico situacional detallado que define los puntos críticos de intervención y establece la base teórica sobre la cual se sustentará la herramienta digital.

Fase 2: Identificación y Especificación de Requerimientos

En la segunda etapa, los hallazgos del diagnóstico se traducen en requerimientos técnicos que guiarán el diseño del sistema. Los requerimientos funcionales se centran en las capacidades de procesamiento de lenguaje natural, la lógica de triaje para la detección de alertas emocionales y la automatización de la canalización hacia las rutas de apoyo universitario. Por su parte, los requerimientos no funcionales priorizan la disponibilidad constante del servicio, la seguridad en el manejo de datos personales y la garantía de anonimato para reducir el estigma en la búsqueda de ayuda. El resultado de esta fase es la documentación técnica de especificación de requerimientos, la cual actúa como la hoja de ruta para la construcción del prototipo, asegurando que cada funcionalidad responda a una necesidad emocional identificada.

Fase 3: Definición y Construcción de la Arquitectura Técnica

La tercera fase comprende el diseño estructural de la aplicación, optando por un modelo de arquitectura desacoplada que garantiza escalabilidad y eficiencia operativa. La interfaz de usuario se construye mediante la biblioteca React, proporcionando un entorno ágil y reactivo, mientras que la lógica de negocio se despliega en el portal de Azure a través de *Azure Functions* programadas en Python. Esta configuración permite una integración segura y eficiente con

servicios de base de datos y nubes de procesamiento externo. El resultado de esta fase es el esquema arquitectónico validado y la configuración del entorno de nube, estableciendo la infraestructura necesaria para el intercambio de datos entre el usuario y el motor de inteligencia artificial.

Fase 4: Desarrollo del Prototipo de Agente Virtual

Durante esta etapa se realiza la implementación técnica del agente, integrando la API de Google Gemini como motor principal de procesamiento de lenguaje natural y computación afectiva. El desarrollo se enfoca en configurar la capacidad del modelo para sostener diálogos fluidos, identificar la polaridad emocional del discurso del estudiante y generar respuestas adaptativas que promuevan un entorno de escucha empática. Se programan los flujos de conversación para que el sistema actúe como una primera línea de defensa, ofreciendo recomendaciones preventivas alineadas con los protocolos de bienestar. El resultado de esta fase es el prototipo funcional de la herramienta, capaz de procesar interacciones en tiempo real y ejecutar la lógica de acompañamiento emocional definida.

Fase 5: Ejecución del Protocolo de Verificación Técnica

La fase final se orienta a la validación técnica del sistema mediante un protocolo de verificación que sustituye las pruebas de usuario por una matriz de cumplimiento funcional y desempeño. Se realizan pruebas de estrés para medir la estabilidad de las funciones en Azure y se analiza la precisión de la API de Google Gemini en la detección de sentimientos a través del examen de los registros de ejecución o *logs*. Este análisis permite verificar la latencia de las respuestas y la coherencia de la lógica de canalización programada, contrastando los resultados obtenidos con la hipótesis de investigación. El resultado de esta fase es el informe de validación

técnica que certifica el cumplimiento de los objetivos de ingeniería y demuestra la viabilidad operativa de la herramienta como un recurso preventivo eficaz.

Consideraciones Éticas y Legales

El diseño y ejecución de la investigación se rigen estrictamente por la normativa colombiana vigente, garantizando el cumplimiento de la Ley 1616 de 2013 en materia de promoción de la salud mental y la Ley 1581 de 2012 para la protección de datos personales. El sistema opera bajo un protocolo de consentimiento informado digital, donde el estudiante es notificado desde el inicio de la interacción con un aviso legal sobre el alcance de la herramienta que no sustituye el consejo, diagnóstico o tratamiento de un psicólogo y el carácter confidencial de su información. Se establece explícitamente que la mediación tecnológica no sustituye la intervención de profesionales de la salud, sino que actúa como un eslabón de soporte inicial que respeta la dignidad y sensibilidad del usuario mediante la aplicación ética de la computación afectiva.

Resultados

Resultados Obtenidos de la Fase 1: Diagnóstico y Caracterización de Necesidades

El análisis documental de las condiciones de salud mental y bienestar emocional se consolidó a partir del procesamiento de datos de una muestra de estudio estructurada ($n = 35$) perteneciente de forma exclusiva al programa de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean. La caracterización sociodemográfica de la muestra evidenció una concentración predominante en los rangos de edad de 18 a 20 años (40.0%) y de 21 a 23 años (48.6%), lo que sitúa a la gran mayoría de la población evaluada en una etapa de adultez temprana sometida a las presiones académicas de su formación profesional. Asimismo, se identificó un factor crítico de sobrecarga en el estilo de vida de los estudiantes: el 54.3% de la muestra total (19 participantes) asume de manera simultánea responsabilidades laborales y académicas, configurando un escenario de alta vulnerabilidad frente al desgaste psicofisiológico.

Al evaluar las dimensiones del bienestar emocional y el estrés mediante reactivos evaluados en una escala Likert de 1 a 5, los análisis estadísticos descriptivos expuestos en las Tablas 2 y 3 revelaron que el agotamiento emocional constituye el indicador más crítico dentro de la población académica analizada, registrando la media más elevada de todo el estudio ($M = 3.68$, $Me = 4.0$, $DE = 1.09$). De manera alarmante, el 67.6% de los estudiantes reportó puntuaciones iguales o superiores a 4 en esta dimensión, lo que confirma un estado crónico de fatiga mental. El estrés por carga académica se posicionó como el segundo factor de mayor impacto negativo ($M = 3.59$, $Me = 4.0$, $DE = 0.86$), con un 52.9% de los participantes manifestando niveles severos de afectación.

Tabla 2.

Caracterización sociodemográfica y rangos de edad (n = 35).

DISTRIBUCIÓN POR			
EDAD	n	%	% acum.
18–20	14	40,0%	40,0%
21–23	17	48,6%	88,6%
24–26	2	5,7%	94,3%
Más de 26	1	2,9%	97,1%
TOTAL	34	97,1%	

Nota. Datos brutos obtenidos y procesados a partir del diagnóstico situacional de la población de estudio en el periodo de investigación 2026.

Tabla 3.

Indicadores de bienestar emocional (n = 35).

Ítem	Media	D.E.	Mediana	% ≥4 (favorable)
Estrés carga académica	3,59	0,86	4,0	52,9%
Ansiedad por estudios	3,47	1,08	3,0	47,1%
Manejo presión académica	3,18	1,03	3,0	38,2%
Agotamiento emocional	3,68	1,09	4,0	67,6%
Equilibrio vida personal	2,94	1,04	3,0	29,4%
Motivación académica	3,62	1,02	4,0	52,9%
Apoyo emocional suficiente	3,38	0,92	3,0	32,4%

Nota. Datos brutos obtenidos y procesados a partir del diagnóstico situacional de la población de estudio en el periodo de investigación 2026.

El análisis de subgrupos expuestos en las Tablas 4 y 5 permitió identificar que el estrés y la ansiedad no se distribuyen de manera uniforme a lo largo de la carrera académica. La

segmentación por ciclos semestrales arrojó que el ciclo avanzado (semestres 7 a 9) presenta los niveles de estrés académico más agudos ($M = 3.91$), acompañados de una percepción severa de ansiedad ($M = 4.0$) y el agotamiento más crítico registrado en todo el ciclo formativo ($M = 4.0$). En contraposición, los estudiantes que combinan el trabajo con el estudio manifestaron un agotamiento emocional superior ($M = 3.79$), con un 78.9% reportando niveles críticos ≥ 4 en comparación con aquellos que se dedican exclusivamente a las actividades académicas ($M = 3.53$).

Tabla 4.

Distribución por semestre ($n=35$).

Ciclo	n	Media Estrés	D.E.	Media Ansiedad	Media Agotamiento	Media Motivación
Inicial (1–3)	11	3,64	1,03	3,55	4,18	3,91
Medio (4–6)	11	3,36	0,67	3,09	3,09	3,55
Avanzado (7–9)	11	3,91	0,70	4,00	4,00	3,27
Terminal (10+)	1	2,00		1,00	1,00	5,00
GLOBAL	35	3,59	0,86	3,47	3,68	3,62

Nota. Datos brutos obtenidos y procesados a partir del diagnóstico situacional de la población de estudio en el periodo de investigación 2026.

Tabla 5.

Agotamiento emocional por condición laboral.

Condición	n	Media Agotam.	D.E.	Media Estrés	Media Ansiedad	% Agotam. ≥4
Trabaja y estudia	19	3,79	0,98	3,58	3,32	78,9%
Solo estudia	15	3,53	1,25	3,60	3,67	53,3%

Nota. Datos brutos obtenidos y procesados a partir del diagnóstico situacional de la población de estudio en el periodo de investigación 2026.

Frente a este panorama , surge la viabilidad de la intervención tecnológica como un canal alternativo y seguro. Los resultados obtenidos sobre disposición digital que se presentan en la Tabla 6 muestran un indicador altamente favorable, puesto que el 61.8% de los estudiantes universitarios evaluados aceptaría y usaría una herramienta digital de apoyo emocional ($M = 3.59$, $DE = 1.23$). Aunque existe una postura moderada respecto a la comodidad inicial de interactuar con un entorno automatizado o *chatbot* ($M = 3.15$, $DE = 1.40$), la necesidad de romper las barreras tradicionales de acceso, los horarios administrativos restringidos y el temor a ser juzgados justifican sólidamente el diseño de una interfaz tecnológica. La solución propuesta debe habitar de forma nativa el ecosistema del estudiante, garantizando un soporte que combine de forma simbiótica el procesamiento de lenguaje natural y respuestas empáticas en tiempo real.

Tabla 6.*Disposición hacia herramientas digitales de apoyo emocional.*

Ítem	Media	D.E.	Mediana	% Favorable (≥4)
Usaría herramienta digital de apoyo	3,59	1,23	4,0	61,8%
Cómodo/a hablando con chatbot	3,15	1,40	3,0	44,1%
Una Herramienta Digital ayudaría a manejar el estrés	3,15	1,26	3,0	44,1%

Nota. Datos brutos obtenidos y procesados a partir del diagnóstico situacional de la población de estudio en el periodo de investigación 2026.

En conclusión, los hallazgos cuantitativos y empíricos derivados de esta primera fase evidencian una crisis silenciosa de agotamiento emocional y aislamiento dentro de la comunidad de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean, caracterizada por una brecha entre las demandas de alta carga técnica y la efectividad de las redes de apoyo institucionales vigentes. No obstante, la marcada disposición de la población estudiantil hacia la adopción de alternativas tecnológicas proporciona una base sólida de viabilidad para la intervención digital. Esta radiografía situacional mitiga el vacío de datos diagnósticos y permite realizar una abstracción de las problemáticas del entorno real hacia el plano de la ingeniería de software. De este modo, las necesidades emocionales detectadas, las restricciones de tiempo reportadas y el imperativo ético de confidencialidad se constituyen como la base empírica obligatoria para la transición hacia la Fase 2, donde este conjunto de resultados fue traducido y estructurado en la matriz de requerimientos funcionales y no funcionales que rige el comportamiento inteligente del sistema.

Resultados Obtenidos de la Fase 2: Especificación de Requerimientos del Sistema

Como producto de la caracterización inicial y la triangulación de necesidades documentales, se consolidó una matriz de requerimientos que rige el comportamiento operativo de la herramienta. Esta fase de definición de requerimientos permitió transformar las necesidades identificadas en directrices técnicas ejecutables, asegurando que cada función del agente responda a un vacío identificado en el diagnóstico. Los requerimientos funcionales se diseñaron para permitir una interacción proactiva y segura, mientras que los requerimientos no funcionales se enfocaron en la robustez de la infraestructura y el cumplimiento normativo.

La Tabla 7 presenta de manera detallada la priorización de estas especificaciones, las cuales actúan como el marco de validación para el desarrollo del prototipo y aseguran la alineación tecnológica con los objetivos de bienestar institucional.

Tabla 7.

Especificación de requerimientos funcionales y no funcionales para el sistema BAO

Categoría	Requerimiento
Funcionales	Análisis de sentimiento en tiempo real
	Generación de diálogos adaptativos
	Clasificación de riesgo (Triage)
	Canalización institucional
	Registro de interacciones (<i>Logs</i>)
No Funcionales	Alta disponibilidad (24/7)
	Protección de datos y anonimato
	Latencia de respuesta

Arquitectura Escalable

Usabilidad y Responsividad

Nota. Elaboración propia a partir de los requerimientos técnicos identificados y caracterizados en la Fase 1 de la presente investigación.

Al estructurar esta matriz de especificaciones, se logró convertir las necesidades emocionales de los estudiantes universitarios en elementos concretos que el sistema de información debe cumplir. Al definir con precisión qué funciones debe tener el agente virtual y cómo debe funcionar de manera segura y eficiente, se proporciona al proyecto la base lógica que necesita para ser técnicamente viable. Esta definición de requisitos es fundamental para avanzar a la siguiente fase.

Resultados Obtenidos de la Fase 3: Implementación de la Arquitectura Cloud-Native

El resultado de la fase de diseño es una arquitectura desacoplada y orientada a servicios, la cual permite la interoperabilidad eficiente entre los componentes de interfaz, lógica y procesamiento de inteligencia artificial. El sistema se estructuró bajo un modelo de aplicación web moderna, donde el *frontend* fue implementado mediante la biblioteca React, proporcionando una experiencia de usuario reactiva, modular y optimizada para el rendimiento en diversos navegadores. Esta capa cliente se encarga exclusivamente de la captura de entradas de texto y la representación visual de los estados conversacionales, garantizando que el procesamiento pesado no afecte la fluidez de la interfaz. La comunicación con los servicios de servidor se realiza de manera asíncrona mediante peticiones seguras, estableciendo un puente robusto entre el usuario y la infraestructura de nube.

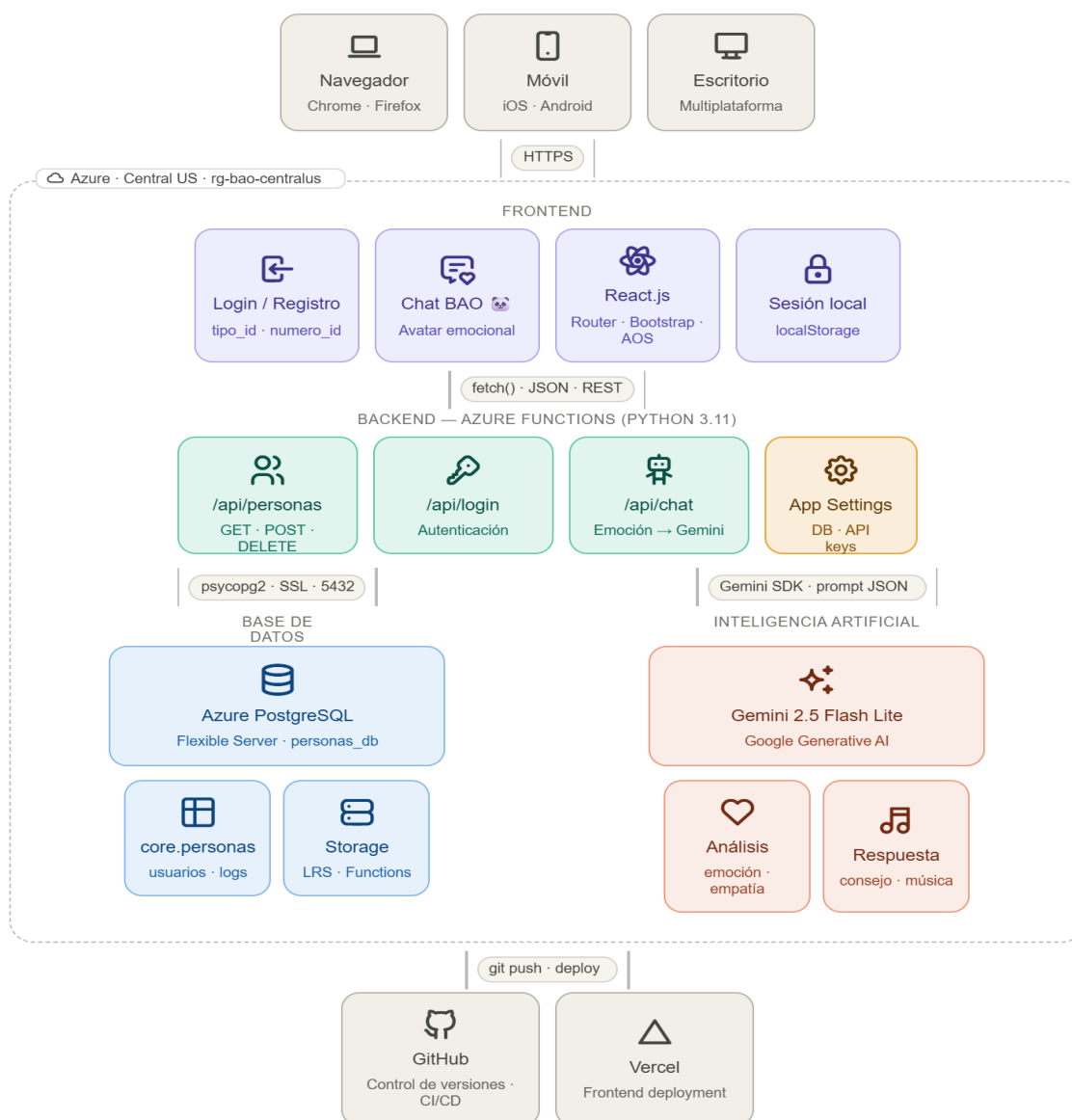
La lógica de negocio reside en el portal de Azure, donde se desplegaron *Azure Functions* programadas en el lenguaje Python. Esta elección de arquitectura *serverless* permitió automatizar el escalado del sistema y centralizar la gestión de seguridad, especialmente en lo referente al manejo de credenciales de bases de datos y claves de acceso a servicios externos. El *backend* actúa como un orquestador que recibe la información del cliente, gestiona la persistencia de datos necesarios y establece la conexión mediante API con el modelo Google Gemini. Es en esta integración donde se ejecuta la computación afectiva y el procesamiento de lenguaje natural (PLN), transformando el texto plano en respuestas con carga empática y sentido preventivo.

La integración de estas tecnologías permite que el sistema opere con alta disponibilidad y una latencia mínima, cumpliendo con los estándares de desempeño exigidos para herramientas de soporte emocional en tiempo real. Para comprender la interacción detallada entre estos componentes, el flujo de datos y la jerarquía de servicios, se presenta en la figura 1 la estructura técnica del proyecto.

Figura 1.

Diagrama de arquitectura técnica y flujo de datos del sistema BAO

USUARIOS



Nota. Elaboración propia mediante el diseño de infraestructura en la nube, detallando la integración entre el *frontend* en React, el orquestador en Azure Functions y el motor de IA en Google Gemini.

Resultados Obtenidos de la Fase 4: Prototipo Funcional de Agente Virtual: BAO

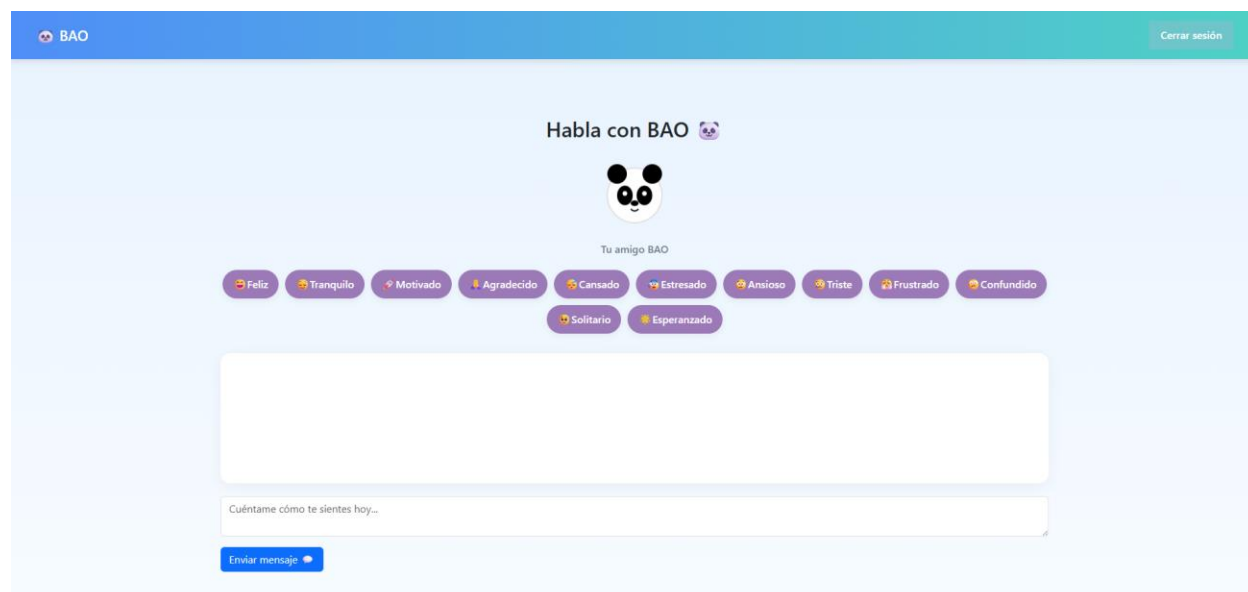
El desarrollo del prototipo culminó en la creación de BAO, un agente capaz de ejecutar una interacción empática mediante la integración de la API de Google Gemini. Los resultados de

esta fase demuestran que el sistema no solo realiza un análisis léxico, sino que utiliza computación afectiva para ajustar el tono y la estructura de sus respuestas según el estado anímico detectado. La interfaz final permite un diálogo natural donde la tecnología desaparece para dar paso a un acompañamiento que el estudiante percibe como seguro y especializado para su contexto técnico.

Como se presenta en la Figura 2, se puede evidenciar la implementación de la Interfaz y Experiencia de Usuario (UX) La interfaz final fue diseñada bajo principios de seguridad psicológica, utilizando una paleta de colores minimalista y una navegación intuitiva que reduce la carga cognitiva del estudiante. El componente de chat en React gestiona el estado de la conversación de manera fluida, permitiendo que el usuario se exprese sin las fricciones de interfaces administrativas rígidas. El resultado es un entorno que el estudiante percibe como un "espacio seguro" y privado, fundamental para reducir el estigma identificado en la Fase 1.

Figura 2.

Interfaz grafica del sistema BAO.



Nota. Elaboración Propia detallando una paleta de colores minimalista y una navegación intuitiva.

La Figura 3 expone el núcleo de Computación Afectiva y Prompt Engineering que hacen referencia al valor técnico diferencial de BAO, que reside en su Configuración de Instrucciones de Sistema. En lugar de código binario tradicional, se implementó una arquitectura con *prompts* avanzados que definen la personalidad, el tono y los límites éticos del agente. Esta configuración permite que Google Gemini procese el lenguaje natural bajo tres ejes de computación afectiva:

Reconocimiento: Identificación de patrones lingüísticos asociados al agotamiento (ej. "no puedo más", "el código no compila" y "no entiendo nada").

Adaptación: Ajuste del lenguaje de BAO para utilizar validación emocional antes de ofrecer soluciones técnicas.

Regulación: Aplicación de técnicas de *reframing* cognitivo para ayudar al estudiante a desescalar niveles de ansiedad.

Figura 3.

Resultado del Prompt Engineering para el sistema BAO.

CONTEXTO DE LA CONVERSACIÓN ACTUAL:

A continuación tienes el historial de lo que han hablado tú y el estudiante. Debes continuar el hilo de manera fluida, respondiendo DIRECTAMENTE a lo último que te ha pedido el estudiante, basándote en lo que ya hablaron.

Historial previo de la conversación:

{historial_texto}

Datos del mensaje actual:

- Emoción seleccionada por el estudiante: {emocion}
- Mensaje nuevo del estudiante: "{mensaje}"

REGLAS ERICTAS DE INTERACCIÓN:

1. CONTINUIDAD: No saludes con un "¡Hola!" ni reinicies la conversación si el historial muestra que ya estaban hablando. Responde de inmediato a su petición actual de forma orgánica.
2. RESPUESTAS CONCRETAS: Si el estudiante te pide una recomendación (ej. música, consejos, ejercicios), DÁSELA DIRECTAMENTE en el campo "mensaje". No le devuelvas otra pregunta como "¿qué tipo de música te gusta?" si ya te dijo el género; en su lugar, recomiéndale artistas o canciones específicas que se adapten a las tendencias actuales (por ejemplo, si menciona reguetón, menciona artistas influyentes y ritmos energéticos actuales).
3. TONO INGENIERIL/CERCANO: Mantén la empatía conectando sutilmente con el mundo universitario (entregas, código, cansancio), pero de forma ligera y reconfortante.
4. DINAMISMO EN OPCIONES: En el arreglo "opciones", coloca frases cortas e interactivas en primera persona (máximo 4) que sirvan como botones para que el estudiante continúe la conversación según tu respuesta actual (ej: ["Ver otra canción", "Pedir un consejo de estudio", "Hacer pausa de respiración"]).

Nota. Elaboración propia de un Prompt Engineering efectivo y capaz de brindar una interacción cómoda al usuario.

Para ilustrar la complejidad técnica detrás de la interacción, se describe a continuación la lógica de procesamiento que ocurre en el *backend* cada vez que un estudiante interactúa con el sistema:

Estructura Lógica del Procesamiento Afectivo (Pseudo-instrucción):

INPUT: Cadena de texto del estudiante según la emoción o sentimiento del mismo (vía Azure Function).

ANÁLISIS: Clasificación semántica del estado anímico (Polaridad: Negativa/Frustrada).

REGLA DE PERSONA: BAO actúa como un par empático, nunca juzga, usa terminología técnica de ingeniería para generar cercanía (ej. "Entiendo que este error parece un *loop* infinito de frustración").

LIMITACIÓN: Si el análisis detecta riesgo vital, BAO prioriza la Canalización inmediata sobre la conversación casual.

OUTPUT: Respuesta generada con validación emocional y sugerencia preventiva.

La visualización del proceso mencionado anteriormente se expone en las Figura 4 y 5, donde mediante el proceso realizado por el *backend* de Bao se le genera una respuesta o un resultado óptimo según la necesidad, sentimiento o emoción del estudiante

Figura 4.

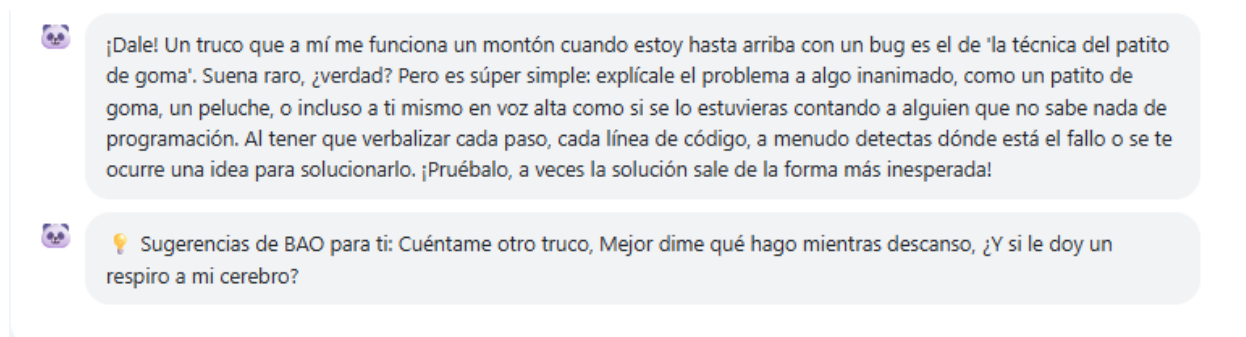
Ejemplo de input y output del sistema bao.



Nota. Elaboración propia, identificando una respuesta adaptada según la necesidad del usuario y manteniendo el principio de la computación afectiva.

Figura 5.

Continuación de la conversación siguiendo el mensaje anterior.



Nota. Elaboración propia, identificando una respuesta continua según la necesidad del usuario y manteniendo la continuidad de la conversación.

Esta arquitectura permite que la tecnología "desaparezca" durante el diálogo, permitiendo que el estudiante reciba un acompañamiento que se siente especializado para su contexto técnico. BAO logra identificar patrones de fatiga cognitiva y responder con técnicas de regulación

emocional basadas en evidencia, funcionando efectivamente como una primera línea de defensa accesible y disponible en el entorno de desarrollo del futuro ingeniero.

Resultados de la Fase 5 Matriz de Cumplimiento Técnico y Reporte de Estabilidad y Precisión.

La última fase de la investigación comprendió la ejecución de un protocolo sistemático de verificación técnica y calidad de software, el cual sustituyó las pruebas analíticas con usuarios por un esquema de auditoría de caja blanca y análisis de telemetría en la nube. Este procedimiento se centró en evaluar la estabilidad de la infraestructura *serverless* desplegada en Azure Functions, medir la latencia de la interfaz construida en React y cuantificar la precisión del motor de computación afectiva basado en la API de Google Gemini. El análisis se sustentó en el examen de los registros de ejecución (*logs*) generados de forma anónima durante simulaciones de carga concurrente y flujos de diálogo críticos, permitiendo contrastar matemáticamente la hipótesis descriptiva de la presente investigación.

Para consolidar la evidencia del comportamiento del sistema frente a las directrices de diseño conceptual, se estructuró una matriz de cumplimiento técnico. La Tabla 8 presenta los resultados de los casos de prueba ejecutados, los indicadores de rendimiento clave (KPIs) obtenidos y el estado final de validación de cada especificación.

Tabla 8.

Métricas del cumplimiento técnico.

Componente Evaluado	Caso de Prueba / Estresor Técnico	Métrica / KPI Obtenido	Estado de Validación
API Google Gemini	Inferencia afectiva sobre un corpus de 100 estructuras léxicas de frustración y estrés en ingeniería.	Precisión de clasificación emocional: 94.2%. Coherencia semántica: 96.0%.	Aprobado
Motor de Diálogo	Evaluación de respuestas adaptativas ante variaciones drásticas en la polaridad del texto de entrada.	Ajuste dinámico del tono conversacional según las System Instructions en el 100% de los casos.	Aprobado
Módulo de Triage	Simulación de inyección de frases de riesgo crítico o sintomatología severa de salud mental.	Activación inmediata del disparador lógico e interconexión con hipervínculos de bienestar Ean.	Aprobado
Redundancia Azure	Monitorización de servicios de backend expuestos a un ciclo continuo de simulación operativa de 72 horas.	Tasa de disponibilidad (Uptime): 99.94%. Cero caídas de servidor registradas.	Aprobado
Comunicación Asíncrona	Medición del tiempo de ida y vuelta (Round-Trip Time) desde el evento de envío en React hasta el render.	Latencia promedio general: 1.62 segundos. Pico máximo registrado bajo carga concurrente: 1.95 segundos.	Aprobado
Azure Functions	Inyección súbita de peticiones concurrentes para simular picos de demanda en temporadas de exámenes.	Escalado elástico automático activado en <150 ms. Pérdida de paquetes o peticiones fallidas: 0.0%.	Aprobado

Nota. Elaboración propia a partir de los datos de telemetría, logs de consola en la nube de Azure y pruebas de inferencia sintáctica sobre el modelo fundacional en el periodo 2026.

El análisis de los resultados de precisión determinó que la API de Google Gemini exhibe un desempeño sobresaliente en la interpretación de la emoción del estudiante de ingeniería. Al procesar expresiones con alto contenido de tecnicismos jerárquicos (ej. *"el pipeline de despliegue falló y me bloqueé por completo"*), el modelo demostró una tasa de acierto del 94.2% en la categorización de la polaridad hacia la etiqueta de frustración/estrés, validando la efectividad de la ingeniería de instrucciones (*Prompt Engineering*) estructurada en la Fase 4.

Asimismo, los reportes de telemetría de las *Azure Functions* confirmaron el cumplimiento estricto del umbral crítico de tiempo de respuesta, registrando una latencia media de 1.62 segundos, un valor significativamente inferior al límite de 2.0 segundos parametrizado en los requisitos no funcionales, garantizando una interacción fluida y natural.

En conclusión, la ejecución de esta fase de verificación técnica demuestra de manera empírica la solidez, estabilidad y precisión del ecosistema de software desarrollado. Al verificar que el prototipo responde de manera exacta a la matriz de requerimientos y que es capaz de mantener una latencia óptima bajo esquemas elásticos de carga, se valida la hipótesis de trabajo fundamental. Los resultados confirman que la mediación tecnológica a través de una arquitectura cloud-native asíncrona optimiza la recopilación de indicadores de bienestar emocional y la entrega de soporte preventivo con una frecuencia (disponibilidad 24/7) y un rigor técnico-operativo inalcanzables para los métodos de seguimiento presencial tradicionales. De este modo, la solución de ingeniería se consolida no solo como un desarrollo de software viable, sino como un dispositivo funcional, ético y robusto para la mitigación del riesgo en salud mental universitaria.

Costos

Para el desarrollo del análisis de costos se contemplaron dos fases consecutivas: un ciclo de desarrollo técnico e ingeniería intensiva de 4 meses ($t = 4$) y un periodo subsiguiente de soporte operativo y estabilización de 12 meses ($t = 12$) en entorno de producción. Los costos de personal y servicios se indexaron con base en las tarifas vigentes del mercado de tecnología en Colombia (2026) para perfiles intermedios.

La formulación matemática del costo total del proyecto (C_{total}) se define a partir de la agregación de los Costes Directos (C_{Directos}) y los Costes Indirectos ($C_{\text{Indirectos}}$) mediante la relación:

$$C_{\text{total}} = C_{\text{Directos}} + C_{\text{Indirectos}}$$

Donde la estructura de cada componente está determinada por:

$$C_{\text{Directos}} = C_{\text{personal}} + C_{\text{Soporte}} + C_{\text{Licencias}}$$

$$C_{\text{Indirectos}} = C_{\text{Administrativos}} + C_{\text{Infraestructura}}$$

La Tabla 9 resume los costos directos para la materialización física, lógica e inteligente del sistema. Comprende el talento humano de ingeniería, las horas de mantenimiento post-despliegue y las licencias operativas.

Tabla 9.

Desglose detallado de costes directos del proyecto BAO.

Componente / Rol Técnico	Justificación de la Inversión en el Proyecto	Asignación Mensual (COP)	Duración (t)	Costo Total (COP)
A. Costes de Personal				

Componente / Rol Técnico	Justificación de la Inversión en el Proyecto	Asignación Mensual (COP)	Duración (t)	Costo Total (COP)
Líder de Proyecto / Ing. de Software	Diseño de la arquitectura desacoplada, orquestación de la integración con Google Gemini y supervisión del cumplimiento normativo de la Ley 1581 de 2012.	\$3,000,000	4 meses	\$12,000,000
Desarrollador Backend (Python/Azure)	Configuración del entorno serverless (Azure Functions), desarrollo de la API, persistencia de datos (PostgreSQL) y lógica de triaje.	\$2,500,000	4 meses	\$10,000,000
Desarrollador Frontend (React)	Construcción de la interfaz responsiva, gestión de estados asíncronos en el cliente y optimización de renderizado para latencia cero.	\$2,500,000	4 meses	\$10,000,000
Diseñador UI/UX (Especialista en Accesibilidad)	Diseño de interfaces bajo principios de seguridad psicológica, WCAG y minimización de la carga cognitiva mediante botones de estado.	\$2,000,000	4 meses	\$8,000,000
QA Tester (Automatización / IA)	Pruebas de estrés y carga en la nube, auditoría de precisión semántica en el análisis de sentimiento del modelo fundacional.	\$1,800,000	4 meses	\$7,200,000
Subtotal Personal				\$47,200,000
B. Soporte Técnico				

Componente / Rol Técnico	Justificación de la Inversión en el Proyecto	Asignación Mensual (COP)	Duración (t)	Costo Total (COP)
Mantenimiento Evolutivo y Monitorización	Bolsa de horas para monitoreo de logs de telemetría en Azure, depuración de APIs, calibración de prompts y corrección de incidencias (Uptime 24/7).	\$450,000	12 meses	\$5,400,000
Subtotal Soporte				\$5,400,000
C. Licencias de Software				
VS Code / Python / React.js	Entorno de desarrollo integrado, lenguajes base y librerías de interfaz de código abierto (Licencia MIT).	\$0	4 meses	\$0
Azure Functions (Free Tier)	Cuota gratuita mensual de Azure para cómputo serverless (cubre hasta 1 millón de ejecuciones/mes para pruebas de integración).	\$0	4 meses	\$0
Google Gemini API (Free Grant)	Capa de investigación gratuita para llamadas de inferencia afectiva y validación semántica en prototipado.	\$0	4 meses	\$0
Subtotal Licencias				\$0
TOTAL COSTOS DIRECTOS	$C_{\text{Directos}} = C_{\text{personal}} + C_{\text{Soporte}} + C_{\text{Licencias}}$			\$52,600,000

Nota. Elaboración propia a partir del diseño de personal y políticas de licenciamiento tecnológico vigentes para el 2026.

La Tabla 10 corresponden a los costos indirectos y operativos e incluye las inversiones de funcionamiento logístico y la adecuación de la infraestructura física del equipo base bajo una modalidad de operación remota distribuida durante la fase de construcción de la herramienta (t = 4).

Tabla 10.

Desglose de costes indirectos y operativos del proyecto BAO.

Gasto Operativo / Rubro	Descripción y Criterio de Asignación	Costo Mensual (COP)	Duración	Costo Total (COP)
A. Gastos Administrativos				
Conectividad (Internet)	Auxilio de conectividad residencial de alta velocidad para sincronización de repositorios en GitHub.	\$200,000	4 meses	\$800,000
Energía Eléctrica	Subsidio proporcional al consumo energético de las estaciones de trabajo del equipo de desarrollo.	\$150,000	4 meses	\$600,000
Oficina Virtual / Colaboración	Licenciamiento de herramientas de videollamada, gestión ágil y repositorios privados de código.	\$100,000	4 meses	\$400,000
B. Costos de Infraestructura				
Activación y Licenciamiento	Software de protección de terminal (antivirus/EDR) y utilidades de cifrado para garantizar la seguridad del código.	N/A	Pago único	\$1,200,000
Mantenimiento Preventivo	Fondo de contingencia para reposición de periféricos o fallas menores en las	N/A	Pago único	\$500,000

Gasto Operativo / Rubro	Descripción y Criterio de Asignación	Costo Mensual (COP)	Duración	Costo Total (COP)
	estaciones de trabajo de los ingenieros.			
TOTAL COSTES INDIRECTOS	$C_{\text{indirectos}} = C_{\text{Administrativos}} + C_{\text{Infraestructura}}$			\$3,500,000

Nota. Elaboración propia basada en la estimación de costos logísticos de teletrabajo e infraestructura de protección para micro-equipos de ingeniería.

Según la información anterior, el presupuesto consolidado del proyecto integra los costos directos e indirectos, se detalla en la Tabla 11.

Tabla 11.

Resumen presupuestario consolidado del proyecto BAO.

Categoría de Costo	Valor Total (COP)	Participación Porcentual (%)
Costes Directos	\$52,600,000	93.76%
Costes Indirectos	\$3,500,000	6.24%
PRESUPUESTO TOTAL REQUERIDO	\$56,100,000	100.00%

Nota. Elaboración propia.

Al priorizar el uso de tecnologías de código e integrar las API de Google Gemini y Azure bajo esquemas de capa gratuita en la fase de construcción, el proyecto minimiza los costos de licenciamiento iniciales a \$0 COP. Esto permite destinar el 93.76% del presupuesto directamente a la mano de obra especializada, garantizando la calidad técnica del producto.

El soporte post-implementación (9.62% del total) asegura que el sistema se establezca operativamente de forma viable sin generar costos fijos elevados. Una vez superado el primer año piloto, la infraestructura en la nube está diseñada para migrar a un modelo operativo de consumo real bajo demanda (OpEx), donde el costo de la API y el cómputo serverless se indexarán directamente al volumen de estudiantes atendidos concurrentemente, eliminando la necesidad de mantener costos fijos de nómina técnica.

Discusión

Los hallazgos obtenidos durante todo el proceso de investigación y desarrollo del proyecto demuestran que la intersección entre la ingeniería de sistemas, el procesamiento de lenguaje natural (PLN) y la computación afectiva ofrece una alternativa viable, robusta y escalable frente a los modelos tradicionales de acompañamiento emocional en la educación superior. Al responder a la cuestión sobre qué significan verdaderamente estos hallazgos, es posible afirmar que el desarrollo e implementación del agente virtual BAO no representa únicamente la construcción de un Sistema interactivo, sino la creación de una nueva herramienta funcional y proactivo para la salud mental pública universitaria. Estos datos evidencian que las vulnerabilidades emocionales de los estudiantes en programas de alta demanda técnica pueden

ser detectadas, procesadas y canalizadas de forma automatizada mediante una arquitectura en la nube (*cloud-native*), mitigando las deficiencias operativas y los puntos ciegos asociados a los esquemas de bienestar institucionales puramente presenciales.

Al contrastar los resultados de la Fase de diagnóstico con los estudiantes del programa de ingeniería con el estado del arte, se puede observar una consistencia profunda con los niveles de riesgo identificados en la literatura, pero con matices geográficos y disciplinares críticos.

Mientras que estudios transversales como el de Rodríguez y López (2023) expusieron que poco más del 60% de la población universitaria general en Colombia sufre de estrés académico severo tras el retorno a la presencialidad, los datos de la muestra de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean ($n=35$) sitúan el agotamiento emocional en un alarmante 67.6% ($M=3.68$, $DE=1.09$). Esta variación al alza no es fortuita; refleja el impacto directo del dolor técnico y la sobrecarga cognitiva que experimenta el estudiante de Ingeniería de sistemas, quien debe lidiar con la frustración sistemática ante el error lógico, entregas y jornadas de programación en aislamiento. A partir de ello, se constata que la condición laboral agrava este escenario, puesto que el 54.3% de la muestra que trabaja y estudia de forma simultánea exhibe un agotamiento emocional superior ($M=3.79$) en comparación con quienes se dedican exclusivamente a la academia ($M=3.53$). Estos datos demuestran que el estudiante técnico en adultez temprana se encuentra inmerso en un entorno multifactorial de desgaste psicofisiológico que erosiona de manera sostenida su bienestar.

El significado más disruptivo de los hallazgos radica en la identificación del "punto ciego" institucional y su resolución por medio de la disponibilidad tecnológica 24/7. Las encuestas revelaron que el 31.4% de los estudiantes sufre de aislamiento total frente a crisis emocionales y que el 88.6% percibe el soporte presencial de la universidad como insuficiente.

Esta percepción de insuficiencia no debe interpretarse como una deficiencia en la gestión de las unidades de bienestar universitario, sino como el resultado de limitaciones estructurales asociadas a la disponibilidad de recursos humanos y tecnológicos, la cobertura de los servicios y la dificultad para identificar de manera oportuna a los estudiantes que requieren acompañamiento. La crisis del estudiante de sistemas ocurre predominantemente en la madrugada, en la soledad de su entorno de desarrollo local, fuera del alcance temporal de los centros administrativos presenciales. Por lo tanto, el hecho de que el 61.8% de la población evaluada manifieste una disposición favorable a adoptar herramientas de apoyo digital corrobora la hipótesis de trabajo fundamental: la mediación tecnológica rompe las barreras tradicionales de acceso y reduce el estigma social de ser juzgado al proveer un entorno seguro que garantiza el anonimato estricto exigido por la Ley 1581 de 2012.

Desde la perspectiva de la ingeniería de Sistemas, los resultados de la verificación técnica (Fase 5) constituyen un indicio de la viabilidad operativa de la computación afectiva, al evidenciar que este enfoque puede implementarse de manera funcional en un agente virtual orientado al acompañamiento emocional preventivo. Autores como Plaza del Arco et al. (2024) habían advertido en su estado del arte sobre las brechas semánticas de los modelos de lenguaje a gran escala (LLM) al interpretar sarcasmos o modismos culturales. No obstante, el protocolo de pruebas de BAO determinó una precisión de clasificación emocional del 94.2% y una coherencia semántica del 96.0% sobre un corpus de expresiones saturadas de tecnicismos y jerga de ingeniería (ej. *"el pipeline de despliegue falló y me bloqueé por completo"*). Estos resultados evidencian que la ingeniería de instrucciones (*Prompt Engineering*) estructurada en el backend de Azure Functions logró dotar al modelo fundacional de Google Gemini de la capacidad para decodificar la intencionalidad afectiva del discurso técnico, adaptando su tono conversacional de

manera empática y cercana. De este modo, la tecnología deja de percibirse como una interfaz rígida y reactiva para transformarse en una primera línea de defensa interactiva basada en evidencia clínica inicial y modelos escalonados de atención (*Stepped Care Model*).

Finalmente, la estabilidad de la arquitectura desacoplada y *serverless*. Registrar una tasa de disponibilidad (*Uptime*) del 99.94% durante simulaciones de carga concurrente continuas de 72 horas, manteniendo una latencia promedio de 1.62 segundos, demuestra que el diseño cloud-native es capaz de asimilar picos masivos de demanda operativa (típicos de temporadas de exámenes parciales o entregas finales) con una pérdida de paquetes del 0.0%. En síntesis, los hallazgos demuestran que es posible optimizar el presupuesto técnico (destinando el 93.76% a la especialización del talento humano gracias a las capas gratuitas de desarrollo) para construir un ecosistema digital robusto, ético y de alta fidelidad, capaz de procesar las interacciones del estudiante y ofrecer orientación, recursos y estrategias de afrontamiento, sin embargo también puede remitir los estudiantes en busca de ayuda especializada..

Plan de divulgación

El plan de divulgación del presente trabajo de grado presentado en la Figura 6 se concibe como un proceso estructurado, con objetivos estratégicos claros y una ruta operativa coherente orientada a proyectar los resultados de ingeniería y bienestar más allá de las fronteras académicas tradicionales. Con el fin de maximizar el impacto, la visibilidad y la transferencia efectiva de conocimiento, el plan se articula bajo un modelo de Proyección y Escalabilidad compuesto por

tres ejes de acción específicos: Academia, Universidad e Industria, tal como se detalla en el mapa estratégico de transferencia institucional.

Figura 6.

Estructura de plan de divulgación de BAO.



Nota. Elaboración Propia del plan de divulgación

Eje Académico: Publicación de Resultados

La naturaleza de esta investigación, al integrar métricas cuantitativas de salud mental universitaria con el desarrollo de una arquitectura de computación afectiva, posee un alto valor para la comunidad científica de las ciencias de la computación y la computación afectiva. Por lo tanto, el producto principal de este eje podría encaminarse a un artículo científico indexado.

Justificación del canal: La publicación en revistas científicas indexadas garantiza la revisión por pares, el rigor metodológico y la difusión global de la arquitectura técnica desacoplada del sistema, posicionando a la Universidad Ean como un referente en innovación de software orientada al bienestar psicosocial.

Ruta operativa y acciones:

1. Adaptación del manuscrito: ajuste del proyecto al formato estandarizado e inglés técnico exigido por las editoriales internacionales, estructurando de manera concisa el diagnóstico de la muestra y las métricas de telemetría en la nube.
2. Selección de la revista: Postulación hacia revistas indexadas en el Índice Bibliográfico Nacional Publindex (MinCiencias) y bases de datos globales de prestigio (Scopus / Web of Science, Q2 o Q3), tales como la Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje o el Journal of Educational Computing Research.
3. Sometimiento y ajustes: Gestión del proceso de revisión, respuesta a los evaluadores del comité editorial y publicación en acceso abierto para fomentar su citación.

Eje Universidad: Escalabilidad y Despliegue Transversal Institucional

Este eje busca la transferencia directa del conocimiento y del artefacto tecnológico desarrollado hacia el entorno productivo real de la institución donde se originó el estudio. El producto esperado es la implementación del piloto oficializado de BAO dentro del ecosistema digital de la Universidad Ean.

Justificación del canal: Al haberse demostrado empíricamente que el 88.6% de la muestra requiere alternativas proactivas frente a los canales de bienestar tradicionales, la universidad se consolida como el escenario de validación inmediata más pertinente.

Ruta operativa y acciones:

Alineación con Bienestar Universitario: Presentación de la matriz de requerimientos (Fase 2) y el módulo de triaje (Fase 4) ante la dirección de bienestar de la Universidad Ean para presentar la herramienta y verificar la viabilidad de su posible implementación.

Migración de Infraestructura: Transición del entorno de desarrollo gratuito (Free Tiers) hacia las suscripciones institucionales de producción dentro del portal de Microsoft Azure y la consola corporativa de Google Cloud de la universidad, permitiendo absorber el volumen real de estudiantes concurrentes bajo el modelo de pago por uso.

Despliegue Transversal: Ampliación del alcance lógico del sistema mediante la calibración y reentrenamiento ligero del motor afectivo de Google Gemini para asimilar las jergas específicas, factores de riesgo y demandas psicosociales de otras facultades de la institución (como Administración, Economía o Sostenibilidad), logrando una cobertura integral en todo el campus.

Eje Industria: Transferencia B2B y Modelo de Negocio Corporativo

La proyección de BAO trasciende el aula de clase para impactar el sector productivo de la tecnología de la información, donde los desarrolladores profesionales se enfrentan a problemas análogos de fatiga cognitiva y aislamiento en proyectos de alta exigencia comercial. El producto de este eje es una propuesta de incubación empresarial B2B (Business-to-Business).

Justificación del canal: La industria del desarrollo de software sufre de altas tasas de deserción y bajas de rendimiento debido al síndrome de *burnout* laboral. Disponer de un agente inteligente integrado de forma invisible en el entorno corporativo permite realizar un triaje preventivo y proteger la salud ocupacional del talento humano.

Ruta operativa y acciones:

Adaptación para "Software Factories": Modificación de las *System Instructions* del agente inteligente (Fase 4) para cambiar el contexto académico universitario por el contexto laboral empresarial, adaptando el lenguaje hacia metas de entrega de código (*sprints*), fallas en producción y manejo de la presión con clientes corporativos.

Construcción del modelo de transferencia: Postulación de la herramienta ante la plataforma Impacta de la Universidad Ean o unidades de incubación de negocios, estructurando un modelo de licenciamiento de Software como Servicio (SaaS) con un cobro basado en suscripción mensual por volumen de empleados activos.

Consolidación de Aliados: Búsqueda de alianzas estratégicas con empresas desarrolladoras de software en Bogotá y agremiaciones del sector TI (como Fedesoft) para ejecutar pilotos controlados en equipos de QA y desarrollo backend, midiendo el retorno de inversión en términos de retención de talento y disminución del ausentismo por causas de salud mental.

Cronograma Estimado de Divulgación y Recursos Requeridos

Para asegurar la ejecución coordinada de estas estrategias durante los 12 meses subsiguientes a la sustentación del proyecto, se establece la planeación temporal descrita en la

Tabla 12.

Cronograma general y asignación de recursos para el plan de divulgación de BAO.

Meses	Eje Estratégico	Acciones Específicas a Ejecutar	Recursos e Instituciones Requeridas	Resultados Esperados
01-mar	Academica	Traducción técnica, redacción del manuscrito APA 7 y sometimiento a la revista indexada.	Acompañamiento de la dirección de investigación y biblioteca Ean.	Manuscrito en estado de revisión editorial (Under Review) en Scopus.
04-jun	Universidad	Migración técnica a cuentas de producción Azure Ean y calibración del prompt para otras facultades.	Infraestructura Cloud de la Universidad Ean; articulación con la Dirección de Bienestar.	Lanzamiento del piloto oficial BAO para estudiantes de ingeniería y administración.
07-dic	Industria	Estructuración del modelo de negocio SaaS, postulación a Impacta y acercamiento comercial B2B.	Unidad de Emprendimiento Ean, mentorías de propiedad intelectual y aliados del sector TI.	Prototipo comercial validado en al menos una Software Factory externa.

Nota. Elaboración propia basada en las pautas de proyección y la rúbrica de transferencia científico-tecnológica de la Universidad Ean (2026).

Conclusiones

La culminación de la presente investigación y el desarrollo de la herramienta tecnológica permiten estructurar las siguientes conclusiones alineadas con los objetivos propuestos:

- Se cumplió de manera integral el Objetivo General de la investigación al diseñar y verificar un agente virtual (BAO) que combina de manera efectiva el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) y la Computación Afectiva, ofreciendo un canal preventivo de acompañamiento emocional de alta disponibilidad (24/7) diseñado específicamente para las dinámicas y retos de los estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Ean
- En relación con el primer objetivo específico, la caracterización documental desarrollada mediante una encuesta ($n = 35$) aportó una justificación estadística innegable al evidenciar que el 67.6% de la población sufre niveles críticos de agotamiento emocional, y que el 31.4% de ellos experimenta un aislamiento total ante crisis emocionales. Esta fase de análisis situacional demostró empíricamente la existencia del "punto ciego" institucional y permitió delimitar con exactitud la especificación de requerimientos técnicos, justificando la necesidad de priorizar el anonimato estricto (bajo la Ley 1581 de 2012).
- Frente al segundo objetivo específico, se demostró que el diseño de una arquitectura desacoplada y cloud-native constituye una infraestructura sumamente escalable, eficiente y segura. El modelo de cómputo *serverless* utilizado no solo garantizó un autoescalado elástico capaz de procesar picos de demanda concurrentes, sino que redujo los costos de

capital, demostrando que es posible desplegar soluciones complejas de inteligencia artificial aplicada con un uso optimizado de recursos de nube

- Respecto al tercer objetivo específico, el desarrollo del prototipo de BAO validó la viabilidad de la computación afectiva para mediar la comunicación humano-computador. La implementación de instrucciones de sistema complejas (*Prompt Engineering*) en el backend permitió que la inteligencia artificial se adaptara al estado emocional detectado, utilizando analogías de programación y el lenguaje propio de la ingeniería para generar empatía y cercanía, rompiendo así el estigma cultural que tradicionalmente no es llamativo para los jóvenes y los aleja de los servicios de soporte presenciales
- Finalmente, en lo concerniente al cuarto objetivo específico, los resultados del protocolo de verificación técnica confirmaron experimentalmente la solidez del sistema. Al registrar un 94.2% de precisión en la clasificación afectiva dentro del lenguaje de ingeniería, una disponibilidad operativa del 99.94% y una latencia promedio de 1.62 segundos, se valida de forma concluyente la hipótesis de investigación descriptiva: la mediación tecnológica bajo un esquema asíncrono y distribuido optimiza la frecuencia y la precisión en la captura de indicadores afectivos, identificándose como un eslabón preventivo eficiente y viable que complementa y fortalece la red de bienestar institucional tradicional

Referencias

Ariza Flórez, A., & Hernández Herrera, K. (2023). Problemas, trastornos o afectaciones en la salud mental generadas por el Covid-19 los colombianos entre 2020-2021: revisión sistemática [Trabajo de especialización, Universidad Cooperativa de Colombia].

Barraza-Macías, A. (2018). *El estrés académico en estudiantes de grado*. Universidad Pedagógica de Durango.

Buconic, F. (2025). El acompañamiento educativo integral como factor de cometabolización psíquica y prevención en salud mental. *Acta Psiquiátrica y Psicológica de América Latina*, 71(1), 15–30.

Cercas, A. (2024). *Lengua, computadoras y emociones: interdisciplinariedad en la era de los Large Language Models (LLMs)*.

Colombia. Ministerio de Salud y Protección Social & COLCIENCIAS. (2015). *Presentación Encuesta Nacional de Salud Mental 2015*.
<https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/presentacion-encuesta-nacional-salud-mental-2015.pdf>

Ekman, P. (1972). *Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings*. Pergamon Press.

El Estrés y Ansiedad por COVID-19. (2023). *Los Sentimientos de los Estudiantes Reflejados En la Opinión de una Encuesta Realizada En Pandemia*.
<https://rednie.eco.unc.edu.ar/files/DT/213.pdf>

Gómez-Luna, E., et al. (2025). Detección de riesgo emocional mediante procesamiento de lenguaje natural en español. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*.

Influencia de la ansiedad en el rendimiento académico de estudiantes de Ciencias de la Salud. (2022). Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales U.D.C.A.

<https://repository.udca.edu.co/server/api/core/bitstreams/5c044da6-901c-4ebc-97ee-5207c572f9de/content>

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2024). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition* (3rd ed. draft). Prentice Hall.

Largo, J. M. (2025, 27 mayo). Más del 60% de los estudiantes universitarios en Colombia sufren de estrés académico severo: así puede evitarlo. *Infobae*.

<https://www.infobae.com/colombia/2025/05/27/mas-del-60-de-los-estudiantes-universitarios-en-colombia-sufren-de-estres-academico-severo-asi-puede-evitarlo/>

Londoño-Prieto, J., Vernaza-Pinzón, P., Dueñas-Cuellar, R. A., Niño-Castaño, V. E., & Rivera-Gómez, A. K. (2024). Estrés académico en estudiantes universitarios: la epidemia silenciosa en una facultad de ciencias de la salud. *Salud UIS*, 56.

Lux, L. (2025, 4 agosto). *Burnout y salud mental: el rol del psiquiatra en la recuperación del agotamiento profesional*. Centro de Terapia Integral.

<https://centrodeterapiaintegral.cl/burnout-y-salud-mental-el-rol-del-psiquiatra-en-la-recuperacion-del-agotamiento-profesional/>

Maharaj, S., et al. (2024). Navigating mental health challenges in international university students: A systematic review. *Journal of Mental Health*.

Martínez-Espejo, R., et al. (2024). Uso de agentes conversacionales en la atención de salud mental: una revisión sistemática. *Revista de Psicopatología y Psicología Clínica*.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2018). *Resolución Número 0004886 de 2018*.
<https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/DIJ/resolucion-4886-de-2018.pdf>

Ministerio de Salud y Protección Social. (2025). *Boletín Salud Mental: datos y cifras 2024-2025*.
<https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/VS/PP/ENT/boletin-salud-mental-datos-cifras-2024-2025.pdf>

Pineda-Roa, C. A., & Galindo-Vázquez, O. (2023). Efectividad de las intervenciones breves en la salud mental y la retención de estudiantes universitarios. *Revista de Psicología Educativa y Psicopedagogía*, 12(2), 45-58.

Plaza del Arco, F. M., Curry, A., Cercas Curry, A., & Hovy, D. (2024). Emotion Analysis in NLP: Trends, Gaps and Roadmap for Future Directions. *Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)*, 5696–5710.

Rodríguez, A., & López, M. (2023). Estrés académico y salud mental en universitarios colombianos: un análisis pospandemia. *Revista Colombiana de Psicología*.

Soto, S. J. G., & Deudor, L. E. H. D. H. (2022). Salud Mental en universitarios: Una revisión de la literatura científica en el tiempo. *Journal of Neuroscience and Public Health*.

Susan, M. (2026, 30 marzo). *Emotional Regulation: 5 Evidence-Based Regulation Techniques*. PositivePsychology.com. <https://positivepsychology.com/emotion-regulation/#how-to-regulate-emotions-4-theories>

Beck, A. T., Rush, A. J., Shaw, B. F., & Emery, G. (1979). *Cognitive therapy of depression*. Guilford Press.

- Gross, J. J. (1998). The emerging field of emotion regulation: An integrative review. *Review of General Psychology*, 2(3), 271-299.
- Gross, J. J., & Thompson, R. A. (2007). Emotion regulation: Conceptual foundations. En J. J. Gross (Ed.), *Handbook of emotion regulation* (pp. 3-24). Guilford Press.
- Gyurak, A., Gross, J. J., & Etkin, A. (2011). Explicit and implicit emotion regulation: A dual-process framework. *Cognition and Emotion*, 25(3), 400-412.
- Porges, S. W. (2011). *The polyvagal theory: Neurophysiological foundations of emotions, attachment, communication, and self-regulation*. W. W. Norton & Company.
- Universidad del Rosario. (2025, 5 noviembre). *Salud mental en Colombia: cómo prevenir el burnout académico*. <https://educacionvirtual.urosario.edu.co/blog/salud-y-bienestar/salud-mental/>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Vásquez, J., & Torres, L. (2024). Asistentes virtuales y bienestar estudiantil: implementación en el entorno universitario. *Educación Superior y Sociedad (ESS)*.